

Richard Groß

SITUATIONEN MASCHINELLEN LERNENS

Über KI-Experimente
in Kunst und Wissenschaft

[transcript] Digitale Gesellschaft

Richard Groß
Situationen maschinellen Lernens

Richard Groß (Dr. phil.) war Promotionsstipendiat am Schaufler Lab@TU Dresden und Projektkoordinator der Arnold Gehlen-Gesamtausgabe. Er studierte Soziologie, Kunstgeschichte und Musikwissenschaft an der Technischen Universität Dresden und The New School in New York. Zu seinen Forschungsschwerpunkten zählen Sozial- und Gesellschaftstheorie sowie Technik-, Medien-, Kultur- und Zeitsoziologie.

Richard Groß

Situationen maschinellen Lernens

Über KI-Experimente in Kunst und Wissenschaft

[transcript]

Die vorliegende Publikation ist eine überarbeitete Fassung einer an der Philosophischen Fakultät der Technischen Universität Dresden unter dem Titel »Situationen maschinellen Lernens. Über rechentechnische Unbestimmtheitstransformationen und praktische Problemkalibrierungen« angenommenen Dissertation.

Tag der Disputation: 28. Mai 2025

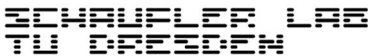
Erstgutachter: Prof. Dr. Dominik Schrage; Zweitgutachter: Prof. Dr. Dirk Baecker

Diese Publikation entstand am Schaufler Lab@TU Dresden, einem gemeinsamen Projekt von THE SCHAUFLEER FOUNDATION und der Technischen Universität Dresden, und wurde durch ein Promotionsstipendium gefördert.

Zusätzlich wurde diese Forschungsarbeit von der Graduiertenakademie der TU Dresden, finanziert aus Mitteln der Exzellenzstrategie von Bund und Ländern, durch ein Abschlussstipendium gefördert.

Die Open Access Publikation wurde durch das Sächsische Staatsministerium für Wissenschaft, Kultur und Tourismus unterstützt.

Ein Projekt von:



Bibliografische Information der Deutschen Nationalbibliothek

Die Deutsche Nationalbibliothek verzeichnet diese Publikation in der Deutschen Nationalbibliografie; detaillierte bibliografische Daten sind im Internet über <https://dnb.dnb.de/> abrufbar.



Dieses Werk ist unter der Creative-Commons-Lizenz BY-SA 4.0 lizenziert. Für die ausformulierten Lizenzbedingungen besuchen Sie bitte die URL <https://creativecommons.org/licenses/by-sa/4.0/>.

Die Bedingungen der Creative-Commons-Lizenz gelten nur für Originalmaterial. Die Wiederverwendung von Material aus anderen Quellen (gekennzeichnet mit Quellenangabe) wie z.B. Schaubilder, Abbildungen, Fotos und Textauszüge erfordert ggf. weitere Nutzungsgenehmigungen durch den jeweiligen Rechteinhaber.

2026 © Richard Groß

transcript Verlag | Hermannstraße 26 | D-33602 Bielefeld | live@transcript-verlag.de

Umschlaggestaltung: Kordula Röckenhaus

Druck: Elanders Waiblingen GmbH, Waiblingen

<https://doi.org/10.14361/9783839458778>

Print-ISBN: 978-3-8376-8047-8 | PDF-ISBN: 978-3-8394-5877-8

Buchreihen-ISSN: 2702-8852 | Buchreihen-eISSN: 2702-8860

Gedruckt auf alterungsbeständigem Papier mit chlorfrei gebleichtem Zellstoff.

Für Rama

Inhalt

Metamorphosen maschinellen Lernens 2012 – 2026	9
Einleitung	10
KI/ML-Diskurse	20
Ansatz und Aufbau der Untersuchung	28
 Aspekte einer Soziologie künstlicher Intelligenz	35
Eine ambivalente Verfassung	36
Über Algorithmen	42
Zwischen Korrelation und Kausalität	66
Zeitliche und räumliche Dimensionen	80
 Maschinelles Lernen als Kommunikation, Praxis und Situation	91
Zugänge einer Sozialtheorie maschinellen Lernens	92
Künstliche Kommunikation	102
Empirische Realität und soziotechnische Praxis	109
Situationen maschinellen Lernens	124
Empirische ML-Situationsanalyse	138
 Über Bäume, Bienen und Maschinen	155
Fallstudie 1: Visionen transformierter Bäume	156
Fallstudie 2: Bienen-Maschinen-Experimente	182
 Experimentelle Problemkalibrierungen	211
Doppelte Unbestimmtheit und experimentelles Kontingenztraining	211
Schwache Situationalität und kalibrierte Probleme	221
(Un-)Bestimmte Probleme	236

Soziotechnische Intelligenz mit stochastischen Kontingenzmaschinen	251
Situation und Intelligenz	252
Rechentechnische Bestimmungen sozialer Wirklichkeit	268
Stochastische Kontingenzmaschinen	278
Die Realität wahrscheinlicher Fiktionen.....	286
 Literaturverzeichnis.....	 307
 Abbildungsverzeichnis	 343
 Danksagung	 345

Metamorphosen maschinellen Lernens 2012 – 2026

Innerhalb der vergangenen sechs Jahre, in denen diese Studie Gestalt angenommen hat, hätte ich für einleitende Bemerkungen zum gesellschaftlichen Stellenwert und der wissenschaftlichen Relevanz des Themas meiner Untersuchung zu verschiedenen Zeitpunkten sehr unterschiedlich ansetzen können. Dies gilt nicht nur in dem offensichtlichen Sinne, dass die letzten sechs Jahre den Zeitraum markieren, in dem die hier präsentierten Resultate meiner Forschung erst sukzessive Form angenommen haben. Im gleichen Zeitraum hat deren Gegenstand eine solche Vielzahl an möglichen Aufhängern für eine anekdotisch vermittelte Einführung in diese soziologische Studie geliefert, dass mir irgendwann gerade die Erwähnung dieses Umstand den besten Ansatz für einen Einstieg darzustellen schien. Maschinelles Lernen (im Folgenden: ML) als seit geraumer Zeit maßgebliche Variante sogenannter Künstlicher Intelligenz (KI) hat sich als soziales Phänomen in den vergangenen Jahren nicht nur beträchtlich verändert, sondern ist dabei auch kontinuierlich Gegenstand von inner- wie außerwissenschaftlichen Kontroversen gewesen. Diese betreffen Diskussionen um den aktuellen ›Stand der Technik‹ und vor allem Beurteilungen hinsichtlich der zu erwartenden – zu erhoffenden wie zu befürchtenden – Folgen ihrer Verbreitung und Weiterentwicklung.

Die Eigenheiten des Gegenstandes dieser Studie nachvollziehbar zu machen und ebenso dessen Dynamiken als soziales Phänomen Rechnung zu tragen, ist Anliegen dieser Einleitung. Damit sollen gleich zu Beginn die Spezifika des Themas vermittelt und insbesondere für die damit einhergehenden Problematisierungsweisen der Untersuchung sensibilisiert werden. Im Folgenden werde ich daher zunächst eine Skizze der jüngeren Entwicklungen um ML anfertigen und Tendenzen des diese Entwicklungen begleitenden sozial- und geisteswissenschaftlichen Diskurses nachzeichnen. Dies wird mir dazu dienen, den Gegenstand dieser Studie sowie meine Perspektive auf diesen zu spezifizieren, bevor ich schließlich den grundlegenden Ansatz und das Vorgehen meiner Untersuchung vorstelle.

Einleitung

›Vorläufig rückblickend‹ aus dem Jahre 2026 lässt sich eine bereits mehr als ein Jahrzehnt andauernde Phase ausmachen, in der KI beständig ökonomische, wissenschaftliche und zunehmend politische Aufmerksamkeit erfahren hat. Bereits Anfang 2020 – als die Arbeit an meinem Dissertationsvorhaben am Schaufler Lab@TU Dresden begann – waren intensive öffentliche Debatten um KI als vermeintlich die Geister scheidende »Schlüsseltechnologie des 21. Jahrhunderts« (Roth 2020) anhaltend an der (post-)massenmedialen¹ Tagesordnung.² Die diskursive Prominenz von KI war (und ist) derart hoch, dass sich bisweilen der Eindruck aufdrängte, soziologische KI-Forscher:innen könnten allein mit der Aufgabe, den inmitten des Hypes sich verbreitenden Halb- bis Unwahrheiten um utopische wie dystopische KI-Szenarien mit wissenschaftlicher Auf- bzw. Abklärung beizukommen, mehr als genug Beschäftigung finden. Dies lag auch daran, dass sozial- und geisteswissenschaftliche Forschung zu ML mittlerweile eigene, den Präntentionen der an der (Weiter-)Entwicklung von ML maßgeblich beteiligten Unternehmen gegenüber durchaus kritische Perspektiven etabliert hatte. Zunehmend wurde grundlegende Kritik an ML in seiner gegenwärtigen Form vernehmbar: »If 2012 was the year in which the Deep Learning revolution began, 2019 was the year in which its sources were discovered to be vulnerable and corrupted« (Pasquinelli & Joler 2021, S. 1267). ML ist als soziales Phänomen beschreib- und problematisierbar geworden. Einsichten in seine gesellschaftliche Einbettung offenbaren etwa Abhängigkeitsverhältnisse, die Beobachter:innen gleichermaßen für wissenschaftliche Forschung interessant wie politisch problematisch erscheinen.³

-
- 1 Die vorangestellte Vorsilbe markiert die Ergänzung der ›klassischen‹ Massenmedien um internetbasierte und insbes. sog. Soziale Medien.
 - 2 Alternative Formeln zur Unterstreichung (bzw. Bewerbung) des epochalen Charakters von KI vergleichen diese (oder semantisch nah: [Big] Data) mit mutmaßlich vitalen Energie- oder Wertressourcen, etwa Elektrizität, Gold oder Öl, vgl. Sudmann 2018b, S. 57, Höinghaus 2015. Wenig überraschend ziehen solche Vergleiche nicht selten Kritik und Widerspruch nach sich, vgl. etwa Spitz 2017.
 - 3 »Beobachter:innen« verwende ich hier identisch mit »Beobachtern« im systemtheoretischen Sinne (mit bestimmten Unterscheidungen bezeichnende und unterscheidende Beobachtungsinstanzen wie soziale und psychische Systeme, vgl. Luhmann 1984, S. 63 sowie Luhmann 1997, S. 67f.). Die von mir verwendete geschlechtsneutrale Form könnte daher gewissermaßen als irreführend verstanden werden, erschien mir allerdings im Sinne konsistenter sprachlicher Konventionen aus pragmatischen Gründen als beste Lösung, zumal geschlechtsbezogene Unterscheidungen sich bekanntermaßen als zentral für die die Selbstbeobachtung psychischer Systeme erweisen. Zudem erlaubt mir diese Wahl, im Folgenden ›binnendifferenzierend‹ »Beobachter« von »Beobachterinnen« und wiederum »Beobachter:innen« zu unterscheiden.

»The Great AI Awakening« (Lewis-Kraus 2016) schien sich daher bereits am Anfang meiner Arbeit an der vorliegenden Studie in mancherlei Hinsicht längst vollzogen zu haben. Unter diesem Titel hatte schon Ende 2016 das New York Times Magazine eine ausführliche Reportage des Journalisten Gideon Lewis-Kraus über den *state of the art* in Sachen KI publiziert. Den Anlass dazu schuf der damals als bahnbrechend wahrgenommenen Umstellung von Such- und Übersetzungsfunktionen bei Google auf Machine Learning-Verfahren. Bei diesem Vorgang, der viele Millionen Nutzer:innen vermutlich erstmalig mit auf gegenwärtigen Formen sogenannter Künstlicher Intelligenz beruhender Software in Kontakt kommen ließ, handelt es sich um ein Kernereignis in der Geschichte des neuerlichen Aufstiegs von »konnektionistischen« bzw. »subsymbolischen« Ansätzen der KI-Forschung und -Entwicklung, die mit dem Label ML verbunden werden (vgl. Sudmann 2018b).

Diese »KI-Schule« verfolgt einen Ansatz, der anders als bei früheren, rückblickend häufig »good old-fashioned AI« (GOFAI) genannten Strömungen nicht (mehr) auf regelbasierte Programmierung für »künstliche« Agenten setzt (vgl. etwa Pasquinelli 2017). Deren Leistungsfähigkeit – etwa sogenannter Expertensysteme der 1980er und 1990er Jahre – misst sich am Komplexitätsniveau dieses Skripts von symbolisch vermittelten Anweisungen. Die Programmierung derartiger Verfahren besteht dabei – schematisch gesprochen – aus diskreten Regeln zur Transformation definierter Inputs (vgl. etwa Muhle 2018, S. 18). Demgegenüber beruht ML – in erster Annäherung – darauf, dass ein in einem Datensatz als repräsentiert angenommener Phänomenzusammenhang algorithmisch modelliert wird. Dem »ground-truthing« (vgl. Jatón 2021, Kap. 1 & 2, Jatón 2024), d.h. der Festlegung einer Datenbasis, die den interessierenden Zusammenhang abbilden soll, folgt dann eine »Trainingsphase«, in der ein Algorithmus eine Funktion errechnet, die in bestmöglicher Annäherung die Struktur des Datensatzes, d.h. der Verteilung einzelner Datenpunkte in einem Vektorraum von Datenbeziehungen beschreiben kann. Hier sind Input und Output in Form eines Datensatzes gegeben und eine »Maschine lernt« (daher ML) Transformationsregeln zwischen beiden. Dieser Ansatz steckt grundsätzlich hinter allen populären als Durchbrüche gefeierten Neuerungen im Feld der KI-Entwicklung innerhalb der letzten 15 Jahre – von *Computer Vision* bis zu *Large Language Models* – und verhalf die Rede von Algorithmen und KI weit über Fachkreise heraus zu popularisieren.⁴

4 Interessanterweise werden in aller Regel nicht etwa maßgebliche Fortschritte im Bereich mathematischer oder informatischer Forschung für die rapiden Entwicklungen im Bereich ML seit 2012 verantwortlich gemacht. Wesentliche theoretische Grundlagen für die Entwicklung künstlicher neuronaler Netze der Art, wie sie in populären Verfahren zum Einsatz kommen, waren bereits in den 1980er Jahren geschaffen. Effiziente und davor zunächst überhaupt viable technische Implementierungen derselben wurden jedoch erst möglich unter der Voraussetzung von hinreichend verfügbarer Rechenleistung. Der technische »Kniff«, die Berechnungen der Netze von der linear rechnenden CPU (*central processing unit*) auf die parallel ope-

Weil die vorliegende Arbeit eine soziologische Auseinandersetzung mit gegenwärtigen Formen von KI zu leisten beansprucht, handelt sie von ML, was die Wahl des Titels dieser Studie erklärt. Die bis zu dieser Stelle synonyme Verwendung von KI und ML soll indes die semantische Unschärfe im diskursiven Gebrauch beider Bezeichnungen spiegeln. Ohne Rekurs auf KI lässt sich kaum einführend über ML schreiben und eine gewisse begriffliche Konfusion kann wohl als symptomatisch für die diskursiven Dynamiken um KI und ML gelten. Ich erwähne diesen Umstand auch deshalb, weil gegenwärtig schon in Fragen der Begriffswahl in einer maßgeblich von der Kommerzialisierung der in der Forschung entwickelten Produkte geprägten Lage soziologisch mitreflektiert werden muss, dass sich schon auf der Ebene der Gegenstandsbezeichnung Interessen manifestieren. Unter diesen Bedingungen ist es dann wenig überraschend, dass Forschende und anders praktisch mit KI Agierende – dies auch im Vorgriff auf die Ergebnisse meiner empirischen Fallstudie – den Begriff sogar explizit ablehnen, und eher noch mit ML in Zusammenhang gebracht werden wollen, andererseits in öffentlichen Auftritten oder Anträgen selbst wiederum darauf zurückgreifen. Im Folgenden wird zumeist von ML, gelegentlich von KI, mitunter aber auch von KI/ML die Rede sein. Bezieht sich erstere Bezeichnung explizit auf den Gegenstand meiner Untersuchung, verstehe ich KI im Kontext dieser Untersuchung als eine seit nunmehr etwa 70 Jahren etablierte Semantik zur Bezeichnung einer besonderen Art technischer Phänomene, denen ML zugerechnet wird und deren Eigenart im Folgenden erörtert werden soll. KI/ML hingegen verwende ich für Kontexte, deren Bezugsrahmen im angedeuteten Sinne uneindeutig ist oder aber explizit KI wie auch ML einschließt.

Für das »Great AI Awakening« als Aufstieg des ML-Paradigmas in KI-Forschung und -Entwicklung der jüngeren Zeit lässt sich pragmatisch ein Anfangspunkt im Jahre 2012 ausmachen. Die Veröffentlichung eines Fachaufsatzes von Alex Krizhevsky, Ilya Sutskever und Geoffrey Hinton (2012) lieferte den Nachweis der Leistungsfähigkeit sogenannter neuronaler Netze im Hinblick auf automatische Objekterkennung in Bildern.⁵ Es führte erstmalig vor, dass eine technisch umsetzbare algorithmische

rierende GPU (*graphics processing unit*) umzulagern, war dabei von zentraler Bedeutung und zugleich ein Grund dafür, warum ML-Anwendungen zunächst aufgrund der technischen Anforderungen an GPUs kaum auf handelsüblichen PCs zum ›Laufen‹ zu bringen waren, vgl. Sudmann 2018a, S. 22ff. sowie kritisch Whittaker 2021.

- 5 Seine Beiträge in der Forschung zu künstlichen neuronalen Netzen seit den 1980er Jahren brachte Geoffrey Hinton 2019 den Turing-Award und zuletzt den Nobelpreis für Physik sowie den inoffiziellen Titel des »Godfather of AI« ein, vgl. etwa Ranosa 2019, Rothman 2023. Dass dieser Titel durchaus ambivalent besetzt ist und Hintons Rolle in Vergangenheit und Gegenwart der KI-Forschung kontrovers verhandelt werden, zeigt etwa die kritische Berichterstattung der öffentlichkeitswirksamen Aufgabe seines Postens bei Google im Jahre 2023, die er damit begründete, dass er infolge dieser freier über Risiken in Verbindung mit aktuellen Entwicklungen in Sachen KI/ML sprechen könne, vgl. Marx 2023.

mische Modellierung eines hinreichend quantitativ wie qualitativ umfassenden Datensatzes von Bildern es erlaubt, das Modell nach Abschluss der sog. Trainingsphase neue Bilder automatisch »erkennen« zu lassen.⁶ Die Bilder im Trainingsdatensatz sind mit den Bildinhalten korrespondierenden Tags (»Hund« und über weitere 1000 Klassen) versehen und der Erfolg der Forschung bestand darin, ein Modellierungsverfahren vorlegen zu können, dass die Inhalte von bisher ungekennzeichneten Bildern zuverlässig klassifizieren, d.h. die korrekten Tags produzieren kann. Das Verfahren lieferte signifikant bessere Ergebnisse als vergleichbare Ansätze der damaligen Zeit. Noch im gleichen Jahr erschien ein weiteres Paper, das weit über wissenschaftlichen Kreise hinaus in kompakter Form der Schlagzeile für Furore sorgte, dass KI nun »völlig autonom« Katzen in YouTube-Videos Katzen erkennen könne. Die Studie einer Google-Forschungsgruppe wies nach, dass ihr auf einem Verfahren des sog. *unsupervised learning* beruhendes Modell »von sich aus« begonnen hatte, Bilder, in denen Katzen zu sehen sind, konsistent einer Klasse zuzuweisen, obwohl das algorithmische Modell mit nicht vorab klassifizierten Bilddaten erstellt worden war und daher Katzen gar nicht »kennen« konnte (vgl. Quoc et al. 2012).

Anschließend Forschung ebnete über die nächsten Jahre hinweg den Weg zu einem Zuverlässigkeitsgrad bei visueller Objekterkennung, der dem menschlicher Proband:innen in vergleichbaren Tests entspricht. Die Prominenz von sog. *human parity* als Maßstabsgröße zur Beurteilung von Verfahren maschinellen Lernens erstreckte sich bald auf weitere Anwendungsbereiche. Bald sollte *human parity* mutmaßlich auch in den Bereichen Spracherkennung und -übersetzung erreicht worden sein.⁷ Seit der Verbreitung von sog. Large Language Models (LLMs), etwa der GPT-Reihe von Open AI, ist diese Lösung wieder und wieder neu spezifiziert und variiert worden.

Die bislang erwähnten Beispiele beziehen sich allesamt allein auf die Verarbeitung von Sprach- und Bilddaten und Anwendungen für Endnutzer:innen. Es sollte keineswegs übersehen werden, dass Verfahren maschinellen Lernens auch in wirtschaftliche, journalistische und anderen professionellen Praktiken Einzug gehalten haben. Die diversen Einsätze von ML in dieser Vielzahl von Kontexten sind unlängst auch zum Gegenstand soziologischen Interesses geworden. So liegen mittlerweile in vielfältiger Form Studien zur praktischen Nutzung von ML vor, z.B. im Kontext etwa von Polizeiarbeit, in der Justiz, im Versicherungswesen, in der (Präzisions-)Medizin, im Personalmanagement, am Finanzmarkt oder in der Wissenschaft.⁸ Besondere publizistische Aufmerksamkeit erhielt zudem schon früh die Forschung zu »Computer Vision« im militärischen Kontext des Einsatzes

6 Konkret handelt es sich um ein sog. *Deep Convolutional Neural Network*, vgl. ebd.

7 Vgl. kritisch zu diesen Behauptungen Beaver 2022.

8 Vgl. dazu entsprechend der Reihenfolge der Themenaufzählung Text exemplarisch: Andrejevic 2018, Egbert, Kaufmann et al. 2019, Esposito & Heimstädt 2021, Završnik 2021, Cevolini

von Drohnen in Kriegsszenarien, nicht zuletzt aufgrund der von dieser und weiterer Berichterstattung ausgehenden Skandalisierung der beobachteten Praktiken (vgl. etwa Richardson 2019). Überhaupt war die sprunghafte Zunahme öffentlichen Interesses an ML zuerst bei Bilderkennungsverfahren zu beobachten – auch oder gerade, weil deren Aufstieg zu diskursiver Prominenz von brisanten Enthüllungen begleitet wurde, die problematische Aspekte der Anwendungen offenbarten.⁹

An Bestimmungen aus der Informatik angelehnt beruht ML – schematisch formuliert – auf der algorithmischen Verarbeitung von (zumeist sehr umfangreichen) Datensätzen. Im Zuge dieses auch als *Training* bezeichneten Vorgangs wird eine Modellierung des Datensatzes errechnet. Dieses Modell hat die Form einer mathematischen Funktion, die in möglichst präziser Annäherung an den Datensatz dessen Strukturen – die Beziehungen einzelner, als Input und Output definierter Datenpunkte zueinander – beschreiben soll. Die errechnete Funktion ist im beschriebenen Sinne eine Datenanalyse, die in der Folge weitere Daten(-analysen) produzieren kann (vgl. Dourish 2016, S. 7). Die Bandbreite dieser Klasse statistischer Analysen ist groß und reicht von linearer Regression bis zu neuronalen Netzen, die Milliarden von Gewichtungen umfassen – etwa die bereits erwähnten Sprachmodelle.¹⁰ Zentral für die Einordnung als Verfahren maschinellen Lernens ist die datenbasierte Modellierung eines Datensatzes als (partiell) automatisierte Errechnung einer Funktion, die von einem bestimmten Algorithmus »gefunden« wird. Dieses »function finding« (Mackenzie 2017, S. 96) impliziert, dass die Funktion inputsensibel, d.h. in Abhängigkeit von der Datenbasis variabel ist und ggf. das Modell unter Berücksichtigung neuer Daten »weiterrechnen«, d.h. adaptiv reagieren kann. Dies unterscheidet klassische Machine Learning-Algorithmen wie *k-means* (vgl. MacQueen 1967) oder *support vector machines* (vgl. Cortes & Vapnik 1995) von anderen algorithmischen Verfahren, weshalb Algorithmen für sich nicht prinzipiell mit ML gleichzusetzen sind. Wenngleich sich hier eine diskursive Amalgamierung beobachten lässt – so weit,

& Esposito 2020, Hofmann 2023, Mateescu & Nguyen 2019, Lange, Lenglet & Seyfert 2016, Both 2020.

- 9 Man denke etwa automatischen Klassifizierung Schwarzer Menschen als Gorillas in der Foto-App von Google im Jahre 2015. Der Mechanismus konnte offenbar auch drei Jahre später nur durch Entfernen der gesamten Klasse »Gorilla« – also Label wie auch zugehörige Bilder von Gorillas unterbunden werden, vgl. Vincent 2018.
- 10 Die im Falle sogenannter generativen Verfahren ergänzt werden um Vorhersagefunktionen im Sinne von »Auto-Vervollständigen« durch Errechnung der höchstwahrscheinlichen nächsten Elemente des Modells. So können die generative von den »diskriminierenden« Funktionen in ML unterschieden werden, wobei das Attribut allein auf den Bezug der Funktion auf die Datengrundlage und nicht etwa auf die Beurteilung von Outputs bezogen ist. Probabilistisch modellierende Bayes'sche Netze stellen ein klassisches Beispiel für generative Verfahren dar, wohingegen Support Vector Machines (vgl. Cortes & Vapnik 1995), eingesetzt als Klassifikator oder Regressor, häufig zur Erklärung von diskriminierenden Funktionen herangezogen werden, so etwa in Jebara 2004, S. 5–12.

sodass auch in den für diese Studie maßgeblichen sozial- und geisteswissenschaftlichen Diskussionen nicht immer trennscharf zwischen ML, KI und Algorithmen unterschieden wird –, halte ich terminologische Differenzierung in diesem Zusammenhang für wichtig. Folglich hat diese Studie nicht etwa Algorithmen an sich oder KI überhaupt, sondern explizit ML zum Gegenstand.¹¹

Mit Blick auf die für ML typischen algorithmischen Modellierungsverfahren ist charakteristisch, dass die derart produzierten Datenanalysen sich aufgrund der zugrundeliegenden Errechnungsmethode für Beobachter:innen in ihrem Sinngehalt oft als schwer nachvollziehbar erweisen, auch wenn sie sinnförmig verfasst (Text, Bild) sind. LLMs ›verstehen‹ nicht etwa eine Frage und ›überlegen‹ sich daraufhin eine Antwort, sondern errechnen für eine Eingabe (›Prompt‹) einen wahrscheinlichen Output auf Basis stochastischer Analysen der ihm zugrundeliegenden (häufig unüberschaubar großen) Datensätze.¹²

Dieses Problem gilt in aller Regel selbst (und gerade auch) dann, wenn die Eigenschaften des Datensatzes als *ground truth* des Modells im Sinne formaler Verteilungen und Regelmäßigkeiten als bekannt wie auch im Sinne der sinnhaften Bedeutung der Daten als ›verstanden‹ vorausgesetzt werden können (vgl. Dourish 2016, S. 7). Die mitunter überraschenden, wenn nicht gar unheimlich anmutenden Outputs der Modelle (vgl. Bucher 2017) sind daher nicht ohne Weiteres in ihrer Genese ›erklärbar‹ und lassen sich hinsichtlich ihrer Implikationen meist auch im Nachhinein nicht sinnvoll erschließen (vgl. Burrell 2016).¹³

In den vorangehenden Sätzen klang bereits die wesentliche Rolle von Datensätzen an, die auch in der Hinsicht nicht zu unterschätzen ist, dass die Verfügbarkeit hinreichend quantitativ großer wie qualitativ gehaltvolle Datensätze eine der wesentlichsten Voraussetzungen von ML und damit auch von dessen rasantem Aufstieg innerhalb der letzten etwa zehn Jahre ist. Vor dem Hype um ML war der Hype um ›Big Data‹ – etwa in Form des schon erwähnten *ImageNet*. Dieser Datensatz wurde 2006 von der Informatikerin Fei-Fei Li konzeptualisiert als Verknüpfung des damals schon existierenden *WordNet*¹⁴ mit Bildern. Innerhalb von zweieinhalb Jahren

11 Florian Jatón berichtet in seiner empirischen Studie zur sozialen Genese von Algorithmen davon, dass interessanterweise unter praktisch mit der Entwicklung von algorithmischen Verfahren Beschäftigten bisweilen oft als unklar gilt, welche Art von Algorithmen als »real machine learning« gelten können, vgl. Jatón 2021, S. 269.

12 Dessen exakte Komposition zudem nicht öffentlich bekannt ist.

13 Unter dem Label »Explainable AI« oder »XAI« wird seit längerer Zeit daran gearbeitet, diesen Umstand zu beseitigen, bislang mit nützlichen, aber überschaubaren Ergebnissen, vgl. Zednik 2021 sowie Sudmann 2020, S. 194ff.

14 Einem seit den 1980ern entwickelten lexikalischen Datensatz, der Wörter der englischen Sprache in gegenwärtig 117000 distinkten »Synsets« eingruppiert. Dabei werden die semantischen Beziehungen der Synsets zueinander erfasst und jeder Eintrag enthält zudem eine Kurzdefinition, siehe Princeton University 2010.

gelang es Lis Team, eine 3,2 Millionen (manuell in 5247 »Synsets« klassifizierte [siehe Fn. 14]) Bilder umfassende Sammlung aufzubauen (vgl. Jatón 2021, S. 272) – mittlerweile umfasst ImageNet mehr als 14 Millionen Bilder und 21841 »Synsets« (vgl. ImageNet 2021). Bemerkenswert an diesem Projekt ist nicht zuletzt, dass für die händische Annotation der Bilder Amazons Dienst »Mechanical Turk«¹⁵ in Anspruch genommen wurde, weil das Bewältigen dieser Aufgabe allein durch studentische Hilfskräfte wohl Jahrzehnte gedauert hätte (vgl. Fei-Fei 2010). Die Inanspruchnahme des Crowdsourcing-Dienstes für *ImageNet* ist damit vermutlich eines der frühesten, wenn nicht das früheste Beispiel für sogenannte »ghost work« im Zusammenhang mit ML.¹⁶ Mit diesem Konzept bezeichnen Mary Gray and Siddharth Suri diejenige von Menschen – zumeist (auch im Falle von AMT) aus dem Globalen Süden – verrichtete Arbeit, ohne die sogenannte Künstliche Intelligenz in ihrer gegenwärtigen Form nicht realisiert werden könnte (vgl. Gray & Suri 2019, S. IX).

Dieser Umstand berührt gleichsam unmittelbar den eben erwähnten »Durchbruchaufsatz« (vgl. Krizhevsky et al. 2012). Der in Anlehnung an den Vornamen des Erstautoren Alexander Krizhevsky als *AlexNet* bekannte Ansatz nutzt nämlich den ImageNet-Datensatz (zu dem Zeitpunkt 1,2 Mio. Bilder mit 1000 Klassen) als »Ground Truth« und stellte seine Leistungsfähigkeit im Rahmen der »ImageNet Large Scale Visual Recognition Challenge« (vgl. ImageNet 2021b) im Jahre 2012 unter Beweis, die *AlexNet* mit signifikantem Abstand zum nächstplatzierten gewann (vgl. Wei 2019). Aufgrund dieser Verstrickung erscheint es nicht vermessen, die umfangreiche Annotationsarbeit für *ImageNet* als so wichtigen wie ungewürdigten Beitrag zum Erfolg von *AlexNet* zu verstehen. Es deutet sich hier bereits an, dass die soziologische Betrachtung von ML instruktive Einsichten womöglich weniger aus der Beobachtung der Nutzung von ML, sondern vor allem auch der Genese entsprechender technischer Anwendungen gewinnen kann. So präsentiert dieser erste kursorische Überblick ML als räumlich verteilten Prozess, in dessen Verlauf verschiedene Ressourcen mobilisiert werden. In einer solchen diachronen Perspektive auf die Genese von ML-Anwendungen erscheinen diesen weniger als disruptive radikale Transformationen und vielmehr als Akkumulationsvorgänge (vgl. Mackenzie 2017, S. 5).¹⁷

15 Zum Hintergrund der Crowdsourcing-Plattform vgl. Crawford 2021. S. 63–69, bes. 67f. sowie ausführlicher zur Geschichte des »Mechanical Turk«: Standage 2022.

16 Ab 2007 waren jährlich wohl ca. 20–30.000 Menschen als Arbeitskräfte an der Klassifizierung der ImageNet-Bilder beteiligt, vgl. Markoff 2012.

17 Diese Betrachtungsebene lässt indes auch den sich in der gleichen Zeit vollziehenden Aufstieg von Sozialen Medien in neuem Licht erscheinen. Versteht man diesen nämlich vor allem als Aufstieg von Data Capture-Technologien und Cloud Services (vgl. Halpern et al. 2022), die Nutzer:innendaten zur weiteren Verwendung (und Verwertung) auf privaten Servern speichern, wird leicht nachvollziehbar, dass Soziale Medien und ML alsbald in einen datenökonomischen Zusammenhang geraten würden.¹⁷ Dieser wurde bald als Plattform- und/oder Überwachungskapitalismus (vgl. etwa Srnicek 2018, Zuboff 2018) beschrieben – und beruht

Ein dynamischer Gegenstand

Die beschriebenen Entwicklungen seit 2012 (*AlexNet*) bzw. schon 2007 (*ImageNet*) haben schnell sozial- und geisteswissenschaftliches Interesse auf sich gezogen. Mittlerweile liegt ein vielseitiges Korpus sozial- und geisteswissenschaftlicher Forschung zu ML vor, die sich in den letzten Jahren entwickelt, differenziert und konsolidiert hat. Mittlerweile ist die Rede von »Critical AI Studies« als einem – in der Formulierung der Medien- und Literaturwissenschaftler:innen Rita Raley und Jennifer Rhee (2023) – interdisziplinär operierenden »field in formation«. ML bzw. KI scheint also, so ließe sich daraus schließen, neue Ansätze geistes- und sozialwissenschaftlicher Forschung erforderlich gemacht zu haben, die jüngeren Datums sind oder überhaupt erst noch gefunden werden müssen (»... in formation«). Eine solche Proklamation lässt sich als Versuch der Konsolidierung weit verzweigter Forschungen verstehen, der auf Umstände reagiert, die auch für die vorliegende Studie von zentraler Bedeutung sind.

Eine solche Konstatierung belegt zudem, dass nicht immer völlig klar scheint, was unter ML/KI zu verstehen sei und wie sich die Forschung – theoretisch wie methodisch – auf ihren Gegenstand beziehen sollte. Dies verweist wiederum darauf, dass »Künstliche Intelligenz« als diskursive Referenz nicht einheitlich verwendet wird. Dies verwundert wenig, da schon ein historischer Blick auf KI die Geschichte eines *moving target* offenbart (vgl. etwa Fazi 2021, S. 6). Bei diesem handelt es sich um ein kontext-, situations- und interessenabhängig variabel bestimmbares Phänomen, dessen wechselnde Verständnisse das Spannungsfeld zwischen dem technisch Möglichen – »künstlich« erzeugt – und dem vermeintlich das Menschliche Auszeichnenden – häufig als Maßstab für »Intelligenz« – und beständig aufs Neue ausgelotet haben.¹⁸

Schon die Hintergründe der ersten bekannten Verwendung von »Artificial Intelligence« im Jahre 1955 belegen, dass ein wesentliches Anliegen hinter dieser

im Hinblick auf Wertschöpfung nicht unwesentlich auf global distribuierte »ghost work«. Wobei gewissermaßen fraglich scheint, ob (»digitaler« [Staab 2019]) »Kapitalismus« zur Beschreibung der »Informationsökonomie« überhaupt noch die richtige Bezeichnung ist. Maßgeblich dafür ist die Beurteilung der Frage, ob Daten i.S.v. Information als Kapital verstanden werden sollten, vgl. Wark 2019.

- 18 Sinnbildlich dafür gilt der dem Informatiker Larry Tesler zugeschriebene Satz: »AI is whatever hasn't been done yet«, so etwa populär etwa Hofstadter 1979, S. 601. Tesler jedoch hat eigenen Angaben zufolge stattdessen Folgendes von sich gegeben: »Intelligence is whatever machines haven't done yet.« Many people define humanity partly by our allegedly unique intelligence. Whatever a machine – or an animal – can do must (those people say) be something other than intelligence« (Tesler [o.J.]). Was sich viel eher als Kritik eines Anthropozentrismus liest, der Menschlichkeit mit Intelligenz schlechthin liest, wurde daher vermutlich nicht ganz im Sinne des Urhebers zum geflügelten Wort.

Wortschöpfung darin bestand, einen für Finanzierungsanträge attraktiven Titel für das mit Mitteln auszustattende eigene Forschungsvorhaben präsentieren zu können (vgl. Moor 2006). Anlass dieser ersten prominenten Proklamation war bekanntlich das »Dartmouth Summer Research Project on Artificial Intelligence« und damit zunächst dessen Finanzierungsantrag, ausgearbeitet und eingereicht von John McCarthy, Marvin Minsky, Nathaniel Rochester und Claude Shannon. Die im Antragstext des für den Sommer 1956 angesetzten (und durchgeführten) achtwöchigen Workshops gesetzten abstrakten Ziele lesen sich auch heute noch nachvollziehbar. Das nach wie vor prominente Schlagwort »Learning« ist ebenso enthalten – wie interessanterweise auch ein expliziter Bezug auf das Medium Sprache, das im Kontext aktueller Debatten um LLMs in aller Munde ist:

The study is to proceed on the basis of the conjecture that every aspect of learning or any other feature of intelligence can in principle be so precisely described that a machine can be made to simulate it. An attempt will be made to find how to make machines use language, form abstractions and concepts, solve kinds of problems now reserved for humans, and improve themselves. (McCarthy et al. 1956, S. 1)

Aus diesem Ursprungsszenario heraus hat sich für das Feld der KI-Forschung eine temporale Paradoxie hinsichtlich des durch »KI« Bezeichneten ergeben. »KI« (und gleichsam die Spezifizierung »ML«) bezieht sich immerzu auf aktuell die Forschung beschäftigende Probleme, die (noch) nicht technisch lösbar sind. Es handelt sich bei KI/ML daher in wesentlicher Hinsicht häufig primär im Wortsinne um eine Projektion.

Versuche, qua der Markierung eines wissenschaftlichen »field in formation« Übersicht zu schaffen, hängen von gegenwärtigen Visionen über zu Erreichendes, aber ebenso vom jeweils aktuellen gegebenen faktischen »Stand der Technik« ab. Dieser entwickelt sich mit Blick auf KI – aktuell mit besonderem Fokus auf ML – ebenso dynamisch. Dies haben die vergangenen zehn Jahre Technikentwicklung wohl unbestreitbar gezeigt. *ALs moving target* erweist sich KI/ML daher mindestens in zweifacher Hinsicht.

»Durchbrüche« innerhalb dieses Feldes können die soziale Bedeutung und Relevanz von KI maßgeblich verändern, wenn etwa die Veröffentlichung neuer Produkte innerhalb kurzer Zeit die Defizite der vorigen vergessen macht. Sofern technische Neuerungen nicht zugleich terminologische Verschiebungen mit sich bringen, sondern unspezifisch als »KI« verhandelt werden, kann dies den Stand wissenschaftlicher Forschung schnell altern lassen. Dies gilt nicht nur für Vorhersagen über die Potenziale wie auch die Risiken von KI, die beständig Gefahr laufen, schnell widerlegt zu werden. Auch weniger an Spekulationen interessierte Forschungen stehen dem Problem gegenüber, den Anspruch auf generalisierbare Aussagen zum untersuchten Phänomen mit dessen permanenter Vorläufigkeit ver-

mitteln zu müssen. KI-Forschung ist daher als ein »field in formation« zu verstehen – ebenso wie ihr Gegenstand. Dieser ist nicht nur semantisch ein *moving target*, sondern muss auch in seiner je aktuellen technisch-materialen Gestalt immerzu als Prototyp verstanden werden.¹⁹ Wichtig scheint mir dabei die Beobachtung, dass sich abhängig vom jeweiligen »state of the art« auch der soziale Bezugsrahmen für ML verändert. Rückblickend etwa lässt sich sehen, dass im Bereich visueller Kunst die für bildgebende ML-Verfahren seit 2015 so charakteristische »visual indeterminacy« (Hertzmann 2020) vor allem Ausdruck der Möglichkeiten und Grenzen von sogenannten GAN-Architekturen war. Seit dem Einzug von Verfahren wie *Stable Diffusion* (im Jahre 2022), die nahezu fotorealistische Bilder zu generieren imstande sind, kann nicht mehr davon die Rede sein, dass visuelle »KI-Kunst« gerade durch eine charakteristische Unschärfe der Bildelemente gekennzeichnet sei.²⁰

Mit Blick auf jüngere Entwicklungen könnte auch über das Feld der Kunst hinaus schnell der Eindruck entstehen, als hätte es allein seit 2020 eine Reihe von so folgenreichen Innovationen in der Entwicklung von KI-Verfahren und -Produkten gegeben, dass fraglich scheinen könnte, inwiefern die hier primär aus empirischer Feldforschung gewonnenen Beschreibungen überhaupt in irgendeiner Form generalisierbare Gehalte zur Verfügung stellen können. Vor allem im Feld der Verarbeitung und Generierung von Text- und Bildinhalten – zunehmend gilt dies auch für auditive Formen – zeigt sich die technische Realität gegenüber dem, was vor wenigen Jahren noch als innovativ angesehen wurde, als eine entschieden andere. *CLIP*, *DALL-E*, *Stable Diffusion*, *Midjourney*, *ChatGPT*, *Gemini*, *Grok*, *Copilot*, *DeepSeek*, *Claude* (Anthropic) – seit 2020 wurde eine ganze Reihe von Bild- und Sprachmodellen veröffentlicht, denen nachgesagt wird, ihre jeweiligen »Vorgänger« in einer Vielzahl von Hinsichten übertroffen zu haben, was Leistungsfähigkeit und damit verbunden mutmaßlich auch Nützlichkeit in Anwendungsform angeht. Im Umkehrschluss heißt dies, dass vormals aktuelle Verfahren schnell in Vergessenheit geraten können.

Mit dieser Einsicht, dass bestimmte Formen von ML mitunter »schnell altern«, möchte ich sensibilisieren für potenzielle Differenzierungslinien in Bezug auf den Gegenstand dieser Studie. Der ausführlichen Auseinandersetzung mit dieser Problematik gewissermaßen vauseilend soll deren Erwähnung an dieser frühen Stelle dem Erwartungsmanagement dienen: Empirischer Gegenstand dieser Studie sind spezifische Formen von ML zu einer gegebenen Zeit, als Praktiken darüber hinaus

19 Vgl. zur technischen Bedeutung des Prototyping bereits vor 40 Jahren Floyd 1984 sowie allgemeiner zum gesellschaftlichen Stellenwert des Phänomens Dickel 2019.

20 Ausführlich zu dieser Periodisierung mit der Unterscheidung GAN/Post-GAN im Hinblick auf bildgebende Verfahren im Kontext von zeitgenössischer KI-Kunst vor/seit 2019 vgl. Offert 2023.

auf spezifische Art und Weise situiert. Abstrahierende Generalisierungen zu maschinellem Lernen oder gar Künstlicher Intelligenz sind nicht das primäre Anliegen der Untersuchung und können nur unter bestimmten Voraussetzungen gewonnen werden. Damit ist zugleich freilich nicht ausgeschlossen, dass sich über verschiedene Generationen von ML hinweg konsistente Problembezüge in den mit ML verbundenen sozialen Praktiken ergeben – etwa für den beschriebenen Zeitraum seit 2012 – wie an späterer Stelle zu zeigen sein wird. Dennoch scheint mir dieser Hinweis zur Vorsicht an dieser frühen Stelle durchaus geboten, besonders mit Blick auf mediale Diskursdynamiken, innerhalb derer definitive Festlegungen zu den langfristigen Potentialen, Schwierigkeiten und Gefahren im Zusammenhang mit ML an der Tagesordnung sind.

Im Rahmen dieser kursorischen thematischen Sondierung, der in den Abschnitten zur Soziologie künstlicher Intelligenz eine systematische Erörterung des Untersuchungsgegenstandes folgen wird, soll nun nach dieser ersten Annäherung an ML mittels der Schilderung wichtiger Ereignisse und Dynamiken der letzten etwa zehn Jahre die Perspektive gewechselt werden.

KI/ML-Diskurse

Innerhalb der letzten Jahre ist KI/ML innerhalb des sozial- und geisteswissenschaftlichen Diskurses zu einem prominenten Thema avanciert. Schon in quantitativer Hinsicht beeindruckt das rasant gestiegene Interesse, das sich unter anderem in der Zahl einschlägiger Artikel, Bücher und Schwerpunktheftes, sowie – auf institutioneller Ebene – neu ins Leben gerufener Fachzeitschriften und spezifisch denominierter Professuren, wenn nicht ganzer Forschungseinrichtungen ausdrückt.²¹

In diesem Abschnitt versuche ich einführend eine knappe Sondierung prägnanter Tendenzen dieses Diskurses in schematisierender Form, die heuristisch drei distinkte Positionen identifiziert. In erster Annäherung an die sozial- und geisteswissenschaftliche Literatur zu KI/ML werde ich nicht unmittelbar auf eine systematische soziologische Auswertung der bisherigen Forschung abzielen. Stattdessen geht es mir zunächst darum, einen Eindruck der lebhaften Debatten zu vermitteln, wie sie für den gegenwärtigen Diskurs um KI/ML dies und jenseits fachwissenschaftlicher Grenzen charakteristisch sind. Damit verfolge ich die Absicht, für die Eigenheiten eines Forschungsgegenstandes zu sensibilisieren, der nicht nur, wie beschrieben, schon immer ein *moving target* gewesen ist, sondern darüber hinaus auch gegenwärtig so anhaltend wie lautstark kontrovers verhandelt wird. Wenngleich sich

21 In der erwähnten Einführung zum Feld der »Critical AI Studies« findet sich eine Auflistung vor allem US-amerikanischer (geistes-)wissenschaftlicher Einrichtungen, vgl. Raley & Rhee 2023, S. 198f.

soziologische Forschung von solchen Dynamiken jenseits der eigenen Fachgrenzen, vor allem in Absicht auf normative Beurteilungen von KI/ML, nicht übermäßig oder gar etwa in der eigenen Theoriearbeit beeinflussen lassen sollte, so sind diese doch zumindest auf angemessene Weise als potenziell relevante Bestandteile des Forschungsgegenstandes einzuordnen. Dies gilt besonders vor dem Hintergrund der Vermutung, dass entsprechende diskursive Dynamiken auch vor empirischen Szenarien, wie ich sie im Kontext dieser Studie untersuche, kaum Halt machen werden. Und darüber hinaus ist im Sinne einer reflexiven methodologischen Herausforderung wohl allemal anzuerkennen, dass außerfachliche Diskurse zu innerfachlich verhandelten Gegenständen den soziologischen Diskurs vielmehr durchaus informieren und nicht etwa völlig unberührt lassen. Schließlich gilt, dass auch wir Soziolog:innen das, was wir über unsere Gesellschaft wissen, doch vor allem aus den (Post-)Massenmedien wissen (vgl. Luhmann 1996, S. 9).

Zur Differenzierung diskursiver Positionen zu KI/ML beziehe ich mich auf Umberto Ecos Unterscheidung von »Apokalyptikern« und »Integrierten« (Eco 1984a [1962]), die dieser im Zuge einer Studie zur Kritik an der Massenkultur der 1960er Jahre entwickelt hatte. Mit diesen Bezeichnungen charakterisiert Eco insbesondere – in Auseinandersetzung mit der Frankfurter Schule (vgl. Eco 1984b, S. 11) – Modi der kritischen Bezugnahme auf die moderne Massenkultur. Erscheint diese Apokalyptiker:innen grundlegend als in einem Zerfallsprozess befindlich, den sie als letzte echte »Kulturmenschen« (ebd.) bezeugen, erleben Integrierte sie vielmehr als sich entwickelnd, erweiternd und auf zu begrüßende Weise wandelnd. Ecos Schema betrifft den normativen wie operativen Charakter diskursiver Bezugnahmen auf einen Gegenstand im Modus der Kritik bzw. Affirmation: Integrierte seien die Produzent:innen von Texten der Massenkultur, Apokalyptiker:innen hingegen schrieben lieber *über* sie. Im Zuge der Distanznahme qua Kritik²² stifteten sie ihren Leser:innen dennoch Trost, da ihre Positionierung Identifikationspotenzial biete: »er läßt ihn, vor dem Hintergrund der drohenden Katastrophe, die Existenz einer Gemeinschaft von ›Übermenschen‹ erahnen, die sich über die Banalität und den ›Durchschnitt‹ zu erheben vermögen [...]« (ebd.); eine »ausgewählte *community*« (Eco 1984a [1962], S. 17) derer, die es besser wüssten.

Während die Apokalyptiker gerade dadurch überleben, dass sie Theorien über den Zerfall ausbilden, versagen sich die Integrierten weitestgehend der Theoriearbeit; sie erzeugen und übermitteln ihre Botschaften in unbefangener Leichtigkeit, tagtäglich auf allen Ebenen. Die Apokalypse ist eine Besessenheit der dissenters, des Andersdenkenden; die Integration ist die konkrete Realität derjenigen, die nicht abweisen, nicht anderer Meinung sind. (ebd., S. 16)

22 Etwa mittels solcher begrifflicher Konstruktionen wie »Kulturindustrie« (vgl. ebd., S. 19).

Nun handelt es sich bei der Massenkultur, wie Eco sie sich zum Thema seiner Studie machte, um einen wesentlich anders verfassten Forschungsgegenstand als ML/KI, der zudem in der Gegenwartsgesellschaft aus einer Vielzahl von Gründen gleichsam anders zu kontextualisieren wäre. Daher ist eine Modifikation des Eco'schen Modells vorzunehmen, um zu einem aussagekräftigen analytischen Schema für die Beurteilung des KI/ML-Diskurses zu gelangen. Statt von zwei soll von drei maßgebliche Positionierungen ausgegangen werden, die entsprechend der Eigenheiten von KI/ML durch erweiterte Beurteilungskriterien bestimmt sein sollen.²³ Diese werden nicht primär hinsichtlich ihres normativen Bezugs (Affirmation/Kritik) auf ML schlechthin unterschieden, sondern in zeitlich differenzierter Form einerseits auf ML in seiner gegenwärtiger gesellschaftlichen Form und andererseits auf ihre Prognosen hinsichtlich der Zukunft von KI/ML bezogen. Diese zwei Kriterien werden darüber hinaus um das der kognitiven Beurteilung von KI/ML ergänzt. In Anlehnung an Niklas Luhmanns Unterscheidung von kognitiven und normativen Erwartungen (vgl. Luhmann 1991, S. 138f.) sowie in Anbindung an das Anliegen der vorliegenden Studie soll festgehalten werden, inwiefern in den referierten Positionen ML als hinreichend verstanden (und mithin als Forschungsgegenstand gewissermaßen ›erledigt‹) oder aber als genuines wissenschaftliches Problem markiert wird und mithin als bislang eben nicht hinreichend verstanden gilt.

Drei Positionen zu KI/ML

Ein erstes ›Lager‹ halte ich mit dem Schlagwort *Gegenwartsapokalypse* (im Folgenden kurz: GA) für treffend beschrieben. Diesem sollen solche Positionen zugerechnet werden, die im Modus immanenter (und häufig mit aktivistischen Absichten verbundener politisch-engagierter) Kritik auf grundlegende Probleme im Zusammenhang mit aktuellen Anwendungen von ML und deren Auswirkungen hinweisen. Apokalyptischen Charakter bekommen diese Perspektiven dabei weniger durch die Imagination einer zur willkürlichen Setzung eigener Handlungsziele fähigen, übermächtigen Form von KI/ML, die ›von sich aus‹ böswillige Anliegen entwickelt und verfolgt. Vielmehr geht es um die Rolle von KI/ML im Kontext bestehender gesellschaftlicher Gewalt- und Ungerechtigkeitsregime und drohender, wenn nicht schon manifester Klimakatastrophen. Als reichenintensive und daher ressourcenkonsumierende Technik sei von KI/ML in den Händen der Falschen eine weitere Verschlechterung der gesellschaftlichen (und planetarischen) Zustände zu

23 Wie zu sehen sein wird, weisen die folgenden Positionen bei allen maßgeblichen Unterschieden allerdings eine Gemeinsamkeit darin auf, dass sie KI/ML bzw. (Digital-)Technik nicht grundlegend kategorisch ablehnen. Derartige gewissermaßen technophobe Positionen mag es auch geben, doch spielen sie im KI/ML-Diskurs m.E. keine nennenswerte Rolle.

erwarten. Die Ergänzung des Zeitbezuges soll indes darauf hinweisen, dass GA-Positionen nicht notwendigerweise eine unaufhaltsame Verfallsgeschichte erzählen, sondern einerseits von nostalgischen Bekundungen absehen und andererseits die Zukunft insoweit als offen verstehen, dass sie nicht vollends resignieren und jedenfalls die Möglichkeit einer ›besseren‹ Form von KI/ML für denkbar halten. Wenngleich die Fortsetzung aktueller Tendenzen katastrophale Folgen mit sich brächte, gäbe es doch noch alternative Trajektorien für KI/ML. Ich rechne diesem Lager eine Reihe von Positionen zu, wie sie insbesondere im erwähnten Feld der geistes- und sozialwissenschaftlichen Feld der »Critical AI Studies« (Raley/Rhee 2023) zu finden sind. Wohl nicht gänzlich überraschend weisen die entsprechenden Positionen eine Affinität zu Kritischer Theorie im Sinne der Frankfurter Schule und feministischen, ökologischen, dekolonialen sowie/bzw. antirassistischen Ansätzen aus.²⁴ Als politisch engagierte Forschungsansätze stellen sie der gegenwärtigen Realität von KI/ML ein quasi-apokalyptisches Zeugnis aus und explizieren oft selbst Wege in Richtung einer besseren zukünftigen Lage, im Kontext derer sie wohl integriert gelten könnten, wenn diese Wege auch als fragil zu gelten haben und der Horizont einer nicht-apokalyptischen Zukunft zunehmend außer Reichweite zu geraten drohe (vgl. Burrell 2023).

Diesem Positionenbündel steht das Lager der *Gegenwartsintegration* (GI) gegenüber, innerhalb dessen die jüngeren Innovationsdynamiken um ML prinzipiell gutgeheißen werden. Dieses nicht selten technikindustrienahen Positionen zeigen sich angetan von bisherigen Entwicklungen um KI/ML und werden unter anderem durch das Führungspersonal von an diesem Prozess beteiligter Unternehmen wie Elon Musk, Eric Schmidt, Shane Legg oder Sam Altman vertreten. Ebenso wird es durch prominente (Technik-)Wissenschaftler wie etwa Yann LeCun oder die bereits erwähnten Geoffrey Hinton (bis 2023 Google, vgl. Fn. 26) und Ilya Sutskever (OpenAI)²⁵ öffentlichkeitswirksam repräsentiert. Diese Positionierung leuchtet nicht zuletzt als Ausdruck der Interessen einer Allianz von industrieller und wissenschaftlicher Forschung ein. Dabei ist – wie oben bereits angedeutet – zu beobachten, dass wirtschaftliche (Plattform-)Unternehmen zunehmend als Akteure der KI-Forschung in Erscheinung treten und aufgrund ihrer finanziellen Möglichkeiten gerade in Bereichen der Forschung erfolgreich sind, die hohe Anforderungen an Rechenleistung stellen, etwa an den erwähnten LLMs.

24 Vgl. etwa mit Bezug auf Aspekte von Ausbeutung, Überwachung und Klassengesellschaftlichkeit etwa Pasquinelli 2024, Noble 2018, Apprich et al. 2018, Whittaker 2021; mit Fokus auf Ökologie und Klima Bender et al. 2021, Mullaney et al. 2021; sowie bzgl. postkolonialer und rassistische Aspekte in KI/ML etwa Amaro 2022, Chun 2021, Gebru & Torres 2024.

25 Hinton und Sutskever sind infolge des Aufschwungs um ML-Ansätze seit Veröffentlichung ihres oben vorgestellten Aufsatzes im Jahre 2012 schließlich in die Forschungsabteilungen privatwirtschaftlicher Unternehmen gewechselt.

Tatsächlich spielen derart die gegenwärtige gesellschaftliche Realität von ML normativ affirmierende orientierte Positionen im geistes- und sozialwissenschaftlichen Diskurs um KI/ML keine relevante Rolle und kommen innerhalb der Fachdebatten in der Regel nur als Teil der Beschreibung des ML/KI-Feldes vor. Das Lager der *GI* soll an dieser Stelle dennoch genauer in den Blick genommen werden, da es gegenwärtig eine interessante Metamorphose zu durchleben scheint. Offensichtlich verfügt es über öffentlichkeitswirksame Kanäle, weil es nicht durch zuletzt das Führungspersonal von maßgeblich in der KI-Entwicklung tätigen Plattformunternehmen verkörpert wird. Aus ebendiesem Milieu heraus wird seit mehreren Jahren auf eindringliche Weise vor den Gefahren der Weiterentwicklung aktueller ML-Verfahren unter den gegenwärtigen Vorzeichen gewarnt. Diese könne zur Folge haben, dass autonome *AGI* (*Artificial General Intelligence*) oder andere Formen von ›Superintelligenz‹ (vgl. Bostrom 2014) entstünden, die sich nicht mehr kontrollieren ließen und möglicherweise gegen ›die Menschheit‹ richten könnten. Es ist deshalb mitunter die Rede von ›existenziellen‹ Risiken in der Weiterentwicklung von KI/ML die Rede, die es einzudämmen gelte. Solche Ansichten werden gegenwärtig zuhauf und großem Medienecho publiziert, etwa in Form offener Briefe. Derartiges geschah etwa im Frühjahr 2023, als im März unter anderem von Elon Musk, dem Informatiker Yoshua Bengio und dem Historiker Yuval Noah Harari zum Aussetzen der Forschung an LLMs für ein halbes Jahr aufgefordert wurde, da diese ein »profound risk to society and humanity« (Bengio et al. 2023) darstellen könnten. Zwei Monate später sahen sich unter anderem Open AI-CEO Sam Altman wie auch der ›AI Godfather‹ Geoffrey Hinton und Ilya Sutskeyer (zu dem Zeitpunkt *Chief Scientist* bei OpenAI) zu einem »Statement of AI Risk« bewegt (Hinton et al. 2023).²⁶ Ich bezeichne die *Gegenwartsintegrierten* deshalb als zumindest in Teilen als Lager mit einer Affinität zu Positionen, die als *zukunftsapokalyptisch* verstanden werden können.

Damit sind die Prämissen der Unterscheidung Umberto Ecos umgekehrt und eine widersprüchlich anmutende Dynamik markiert. Es sind nun die ehemals Integrierten, die apokalyptische Szenarien beschwören und dafür ihrerseits von den ›eigentlichen‹ Apokalyptiker:innen (der Gegenwart: *GA*) für ihre falsche Version der Apokalypse kritisiert werden. Im Sinne schismogenetischer Dynamiken könnten diese sich in dieser Konstellation dazu gezwungen sehen, stärker als vorher zu markieren, dass ihr Narrativ gefährlicher Tendenzen im KI/ML-Feld vielleicht doch nicht ganz so apokalyptisch war – oder zumindest unbedingt klarmachen, dass es ihnen um eine andere, gewissermaßen ›authentischere‹ Version von KI-Apokalypse

26 Als Randnotiz ist hierbei festzuhalten, dass Hinton, der vorher kaum als öffentliche Figur in Erscheinung getreten war, vor diesem Bekenntnis seinen Posten bei Google aufgab, um sich laut eigener Aussage als individuelle Person und eben nicht mit Google Affiliierter äußern zu können.

ging.²⁷ Ihre Kritik an der GI-Position richtet sich daher besonders auch auf deren Instrumentalisierung des apokalyptischen Gedankens.²⁸ Damit werde die Angst vor dem Einbruch der Apokalypse als Vorwand genutzt, um besser Aussichten auf zukünftige finanzielle Zuwendungen durch Investments zu gewährleisten, aber auch die eigene Position dies und jenseits von KI/ML zu stärken.²⁹ Auch gegenüber politischen Regulationsversuchen brächten sich ›Neo-Apokalyptiker:innen‹ in Stellung, schließlich könnten sie so für sich in Anspruch nehmen, die drohenden Gefahren im Blick zu haben und glaubwürdig anmutend behaupten, selbst mit größtem Interesse an sicherer und ›sozialverträglicher‹ (schon im Sinne von ›friedlicherer‹ oder ›katastrophale Folgen bestmöglich verhindernder‹) KI zu arbeiten (vgl. etwa Burrell 2023, Gebru & Torres 2024).

Ein drittes Lager diskursiver Positionen scheint mir schließlich mit *Epistemische Krise* (EK) treffend beschrieben. Diese Positionen zeichnet aus, dass sie die kognitive Herausforderung in der Auseinandersetzung mit KI/ML in den Vordergrund stellen. Wenngleich sie positive wie negative realweltliche Effekte durchaus nicht leugnen, entsprechen ihre kritischen Perspektiven auf KI/ML doch zumeist Beobachtungen zweiter Ordnung. So etwa, wenn sie in KI/ML das Potenzial einer weiteren narzisstischen Kränkung der Menschheit im Sinne Sigmund Freuds vermuten – wobei freilich den ›allzu humanistisch‹ Argumentierenden (vor allem

-
- 27 Das Konzept der Schismogenese geht auf Gregory Bateson zurück, der dieses im Kontext seiner Forschung zur Beschreibung von sozialen Beziehungsdynamiken »progressiver Differenzierung« (Bateson 1983a, S. 108) innerhalb von (ethnografisch beobachteten) Kollektiven entwickelte: Mitglieder einer Gruppe A verhalten sich gegenüber Mitgliedern einer Gruppe B anders als gruppenintern, und Gleiches gilt umgekehrt. Sofern das Verhalten gegenüber der anderen Gruppe von dieser als provokant wahrgenommen wird – etwa verunglimpfend oder (so bei Bateson) prahlerisch –, kann diese geneigt sein, sich zu verteidigen und den so wahrgenommenen Angriff zu erwidern, woraufhin wiederum komplementäre Reaktionen erwartet werden können usw. Es ergibt sich darin eine Dynamik wechselseitiger Verstärkung, die zu immer schärferen Angriffen, dabei aber zugleich auch zur Ausbildung und Stabilisierung der eigenen Gruppenidentität führt (vgl. ebd.).
- 28 Diese Überlegung scheint mir parallel zu einem Gedanken Ecos hinsichtlich des Nutzens apokalyptischer Schwarzmalerei zu liegen, wenn dieser nämlich fragt: »Sind die apokalyptischen Visionen möglicherweise das raffinierteste Produkt, das sich dem Massenkonsum darbietet?« (Eco 1984a, S. 17).
- 29 Das Anliegen, die Menschheit vor KI zu retten, sei daher ein vorgeschobenes. Tatsächlich zeige sich im Lager der GI vor allem eine Affinität zu eugenischem Gedankengut. Das technindustrielles Milieu derer, die an AGI bzw. ›Superintelligenz‹ arbeiten, zeichne sich jenseits der offiziellen Behauptungen des noblen humanistischen Kernanliegens jedoch vor allem durch rassistische, xenophobe, klassistische und sexistische Einstellungen aus (vgl. Gebru & Torres 2024). Das Akronym *TESCREAL* fasst die maßgeblichen Ideologien zusammen, die sich in diesem Milieu anzutreffen seien, zu denen »transhumanism, Extropianism, singularitarianism, cosmism, Rationalism, Effective Altruism, and longtermism« (ebd.) zu zählen wären.

unter den GA) eine Kränkung zugeschrieben wird (vgl. Bratton 2024)³⁰. Eine solche sei mit Blick auf KI/ML nicht nur ein wesentliches epistemisches Hindernis, sondern verstelle gleichermaßen den Blick auf praktisch unausgeschöpfte Potenziale, für deren ausbleibende Realisierung ein mangelndes Verständnis derselben infolge eines normativ verankerter Anthropozentrismus verantwortlich gemacht werden können. Die Problemdiagnose des Lagers ED richtet sich damit also vor allem auf gegenwärtige Schwierigkeiten im theoretischen Verständnis von KI/ML. Der Diskurs befinde sich daher in einer Situation, in der für die Beschreibung der gegenwärtig vorgefundenen Lage noch keine adäquaten begrifflichen Mittel vorhanden seien.³¹ Entsprechende Einladungen zur Arbeit an einer dem rechen-technischen Stand der Dinge angemessenen »Philosophy of Computation« (vgl. etwa Bratton & Agüera y Arcas 2022, Cavia 2023) stehen dem Eindruck gegenüber, dass im weiteren diskursiven Umfeld die Verständnisschwierigkeiten im Zusammenhang mit KI/ML größtenteils verkannt und KI/ML entsprechend allein als Chiffre verhandelt werden. Das genuin Neue und eigentlich Interessante an KI/ML werde demzufolge überlagert, wenn nicht gar völlig unterdrückt bzw. »begraben« angesichts der durch industrielle Propaganda gesicherte Dominanz althergebrachter semantischer Stereotypen (vgl. Hui 2023).³²

Umgekehrt jedoch, so wäre wiederum aus Sicht der *Gegenwartsapokalyptiker:innen* kritisch am EK-Lager anzumerken, laufe Rhetorik, die vor allem die unergründliche Komplexität und Schwerverständlichkeit von KI/ML unterstreicht, doch immerzu Gefahr, aus dem Blick zu verlieren, was KI/ML als realweltlicher Phänomenzusammenhang tatsächlich bewirke. Angesichts der zahlreichen bedenklichen Effekte von ML-Anwendungen müssen solche Anliegen wohl als verblendet erscheinen – solange man jedenfalls der Ansicht ist, ML stelle nicht viel mehr als einen »fancy way to calculate an average« (Galloway 2021) dar.

In der Zusammenschau ergibt sich das Bild einer diskursiven Disposition, in der die drei besprochenen Positionenbündel als recht trennscharf unterscheidbare Lager unversöhnlich zu koexistieren scheinen, die jeweils vertretene Ansichten wechselseitig ablehnen. Im Kontext der vorliegenden Untersuchung – zumal an

30 Zu denen dieser bekanntermaßen die kosmologische, biologische und psychologische Kränkung in Verbindung mit den Entdeckungen von Kopernikus, Darwin und zuletzt seinen eigenen zählt, vgl. Freud 1966 [1917].

31 Diese Beschreibung erinnert diagnostisch an William Ogburns Konzept des »cultural lag«, das eine »kulturelle Phasenverschiebung« beschreibt, die eintrete, »wenn von zwei miteinander in Wechselbeziehungen stehenden Kulturelementen das eine sich früher oder stärker verändert als das andere und dadurch das zwischen ihnen bisher vorhandene Gleichgewicht stört« (Ogburn 1972, S. 328, vgl. auch Luhmann 1980, S. 296).

32 Yuk Hui identifiziert dies mit Bezug auf Hans Blumenberg als »eschatological imaginary« (ebd.) in Parallele zur Dysfunktionalität theologischer Semantiken im Kontext der Beschreibung modernen Gesellschaften.

diesem frühen Punkt derselben – möchte ich nicht zu elaborierten Erklärungsversuchen für die offenkundige Uneinigkeit ansetzen. Gleichmaßen geht es mir nicht um begründete Parteinahme im Widerstreit der Positionen. Offensichtlich könnte diese Heuristik als Ausgangspunkt für weiterführende Untersuchungen dienen, schließlich wirft das abgebildete Schema viel mehr neue Fragen auf, als dass es irgendetwas erklären könnte. Eine ›echte‹ Diskursanalyse könnte sicherlich auf produktive Weise genauer die Bedingungen dieser bemerkenswerten Inversion des Eco'schen Schemas sowie dessen Effekte hinsichtlich diskursiver Hegemonieverhältnisse den Blick nehmen. Dies ist allerdings gerade nicht das Anliegen, das ich hier verfolge. Stattdessen geht es mir an dieser Stelle allein um die Veranschaulichung verschiedener Aspekte und Dynamiken gegenwärtiger KI/ML-Diskurse.

Die vorläufige Sichtung desselben scheint mir im Ergebnis einerseits angesichts eines nicht zu knappen Angebots an Beurteilungen von ML vor allem theoretische Vorsicht (vor allzu verbindlichen konzeptuellen Festlegungen) zu gebieten. Noch vor der systematischen Auseinandersetzung mit vorhandenen sozialtheoretischen Angeboten und erst recht eigener empirischer Forschung zum Untersuchungsgegenstand entnehme ich der vorangehenden Diskussion in erster Linie Hinweise mit Blick auf mein Untersuchungsdesign. Dies sollte derart verfasst sein, dass ich ML darin jenseits der besprochenen diskursiven Abgründe und mithin als Phänomen verstehbar zu machen vermag, das apokalyptisch wie auch integriert und als Fortschreibung bekannter Phänomene wie auch als Bruch und genuine Emergenz beschrieben werden kann.

Darüber hinaus zeigt sich, dass die geschilderten Kontroversen von einem Diskurs zeugen, in dem Beobachtungen erster wie zweiter Ordnung gleichermaßen eine Rolle spielen. Insbesondere die ›soziologienahen‹ Positionsbündel *Gegenwartsapokalypse* und *epistemische Krise* üben sich vor allem in der kritischen Beobachtung von blinden Flecken (wechselseitige Zuschreibung ›ideologische Verblendung‹) und latenten Funktionen (etwa Mobilisierung finanzieller Mitteln oder Entzug politischer Regulierung im Lager der *Gegenwartsintegration*). Es handelt sich mithin um einen Diskurs, der KI/ML bereits längst *soziologisiert* hat. Soziologische Forschung zu ML hat folglich zu berücksichtigen, dass der außerfachliche Diskurs um ihren Gegenstand selbst längst voller soziologischer Argumente ist. Dies heißt für soziologische KI-Forschung einerseits, dass ML als soziales Phänomen in Abhängigkeit von gewählten Perspektiven unterschiedliche Charakteristiken aufweist und diese Perspektiven sich andererseits als von bestimmten Interesse geleitet erweisen können.

Die Konstellation der drei Positionen offenbart gemäß der gewählten Vergleichskriterien eine dreifache Frontstellung. In den gegenwärtigen ist nicht allein umstritten, wie die Gegenwart und Zukunft von ML normativ zu beurteilen ist. Darüber hinaus gibt es keinen Konsens darüber, wie ML überhaupt zu verstehen

ist. In dieser Hinsicht ist der aktuelle Diskurs womöglich auch als Ringen um ein adäquates Verständnis technischer Phänomene ohne eindeutig identifizierbare historische Vorbilder zu verstehen. Die Beobachtung dieses Ringens sorgte bei mir früh mitunter für Verwirrung, bald aber auch für intellektuelle Neugier und weckte in mir den Wunsch, diesem eigentümlichen Untersuchungsgegenstand meine Aufmerksamkeit als Forscher zu schenken. Entsprechend möchte ich in dieser Studie die bestehenden Kontroversen zum Anlass für eine soziologische Untersuchung machen, im Zuge derer ich als Feldforscher die empirische Realität von ML in den Blick nehmen werde, um auf dieser Basis einen eigenen Zugang zu der Frage danach zu gewinnen, wie sich ML mit Mitteln der soziologischen Theorie auf instruktive Weise beschreiben lässt. Zu dieser empirischen Realität von ML zählen dann freilich die Beschreibungen von KI/ML im Feld wie auch die praktische Realisierung des derart Beschriebenen. Der vorangehenden kursorischen Betrachtung des Untersuchungsgegenstandes entnehme ich also vor allem auch den Hinweis, dass mit Blick auf meinen Untersuchungsgegenstand Beobachtungen zweiter wie auch dritter Ordnung desselben bzw. von dessen Beobachter:innen relevant sein werden

In diesem Sinne möchte ich als erstes Zwischenfazit dieser Studie eine Reihe von Aspekten festhalten, die mir mit Blick auf ML für den weiteren Fortgang der Untersuchung – sowohl hinsichtlich Theoriebildung wie auch methodologischer Erwägungen für den empirischen Teil der Studie – besonders relevant erscheinen. In Form einer knappen Auflistung scheint mir insbesondere bemerkenswert, dass KI/ML erstens als *moving target* innerhalb von Projektionen zukünftiger gesellschaftlicher Szenarien fortdauernd als Spekulationsobjekt dient, deshalb zweitens als umkämpft zu gelten hat, was unter KI/ML eigentlich zu verstehen sei und dies schließlich drittens als Grundlage von Kontroversen darum gelten kann, wie KI/ML im Kontext geistes- und sozialwissenschaftlicher Forschung verhandelt wird, was selbstverständlich auch soziologische Analysen des Phänomens wesentlich betrifft. Vor dem Hintergrund dieser Überlegungen werde ich im Folgenden vorstellen, wie ich mich im Kontext dieser Studie ML soziologisch annähern werde.

Ansatz und Aufbau der Untersuchung

Einer kurzen Darstellung der jüngeren Geschichte im KI-Feld folgend habe ich im vorangehenden Abschnitt vor allem zu zeigen versucht, auf welche Art und Weise KI/ML aktuell diskursiv problematisiert wird. Im Folgenden gehe ich nun davon aus, dass die geschilderten Auseinandersetzungen als Symptom für Desiderate soziologischer Forschung verstanden werden können. Dies gilt mit Blick auf Theoriebildung wie auch empirische Sozialforschung. Die vorliegende Studie möchte ich als Versuch der Reaktion auf diese Probleme verstehen, die im Kern Aspekte von So-

zialtheorie und Methoden qualitativer Sozialforschung betreffen. Worauf genau ist diese Studie dann eine Reaktion?

KI/ML ist als vielgestaltiges soziales Phänomen nicht ohne Weiteres in seiner ›nackten‹ materialen Gestalt erkennbar und eindeutig festlegbar. Stattdessen ist davon auszugehen, dass den zahlreichen Interessenparteien, die als *stakeholders*³³ in unterschiedlicher Form an der Entwicklung, Verbreitung oder Nutzung von praktischen KI/ML-Anwendungen beteiligt sind, eine ebenso zahlreiche Vielfalt an interessengeleiteten Beobachtungsperspektiven auf den Gegenstand entsprechen. Diese Konkurrenz differierender und durchaus konfligierender Ansichten möchte und kann ich nicht auflösen. Stattdessen soll es expliziter Anspruch dieser Studie sein, diesen Umstand vom Explanans zum Explanandum machen – in empirischer Perspektive. Dementsprechend sieht das Vorgehen der Untersuchung von einer übermäßig umfänglichen theoretischen Bestimmung von KI/ML ab, und geht umgekehrt vor, angeleitet von der folgenden grundlegenden Frage: Wie zeigt sich KI/ML in der gesellschaftlichen Wirklichkeit? Im Zusammenhang mit den vorangehenden Überlegungen stellt sich sodann unmittelbar eine Reihe verschiedener reflexiv gerichteter soziologischer Folgefragen: An welche sozialen Bedingungen ist die jeweils beobachtete Erscheinungsform geknüpft? Welchen Vorstellungen von KI/ML spielen im konkreten praktischen Geschehen eine Rolle? Und ebenso: Suggestieren empirische Beobachtungen Widersprüche zwischen im Feld geäußerten Vorstellungen des Gegenstand und dessen tatsächlicher praktischer Bedeutung?

Kaum zufällig finden sich in verschiedenen, auch hinsichtlich ihrer disziplinären Hintergründe differierenden Studien Hinweise darauf, dass ML *vielen* sei bzw. sein könne. Die Literatur- und Medienwissenschaftlerinnen Rita Raley und Jennifer Rhee etwa machen »Critical AI Studies« – wie eingangs erwähnt – als ein eigenes Forschungsfeld aus, innerhalb dessen eine Vielzahl unterschiedlicher Disziplinen wichtige Diskursbeiträge liefern. Den Autorinnen zufolge spiegle dieser Umstand nicht zuletzt das auch historisch nachweisbare interdisziplinäre Wesen der KI-Forschung (vgl. Raley/Rhee 2023, S. 188). Ihr Verständnis von KI als »assemblage of technological arrangements and sociotechnical practices, as concept, ideology, and dispositif« (ebd.) ruft eine ganze Reihe gängiger soziologischer Konzeptströmungen auf und wird ergänzt um Verweise auf Korporationen, Geräte, Infrastrukturen, Industrien, Umweltkosten und Ausbeutung (ebd., S. 189). Der Text, erschienen im Frühjahr 2023 als Einleitung eines Sonderhefts von *American Literature*, liest sich als Erkundung der Frage, was literaturwissenschaftliche Forschung im engeren

33 Ein analytisches Modell ausgehend von an ML beteiligten *stakeholders* entwirft Carlos Zednik basierend auf der einleuchtenden Annahme, dass die in *Explainable AI* (XAI) implizierte Erklärbarkeit von ML-Anwendungen als jeweils relativ zur Position der beteiligten Parteien zu verstehen ist, vgl. Zednik 2021.

Sinne über ihre Disziplinengrenzen hinaus an Fachliteratur *zusätzlich* zu berücksichtigen hätte, wenn sie sich auf gegenstandsadäquate Art und Weise mit KI auseinandersetzen will. Es ist naheliegend, dass diese Intuition gleichermaßen auch für soziologische Forschung zu gelten hat. Die Vielfalt der in dieser Studie referierten Literatur wird dies – hoffentlich auf gewinnbringende Weise – demonstrieren können. Einer Vielzahl an Phänomenaspekten sollte bestenfalls eine reichhaltige, diese beleuchtende Literatur entsprechen, deren soziologischer Gehalt allerdings mitunter nicht unmittelbar offensichtlich ist und deshalb expliziert werden muss.

Mit dem Facettenreichtum des Untersuchungsgegenstands dieser Studie geht sogleich einher, dass diese kaum den Anspruch verfolgen kann, ein vollständiges Panorama von ML in seiner phänomenalen Mannigfaltigkeit herzustellen. Es gilt für diese Studie geradezu gilt das Gegenteil: gerade ein mikrologischer (bzw. -skopischer), auf die Entdeckung instruktiver Zusammenhänge im vermeintlich Kleinen abzielender methodischer Zugang wird, so hoffe ich, zu Einsichten führen, die sich womöglich in der abstrahierenden Theoriediskussion noch gar nicht finden lassen und diese anregen können.³⁴ In Form einer ethnografischen Fallstudie verspreche ich mir Einblicke in ML als empirisches Phänomen zu erlangen und dadurch Perspektiven auf ML zu gewinnen, die bislang womöglich wenig beachtete Aspekte des Untersuchungsgegenstandes in den Blick bringen. Dies scheint mir eine vielversprechende, bislang kaum eingeschlagene Ausrichtung von soziologischer Forschung zu ML darzustellen. Noch 2024 halten Roger Häußling, Claudius Härpfer & Marco Schmitt fest:

Für eine intensive soziologische Auseinandersetzung mit der neueren Künstlichen Intelligenz fehlen bislang zum einen noch Möglichkeiten einer empirischen Auseinandersetzung mit dem Thema jenseits öffentlicher oder wissenschaftlicher Diskurse und zum anderen auch ein theoretischer Zugang der techniksoziologisch, wie sozialtheoretisch überzeugt. (Häußling et al. 2024, S. 10)

Habe es in den letzten Jahren zweifellos instruktive soziologische Beiträge zu KI/ML gegeben, so seien es doch zumeist eher Studien mit ähnlicher Ausrichtung wie mein vorangehender Versuch einer fragmentarischen Diskursanalyse, die soziologische Diskussion um KI/ML geprägt hätten. Dementgegen beabsichtige ich mit dieser Studie, einen Beitrag hinsichtlich der explizit identifizierten Forschungslücken zu leisten, indem ich ethnografisch in Form einer vergleichenden Fallstudie detaillierte Einblicke in ML als soziale Praxis zusammentrage, um die aus deren Analyse gewonnenen Einsichten dann zum Ausgangspunkt einer Diskussion verschiede-

34 Was im Grunde einem Plädoyer für die Produktivität qualitativer empirischer Forschung gleichkommt; vgl. expliziter dazu im Kontext von Technikforschung Suchman, Gerst & Krämer 2019.

dener Aspekte einer Sozialtheorie maschinellen Lernens zu machen. Zuvor sollen jedoch zunächst der Gegenstand dieser Untersuchung auf systematische Weise soziologisch erschlossen und die mobilisierten theoretischen, methodologischen und methodischen Mittel vorgestellt werden. Diesem Anliegen sind die folgenden zwei Kapitel gewidmet. Um einen Überblick zum im Verlauf der vorliegenden Studie zu Erwartenden zu schaffen, möchte ich zuvor den Aufbau der Untersuchung vorstellen.

Das anschließende zweite Kapitel zur dient der Rekapitulation des soziologischen Diskurses zu ML im engeren sowie mitunter auch KI im weiteren Sinne. In einem ersten Kapitelabschnitt werde ich ML in der Auseinandersetzung mit in verschiedenen geistes- und sozialwissenschaftlichen Fachdisziplinen verankerten Phänomenbeschreibungen als einen schwer zu fassenden und ambivalent verfassten Forschungsgegenstand bestimmen. Im Zentrum dieser gewissermaßen sozialphänomenologischen Annäherung an ML steht dann schließlich die mit dessen Einsatz typischerweise einhergehende Gleichzeitigkeit widersprüchlicher Eindrücke. Beobachter:innen kann ML als zugleich vertraut wie auch befremdlich erscheinen. Diese Spannung haben instruktive sozialtheoretische Beiträge zu ML häufig explizit aufgenommen und auch mir wird diese Disposition als Ausgangspunkt soziologischer Theoriebildung dienen. Diese Beobachtung werde ich zunächst zum Ausgangspunkt einer Erörterung sog. Lernalgorithmen als operationslogischem Kern von ML-Verfahren machen. Dabei werde ich insbesondere ML von sog. GOF AI (*good old fashioned AI*) unterscheiden und zu plausibilisieren versuchen, welche soziologischen Implikationen mit *Maschinenlernen* als technischem Kognitionsvorgang einhergehen. Dies wird der Spezifizierung meines Untersuchungsgegenstandes mit Blick auf die anschließenden – empirischen wie theoretischen – Analysen dienen und zugleich klare Unterscheidungskriterien wie auch Ähnlichkeiten zu verwandten (digital-)technischen Phänomenen offenbaren lassen. Daraufhin werde ich mittels einer techniktheoretischen Erörterung konstitutiver Ambivalenzen in ML erste Elemente für einen sozialtheoretischen Beschreibungsrahmen entwickeln. Ausgehend von der Operationslogik algorithmischer Modellierung wird die Erörterung markanter Eigenheiten von ML gleichermaßen darauf eingehen, in welcher geschichtlichen Linie die sich in ML manifestierende Epistemologie steht und inwiefern folglich auch die mit ML emergente Sozialität nicht ohne historische Vorbilder ist. Daran anschließend – und bereits in Annäherung an die folgende empirischen Operationalisierung– werde ich dessen Dimensionen und Extensionen von ML als soziales Phänomen in den Blick nehmen. Wie zu zeigen sein wird, handelt es sich bei ML um ein räumlich distribuiertes wie zeitlich differenziertes Phänomen, das sein technisches Potenzial über verschiedene Phasen hinweg akkumuliert, wobei sich die Phasen ihrerseits auf eine Vielzahl von Ressourcen angewiesen zeigen werden. Diese Ressourcen

werden als unverzichtbare Infrastrukturen dessen erscheinen, was schließlich in technischer Anwendung ML genannt wird.

Auf diese Überlegungen aufbauend findet eingangs des dritten Kapitels zunächst eine explizite sozialtheoretische Problematisierung von ML statt. Unter maßgeblichem Rückgriff auf systemtheoretische Überlegungen zielt diese Problematisierung darauf ab, ML als soziales Phänomen präzise beschreibbar zu machen. In kritischer Auseinandersetzung mit Elena Espositos Begriff »künstlicher Kommunikation« (vgl. Esposito 2017, 2022) soll nicht nur eine soziologische Bestimmung des Untersuchungsgegenstands geleistet werden, sondern ebenso eine argumentative Grundlage für dessen empirische Operationalisierung als soziotechnische Praxis geschaffen werden. Infolge der sozialtheoretischen Betrachtung und der empirischen Operationalisierung sollen im weiteren Verlauf der Untersuchung zwei Konzeptualisierungen von ML unterschieden werden. Mit Bezug auf erstere wird ML als Theorieproblem erscheinen, dessen Diskussion bislang für eine Reihe instruktiver Beschreibungen in Form von Oxymora gesorgt hat, die auf Schwierigkeiten eines angemessenen Verständnisses rechentechnischer Kontingenz verweisen. Mit Blick auf die empirische Untersuchung hingegen wird ML als eine soziotechnische Praxis zu verstehen sein, die durch die Beteiligung der beschriebenen rechentechnischen Verfahren wie auch entsprechender praktischer Selbstbeschreibungen als solche zu identifizieren ist. Diese methodologische Konzeptualisierung wird zusätzlich eine situationstheoretische und -analytische Unterfütterung erfahren. In Vorbereitung des konkreten methodischen Untersuchungsdesign werde ich John Deweys Verständnis der Situation vor allem hinsichtlich seiner methodologischen Potenziale mit Blick auf empirische Analysen von Situationen unter Beteiligung von ML vorstellen. In Auseinandersetzung mit weiteren grundlegenden situationstheoretischen Überlegungen (Goffman, Boltanski & Thévenot, Mische & White) und Ansätzen, die technische Vermittlungs- und Ausstattungskonzepte von Situationen in den Blick nehmen (Knorr-Cetina, Marres), werde ich einen methodologischen Rahmen für die Analyse der für diese Studie titelgebenden »Situationen maschinellen Lernens« entwickeln. Als deren analytische Angelpunkte werden sich die initiale Unbestimmtheit und der konstitutive Problembezug einer jeden Situation sowie der Kooperationscharakter ihrer praktischen Transformation erweisen. Zuletzt stelle ich im dritten Kapitel mein konkretes methodische Vorgehen einer empirischen Situationsanalyse vor und führe abschließend in die vergleichende ethnografische Fallstudie ein, die das Fundament meiner empirischen Untersuchung darstellt.

Die Ergebnispräsentation der ethnografischen Studie im vierten Kapitel wird im Anschluss an eine kurze Einführung zur Darstellungsweise fallweise vorgenommen. Zunächst werde ich meine Fallstudien der Entstehung eines Werkes des Medienkünstlers Fabian Hampel sowie der bienenbiologischen Forschung in einem biorobotischen Labor jeweils überblicksartig vorstellen. Daran anschließend werde

ich in Form von je drei prägnanten ethnografischen Vignetten und unmittelbar anschließenden Kurzanalysen die maßgeblichen analytischen Motive meiner in der Feldforschung gewonnenen Beobachtungen präsentieren. Die Analysen richten sich insbesondere darauf, welche situativen Problematisierungen sich in den beobachteten Fällen unter bestimmten Bedingungen zeigen. Um eine ergiebige Analyse im Sinne meiner Fragestellung nach ML-spezifischer Sozialität zu ermöglichen, wird mir dabei insbesondere um die Sichtbarmachung der situativen Dynamiken mit Blick auf verschiedene Aspekte von ML gehen.

Das anschließende fünfte Kapitel »Experimentelle Problemkalibrierungen« erörtert die Resultate der empirischen Studie in Form einer vergleichenden Analyse. Eng am empirischen Material werden die beobachteten situativen Probleme mit und Problematisierungen von ML, aber auch die praktischen Strategien zur produktiven Bewältigung und Transformation der vorgefundenen Situationen hinsichtlich ihres soziologischen Gehalts diskutiert. Dabei wird sich eine charakteristische doppelte Unbestimmtheit, einerseits von ML und andererseits der Situation seines Einsatzes, als Grundlage der praktischen Probleme im Umgang mit ML erweisen. Die konkreten empirischen Artikulationen diese Disposition werden maßgeblich als Resultate epistemischer Unsicherheit in der Anbahnung von ML als praktischer Kooperation verstanden. Im Anliegen der Überwindung dieser Unsicherheit werden sich Bemühungen um vermittelnde Übersetzungen von Datenanalysen, interdisziplinäre Problemaufklärung und akkumulierende Infrastrukturierung zum Aufbau eines praktisch verfügbaren Gedächtnisses ausmachen lassen. Mit Blick auf die spezifischen Umstände der untersuchten Fälle in Kunst und Wissenschaft wird sich zeigen, dass die beobachteten Praktiken aufgrund ihrer experimentellen Anliegen Situationen nicht nur geradezu heraufbeschwören, sondern diese auch im Sinne der Anliegen für sich einzuhegen wissen. Mit den Konzepten der *Problemkalibrierung* und der *schwachen Situationalität* beschreibe ich daraufhin, welche maßgeblichen Mittel die Praktiken zur Bewältigung ML-spezifischer technischer Kontingenz aufbringen. Abschließend betrachte ich die erarbeiteten Befunde im Hinblick auf ihre Generalisierbarkeit und beurteile im Lichte des gewählten methodologischen Rahmens insbesondere hinsichtlich des analytischen Stellenwerts von Unbestimmtheit und Problemen ihre Implikationen für die maßgeblichen Fragestellungen der Untersuchung.

Das sechste Kapitel »Soziotechnische Intelligenz mit stochastischen Kontingenzmaschinen« verknüpft dann schließlich die empirischen Ergebnisse mit sozialtheoretischen Reflexionen. Die beobachteten *Situationen maschinellen Lernens* werden, verstanden als *soziotechnische Intelligenztests*, dabei zur Grundlage von theoretischen Überlegungen bezüglich des ambivalenten Status von Intelligenz. Im Anschluss an die Diskussion verschiedener Facetten eines soziologischen Intelligenzbegriffs stelle ich dann schließlich mein im Fortlauf der Untersuchung erarbeitetes Verständnis von ML systematisch vor. ML wird darin als *stochastische*

Kontingenzmaschine bestimmt, deren soziale Funktion die *rechentechnische Transformation sozialer Unbestimmtheit in kontingente Beobachtungen* ist.

Im abschließenden Kapitel zur »Realität wahrscheinlicher Fiktionen« werde ich die Ergebnisse der Studie kompakt zusammenfassen und von diesen ausgehend wissenssoziologische und gesellschaftstheoretische Anknüpfungspunkte an die Untersuchung aufzeigen. Dabei werde ich insbesondere auf epistemologische Hürden im theoretischen Umgang mit ML eingehen und maßgebliche Implikationen des in dieser Studie erarbeiteten Verständnisses von ML im Lichte laufender Theoriediskussionen veranschaulichen.

Aspekte einer Soziologie künstlicher Intelligenz

Es ist Anliegen dieses Kapitels, maschinelles Lernen als Gegenstand soziologischer Forschung zu erschließen. Der teils anekdotisch vermittelten ersten Annäherung an das Thema dieser Studie soll nun ein differenzierter Überblick zu verschiedenen Phänomenaspekten von ML erarbeitet werden. Das Kapitel ist in vier Abschnitte untergliedert. Diesen folgt ein zusammenfassendes Zwischenfazit.

Der erste Abschnitt erörtert, in welchen Hinsichten ML als eine sozialtheoretische Herausforderung zu verstehen ist. Ausgehend von einer Einordnung aktueller sozialtheoretischer Bezugnahmen auf ML wird mit Bezug auf die Aspekte Wahrnehmung, Kommunikation und Wissen exemplarisch dargestellt, welche Lücken sozialtheoretischen Denkens die Gegenwart von ML offenbart.

Im Anschluss daran wird der für soziologische Diskussionen um ML prägende Begriff des Algorithmus in den Blick genommen. Dabei wird ML von früheren Formen sog. KI unterschieden und darüber vermittelt näher bestimmt. In Annäherung an die rechentechnische Operationslogik von mit ML assoziierten Verfahren wird ebenso erörtert, worauf sich das *Lernen in maschinellern Lernen* gemeinhin bezieht. Dabei werde ich unter Rückgriff auf Warren Weavers Überlegungen zum Begriff der Information die These entwickeln, dass der Einsatz von ML als (im rechentechnischen Sinne der Informatik) informationsverarbeitende und aus der Perspektive von Beobachter:innen zugleich ›sinnverarbeitende‹ Maschine für ebendiese Beobachter:innen mit der Emergenz eine unüberwindbaren epistemische Lücken einhergeht, die das ›Verstehen‹ von Modelloutputs verkompliziert, wenn nicht verunmöglicht.

Der anschließende Abschnitt erörtert mit Blick auf bisherige soziologisch relevante Forschung zu ML die Spannung zwischen probabilistischen und kausaltechnischen Eigenschaften, die ML als empirischen Gegenstand auszeichnen. Es wird dabei ein argumentativer Zusammenhang aufgebaut zwischen der für ein angemessenes (sozial-)theoretisches Verständnis von ML zentralen stochastischen Modellierung von datenförmig repräsentierten Zusammenhängen und den ambivalenten Beurteilungen, die praktische Einsätze von ML durch Beobachter:innen erfahren. Weil ML gleichermaßen Eigenschaften von Kausaltechnik und Kommunikation in sich vereint, zeitigt sein praktischer Einsatz eine Vielzahl von teils wider-

sprüchlichen sozialen Effekten. Zur Begründung dieser Ansicht wird die probabilistische Logik stochastischer Errechnungen von Verteilungen als Heuristik für das Verständnis algorithmischer Modelle herangezogen. Diese Logik wird sich als zentral für ein soziologisches Verständnis von ML erweisen, da sie die Genese jener Modelloutputs, die schließlich von Beobachter:innen als Analysen und Vorhersage über die datenförmig repräsentierten Zusammenhänge beobachtet werden, zu beschreiben vermag.

Danach verschiebt sich der Blick von den internen Operationen der Maschinen auf die externen Bedingungen ihrer Konstitution. Deren Erörterung nimmt die räumlichen wie zeitlichen Extensionen von ML in den Fokus. Es zeigt sich dabei, dass die Genese von ML-Anwendungen als Akkumulationsvorgang, der über verschiedene Orte hinweg in verschiedenen zeitlichen Phasen unterschiedliche Ressourcen mobilisiert, deren Synthese erst ermöglicht.

Im abschließenden Zwischenfazit wird ML dann schließlich zusammenfassend vor allem hinsichtlich der Schwierigkeiten und Unwägbarkeiten gekennzeichnet, die Versuche der Bestimmung des Sinns von Modelloutputs mit sich bringen. ML-vermittelte Sozialität, so die für die weitere Untersuchung leitende These, erzeugt in praktischen Anwendungszusammenhängen eine charakteristische epistemische Lücke, die das soziale Geschehen mit sowie rund um ML grundlegend prägt.

Eine ambivalente Verfassung

Die Bandbreite soziologischer Beurteilungen von ML ist offenkundig vielfältig und keinesfalls von Konsens geprägt. Dissens findet sich nicht nur hinsichtlich normativer Bewertungen, auch wenn diesbezügliche Kontroversen die Diskussion insbesondere um die Zukunft von ML vor allem in (post-)massenmedialen Zusammenhängen den Ton anzugeben scheinen. Auch mit Blick auf (im weiteren Sinne¹) soziologische Theoriebildung zu ML finden sich durchaus grundlegend verschiedene Perspektivierungen von ML als sozialem Phänomen. Angesichts des Anliegens dieser Untersuchung erscheint eine Auseinandersetzung mit den entsprechenden theoretischen (geistes- und sozialwissenschaftlichen wie auch philosophischen)

1 Mit dieser Formulierung will ich zum Ausdruck bringen, dass es mir primär um soziologische Theoriebildung im Sinne des Beschreibungsgehalts und nicht in erster Linie um explizite disziplinäre Zuordnung geht, weil soziologisch instruktive Beiträge zu ML sich meiner Erfahrung nach vor allem auch in Publikationen finden, die formal nicht unbedingt dem soziologischen Fachdiskurs zugerechnet werden. Entsprechend werde ich in meinem Argumenten im Verlauf der Untersuchung neben soziologischer auch solche Literatur berücksichtigen und auswerten, die ›offiziell‹ etwa den Diskursen der Medienwissenschaft, der Kulturwissenschaft, den STS oder der Technik- und Medienphilosophie zugehörig ist.

Auseinandersetzungen offensichtlich aussichtsreicher als eine Vertiefung der normativ orientierten Debatten um ML.

Der Theoriediskurs zu ML umfasst einerseits Positionen, die ML entweder explizit theoretische Relevanz absprechen (»fancy way of calculating an average«, Galloway 2021) oder gleiches implizit vollziehen, indem sie ML keiner gesonderten Betrachtung unterziehen und gewissermaßen begrifflich einebnen in einen größeren Phänomenzusammenhang wie etwa »Digitalisierung«/»Digitalität« oder »Big Data«/»Datafication« (van Dijck 2014)², der ML dann gleichsam unter der Hand miterkläre. Die anhaltende dramatische Inszenierung von Kontroversen um ML-Utopien und (vor allem) -Dystopien im Modus der Spekulation stellt aus der Perspektive solcher Positionen vermutlich ein interessantes Spektakel, mit Blick auf seinen theoretischen Gehalt im Grunde aber wohl einen »total scam« (ebd.) dar, als dessen Funktion vor allem die Invisibilisierung der materialen Effekte des Einsatzes von ML zu verstehen sei.³

Am anderen Ende des diskursiven Spektrum erscheinen demgegenüber Positionen, die für Verständnisversuche von ML eine doppelte Differenz geltend machen. Einerseits findet sich eine Distanzierung zur Analogisierung von ML und Mensch. Folglich wird Abstand genommen von theoretischen Beschreibungen, die allzu sehr an typische Charakterisierungen menschlicher Fähigkeiten, Tätigkeiten und anderen eng mit Menschlichkeit verbundenen Konzepten, da das »alien subject of AI« (Parisi 2019) einen post-anthropozentrischen sozialtheoretischen Zugriff nötig mache. Andererseits geht es um die Differenz zu bekannten Formen digitaler Technik. ML zeichne sich im Gegensatz zu im Grunde allen vorangegangenen technischen Entwicklungen gerade durch einen eigentümlichen Sinnbezug aus, der eng mit der rechnerischen Modellierung von datenförmig abgebildeten Sinnzusammenhängen zusammenhänge. Andererseits finden sich in diesem Zusammenhang theoretische Positionen, die das Neue in ML bzw. die genuine Eigensinnigkeit von sich in ML-Verfahren manifestierenden Formen von »computational reason« (Cavia 2022) oder von im Zuge von deren praktischer Anwendung emergenter »algorithmischer Sozialität« (Seyfert 2023) betonen. Solche Begriffe fungieren als

2 Oder aber in gesellschaftstheoretischer Absicht »Technokapitalismus«/»Plattformkapitalismus« (vgl. Srnicek 2018, Zuboff 2018) als spezifische Varianten von »digitaler Gesellschaft« (Nassehi 2019). Auf dieser Seite (des Diskurses) erscheint ML mithin primär als bloße Fortschreibung von hinlänglich Bekanntem unter leicht veränderten Vorzeichen, etwa dem Industriekapitalismus samt Fließbandprinzip (vgl. Pasquinelli & Joler 2021). Im Sinne eines Fokussierung auf das Kernanliegen der vorliegenden Untersuchung werde ich von expliziten Auseinandersetzungen mit gesellschaftstheoretischen oder zeitdiagnostischen Thematisierungen von ML weitestgehend absehen.

3 Vgl. weiterführend zur Funktion von Projektionen utopischer wie dystopischer Zukunftsszenarien im Kontext von KI/ML Burrell 2023 sowie im Zusammenhang mit digitalen Technologien allgemeiner Dourish & Bell 2014.

Differenzmarkierungen – in diesem Fall offensichtlich zu üblichen Verständnisse von »reason« und »Sozialität«⁴ – und mithin als Hinweise auf Leerstellen der bisherigen theoretischen Theoriearbeit. In sozialtheoretischer Thematisierung dieses Umstandes finden sich Ansätze, die explizit einen Bedarf an begrifflicher Arbeit artikulieren und sich vor allem in Kritik des »Theoriebestands« üben, indem sie die Eigenlogik rechentechnischer Phänomene betonen (vgl. Bratton & Agüera y Arcas 2022). Auf eine griffige Formel gebracht: »*computation is computation*« (Fazi 2018, S. 187).⁵ Beiden letzteren Positionen ist die Ansicht gemein, dass ML eine genuine Herausforderung für die Theoriebildung darstellt und nicht etwa nur alte Probleme in neuen Gewändern vorführt.

Unter ähnlichen Vorzeichen lassen sich Luciana Parisis Ausführungen zum »alien subject of AI« (2019) nachvollziehbar machen. Laut Parisi geht die gegenwärtige Verbreitung von ML mit einer Automatisierung kognitiver Tätigkeiten einher, was mithin der Ausbreitung eines »alien space of reasoning« (S. 30) gleichkomme. Dieser sei geprägt durch den für Beobachter:innen befremdliche Charakter dessen, was sie »machine thinking« (S. 31) nennt. Die Verbreitung von stochastischen Modellierungen zur automatischen Generierungen von sinnförmig verstehbaren Outputs für kommunikative Anlässe verheißt nicht weniger als eine Krise »crisis of conscious cognition« (S. 28). Es verbreite sich innerhalb der vertraut geglaubten sozialen Wirklichkeit zudem ein für menschliche Beobachtungen opaker »space of machine communication« (S. 31). Die aus diesen Entwicklungen resultierende Krise menschliche Subjektivität hat laut Parisi zwei wesentliche Bezugspunkte: Handeln und Wahrnehmung. Im Hinblick auf beide erweist sich »alienness« als zentrales Charakteristikum. Ungewöhnliche Outputs von ML-Modellen (vgl. etwa Bucher 2017) können Erwartungen ihrer Beobachter:innen destabilisieren und erschweren gleichermaßen Verstehen sowie adäquate Reaktionen, weil das Befremdliche an ihnen kaum rationalisierend durch Erklärungen eingehegt, d.h. verstehbar gemacht werden kann.

Beobachter:innen von ML-Anwendungen könnten im Versuch, deren Outputs als Kommunikation zu verstehen, nachgerade einen »epistemic shock« (Roberge &

4 Die entsprechend »non-computational« bzw. »nicht-algorithmisch« verfasst sein müssten, was angesichts der langen Kulturgeschichte des Rechnens sowie spezifisch der Algorithmen (vgl. etwa Pasquinelli 2019) eine anspruchsvolle Aufgabe darstellt.

5 Das Insistieren darauf, dass »computation« ein eigenlogisches Phänomen darstellt, impliziert zugleich Skepsis gegenüber gängigen Metaphern und Analogien: »computation is neither nature nor artifice« (ebd.) und gleichsam »neither about mathematical idealism nor physical empiricism« (Fazi 2016). Kontextabhängig wird »computational« in der vorliegenden Studie meist als »rechentechnisch« übersetzt, weil »computation« hier primär in ihrer Manifestation als Technik Gegenstand ist. Darüber hinaus ist vor allem relevant, dass jede »computation« zwangsläufig eine bestimmte Rechnung darstellt, was sich in Form typischer Vorsilben sprachlich abgebildet: *Errechnung*, *Berechnung*.

Castelle 2021, S. 2) erfahren. Dies sei sozial- wie gesellschaftstheoretisch keine Bagatelle, schließlich seien die jüngeren Entwicklungen um ML als dessen überaus folgenreicher »claim to meaning itself« (ebd., S. 7) zu verstehen. In dessen Folge verbreite sich eine spezifische, ML eigene, Sozialität, deren Erforschung die wesentliche Aufgabe für eine »Soziologie maschinellen Lernens« oder »Critical AI Studies« (Raley/Rhee 2023) im weiteren Sinne darstellt. Es müsste dann in mancher Hinsicht neu angesetzt werden, etwa wenn in ML-Anwendungen deren empirische Auswirkungen weit von den Absichten und Erwartungen, der verantwortlichen Designer:innen, Ingenieur:innen, Programmierer:innen usw. abweichen, was gut dokumentiert ist (vgl. etwa Broussard 2018). An einer solchen Stelle wäre der Hinweis darauf, dass dies techniksoziologisch betrachtet keinesfalls außergewöhnlich sei (vgl. etwa die Beiträge in Bijker/Law [Hg.] 1992, bes. Akrich 1992) zwar zutreffend, aber als Erklärung nicht ausreichend, da der konkrete Charakter des Auseinandertretens von Erwartung und praktischem Resultat im Falle von ML-Anwendungen vielleicht ein genuin eigener, bislang nicht bekannter sein könnte. Der unbestreitbaren Prägnanz der empirischen Effekte von ML – die womöglich bis zu den Grundbedingungen von Sozialität reichen (vgl. Sujon und Dyer 2020) –, stehen folglich konzeptuelle Bemühungen gegenüber, die mitunter bis zur Infragestellung sozialtheoretischer Grundbegriffen wie Kognition, Interaktion, Handlung (bzw. *agency*⁶) oder kollektivem Verhalten geführt haben (vgl. etwa Yolğörmez 2021, Hayles 2017, Borch 2022).

Die bisherige sozialtheoretische Auseinandersetzung mit ML hat mangels Alternativen⁷ gewissermaßen vor allem einen indirekten und – differenzlogisch formuliert – negativen Charakter. Indirekt wären etwa Vorgehen zu nennen, die zwar zu zeigen imstande sind, dass ML eine Herausforderung für die sozialtheoretische Begriffsarbeit bedeutet. Doch mit dem Hinweis darauf, welche Begriffe angesichts von ML überdacht werden sollten, ist allerdings noch keine positive Aussage über ML getroffen. Als negativ lassen sich in diesem Sinne Vorschläge der Charakterisierung von ML kennzeichnen, die vor allem zeigen, wie es *nicht* zu verstehen sei.

Dabei sind in den letzten Jahren instruktive begriffliche Ansätze entstanden, die sich die Spannung der disparaten Eigenschaften von ML – oben als »doppelte Differenz« beschrieben – explizit zu eigen machen. Bei Formeln wie »non-conscious

6 Die vorliegende Arbeit verzichtet auf eine eindeutige Übersetzung von *agency*, da die Polysemie des Konzepts eine solche ohne Verzerrungseffekte nicht erlaubt. Wo geboten, wird versucht, kontextabhängig begriffliche Erläuterung zu leisten. *Agency* bezieht sich auf Wirkungsmacht in einem Spektrum, dass in unbestimmter Form menschliche wie nicht-menschliche Vermögen umfasst und deshalb weder allein etwa als »Handlungsträgerschaft« (zu »aktivistisch«) noch »Aktivitätspotenzial« (zu »schwach«) adäquat erfasst ist. Für eine ausführlichere Reflexion des Übersetzungsproblems vgl. Roßler 2007.

7 Dies im Sinne von Ogburns oben vorgestellter These eines »cultural lag«, vgl. oben Fn. 31.

cognition« (Hayles 2017), »algorithmic thought« (Fazi 2021) oder »artificial communication« (Esposito 2017, 2022, siehe aber auch bereits Esposito 1993) handelt es sich um widersprüchlich anmutende Komposita, die zugleich Nähe und Distanz zu sozialtheoretisch Vertrautem markieren. Durch eine »humanistische Brille« betrachtet erscheinen alle drei Ausdrücke als Oxymora, die enge Assoziationen mit Menschlichkeit (conscious cognition – thought – communication) durch gegenteilig anmutende Attribute (non-conscious – algorithmic – artificial) konterkarieren. Es handelt sich um Formeln, die mit dem Bezug auf das Menschliche zugleich das semantische Register um das notorische *moving target* KI/ML aufrufen, in dessen historischem Wandel ebendieser Bezug wiederholt zum Maßstab für die Entwicklung sogenannter Künstlicher Intelligenz erklärt wurde.

Die rhetorische Figur des Oxymorons erlaubt die Repräsentation einer grundlegend ambivalenten Verfassung, wie sie von den drei Theoretikerinnen mit unterschiedlichen Problembezügen beobachtet wurde: ML sei zu kognitiven bzw. »denkähnlichen« Leistungen fähig, wie sie sonst nur von Menschen bekannt seien (Hayles, Fazi) und könne sich an Kommunikation beteiligen, wie es sonst nur Menschen könnten (Esposito). In allen drei Fällen markiert das zusätzliche Attribut indes zugleich einen Bruch mit ebendieser Suggestion, dessen theoretische Relevanz womöglich selbst die jener Suggestion übersteigen könnte, auf die er sich bezieht. Dies gilt insofern, als dass die gleichzeitige Identifikation und Desidentifikation in ML gewissermaßen in ein sozialtheoretisches Niemandsland führt, da es sowohl zu Menschlichen als auch zu anderen nicht-menschlichen Phänomenen auf Distanz gebracht wird.

Es ist diese eigentümliche konzeptuelle Disposition, die mein Interesse an ML als Gegenstand sozialtheoretischer Theoriebildung geweckt hat. Diese will ich mir zum Ausgangspunkt der vorliegenden Untersuchung machen, für die folglich die maßgebliche Forschungsfrage eine sehr grundlegende ist: Wie lässt sich ML adäquat soziologisch adäquat beschreiben? Insbesondere erhoffe ich mir dabei eine Form der theoretischen Beschreibung, die – jenseits der unhintergehbaren Referenz auf (nicht nur, aber mindestens: auch) menschliche Sozialität im Kontext von Sozialtheorie – die für ein soziologisches Verständnis von ML nicht auf den Rückgriff zur Mensch-Analogie angewiesen ist. Stattdessen verfolge ich das Anliegen einer positiven Bestimmung der Stellung (und mithin der Funktion) von ML in einer sozialen Wirklichkeit, in der sich – dies gewissermaßen als ultrakondensierte Variante der zentralen Einsicht soziologischer Forschung überhaupt – ohnehin nicht alles um *den* Menschen dreht. Ein derartiges Ziel zu verfolgen, scheint mir vielversprechend, weil damit einerseits womöglich neue Perspektiven die bekannten Kontroversen um KI/ML auf produktive Weise irritieren können. Andererseits scheint sich mir ein solches Projekt darüber hinaus auch dem Anliegen zu verpflichten, zur Behebung des »cultural gap« (im Sinne einer epistemischen bzw. theoretischen Krise) beizutragen, von dem es mithin qua eigener Prämissen selbst ausgeht.

In diesem Sinne nehme ich an, dass die weitreichenden Effekte von ML über verschiedene soziale Zusammenhänge hinweg wesentlich mit der epistemischen Herausforderung zu tun haben, mit der sich nicht nur der theoretische, sondern auch der praktische Umgang mit Outputs von ML-Anwendungen konfrontiert sieht. Diese sind, wie eingangs erläutert, grundlegend als statistische Datenanalysen (Dourish 2016) zu verstehen, auch wenn sie die Form von Texten oder Bildern annehmen. Die Gestalt eines konkreten Outputs durch das zuvor algorithmisch errechnete Modell eines Datensatzes lässt sich nicht durch eine genetische Kausalerklärung nachvollziehbar machen und kann angesichts der zugrundeliegenden rechentechnischen Vorgänge nicht als sinnhafter Prozess (etwa analog zu Wahrnehmung, Denken oder Kommunikation) vorgestellt werden.

Wie Louise Amoore ausführt, vermögen ML-Anwendungen ihrerseits indes subtile Veränderungen in der menschlichen Weltwahrnehmung zu bewirken, die ohne ML womöglich gänzlich unregistriert verblieben (vgl. Amoore 2020, S. 40f.). Derartige Datenverarbeitungsformen verschieben nachgerade die Schwellen des für menschliche Beobachtung Zugänglichen, wenn nämlich dabei produzierte Daten als Weltinformationen über die Wirklichkeit liefern bzw. in die Kommunikation einführen, die es ohne ML schlichtweg nicht gäbe.⁸ ML als *Computer Vision* könne zwar nicht selbst im eigentlichen Sinne ›sehen‹, doch spiele es eine durchaus relevante Rolle in der Regulierung der Sichtbarkeit sozialer Wirklichkeit. Menschliche Weltwahrnehmung hänge entsprechend zunehmend davon ab, was durch ML-basierte Sichtbarkeitsregimes der menschlichen Beobachtung verfügbar gemacht wird. Diese Überlegung bezieht sich weniger auf den Verdacht, dass mit *Computer Vision* in erster Linie ein Verschleierungsinstrument am Werk sei. Vielmehr zielt sie grundlegender auf die Feststellung, dass technisch vermitteltes Sehen (wie auch ›Einsicht‹ im weiteren Sinne) das Ergebnis kontingenter Prozesse ist.⁹ Verschleierungen der Realität geht das grundlegende Problem der Wirklichkeitsvermittlung überhaupt voraus. Befremdliche Erfahrungen mit ML-Outputs

8 Dies gilt nicht exklusiv für ML, sondern für zahlreiche Formen von Digitaltechnik, die mit Armin Nassehi gerade dort anfangen, »wo sich die Welt in Daten repräsentieren lässt, um Muster und Strukturen zu erkennen, die mit bloßem Auge und den Wahrnehmungs- und Rechenkapazitäten des natürlichen Bewusstseins nicht erfasst werden können« (2019, S. 230). Noch grundlegender ist das von Amoore aufgerufene Thema medientechnischer Effekte auf menschliche Wahrnehmung nicht einmal allein auf Digitaltechnik beschränkt, sondern verweist auf einen etablierten medien- und kultursoziologischen Forschungskomplex im Zusammenhang mit Fragen nach technischer (Re-)Produzierbarkeit und Vervielfältigung (vgl. Schrage & Hieber 2007).

9 Der amerikanische Mark B. N. Hansen nimmt ähnliche Beobachtungen zum Ausgangspunkt seines Arguments, dass angesichts wachsender »environmental sensibility« (Hansen 2015, S. 8) durch technisch vermittelnde Arrangements diese im Rahmen phänomenologischer Medientheorie einen zentraleren Status gegenüber ›reiner‹ menschlicher Wahrnehmung erhalten sollten. Im Rückgriff auf Alfred North Whitehead reflektiert Hansen in seiner Studie

zeugen in diesem Sinne keineswegs zwangsläufig von Manipulationsversuchen oder technischen Störungen, sondern lassen sich gleichsam schlicht als Ausdrücke der epistemischen Schockwirkung von ML plausibilisieren (vgl. Roberge & Castelle 2021).

Diese Disposition – unsichtbare Veränderungen im Register der Wahrnehmung gepaart mit Fremdheitserfahrung im sozialen Kontakt – legt eine Vielzahl von Möglichkeiten nahe, die ML in konkreter sozialer Gestalt *potenziell* realisieren kann. Man könnte sich hier an Charakterisierungen von digitalen Computern als »general-purpose machines« erinnern fühlen, die auf Charles Babbages »Analytical Engine« von 1837 sowie Ada Lovelaces Nachweis von deren algorithmischer Programmierbarkeit zurückgehen (vgl. Misa 2015 sowie Fazi 2018, Kap. 1). Auf dieser Argumentationsebene tritt vor allem das prinzipielle Potenzial von ML für eine Vielzahl von Anwendungen (oder »purposes«) als Kennzeichen der beschriebenen Disposition in den Blick.

Dass ML hier vor allem hinsichtlich seiner Potenzialität beschrieben wird, hat wiederum mit dem negativen Charakter der Betrachtungsperspektive zu tun. Wie oben für den Theoriediskurs um ML bereits als typisch markiert, wird ML bzw. die menschliche Begegnung mit ML sozial als Differenz bestimmt: ein »alien subject« (Parisi), das für *veränderte* Wahrnehmung Sorge (Amoore). Der folgende Abschnitt wird einen ersten Versuch der Überwindung dieses theoretischen Dilemmas darstellen, indem ich mich über eine Erörterung der Rolle von Algorithmen der technischen Operationslogik von annähern werde.

Über Algorithmen

Algorithmen werden häufig als Kernelement von ML ausgemacht, wenn nicht sogar als Untersuchungsgegenstand direkt mit ML oder KI identifiziert, sodass Forschung im Feld der »Soziologie der Algorithmen« kaum klar von solcher unterschieden werden kann, die sich als »Soziologie künstlicher Intelligenz« versteht. Die semantische Nähe könnte nahelegen, dass Algorithmen als eine Art analytischer Schlüssel für ein adäquates soziologische Verständnis von ML aufzufassen seien. Dieser Überlegung möchte ich im Folgenden nachgehen.

Da – wie bereits gezeigt wurde – ML als rechentechnisches Verfahren zentral auf der algorithmischen Modellierung von Zusammenhängen auf Datenbasis beruht, drängt sich die These auf, dass die operative Logik von ML als sozialem Phänomen im Grunde der Logik der Rechenoperationen von Algorithmen entsprechen müsste. Die Verbreitung von teils auch über Fachdiskurse hinaus popularisierten

den Umstand, dass »twenty-first century media« menschliche Erfahrungen beeinflussen, ohne dabei jedoch als solche überhaupt wahrnehmbar zu sein (vgl. ebd., S. 4).

Konzepten wie »algorithmische Diskriminierung« (etwa Houben & Prietl 2023), »algorithmische Herrschaft« (»algocracy«, Danaher 2016) bzw. »algorithmic regimes« (Jarke et al. 2024), »algorithmische Rationalität« (Mersch 2019) oder »algorithmische Sozialität« (Seyfert 2023) scheint indes ein weiteres Indiz dafür zu liefern, dass soziologisch jedenfalls ein enger Zusammenhang zwischen ML und Algorithmen anzunehmen ist. Formeln wie die genannten schreiben Algorithmen mitunter als adressierbaren sozialen Entitäten bestimmte Potenziale, wenn nicht gar Fähigkeiten zu (zu diskriminieren, zu herrschen). Zumindest halten sie den Einzug einer als algorithmisch bezeichneten Operationslogik in die soziale Wirklichkeit fest, deren Charakter sie dadurch verändert.

»Algocracy« und verwandte Losungen verweisen weniger auf Theoriedebatten als vielmehr auf eine veränderte empirische Lage, insoweit sie sich Forschung zu den beträchtlichen Auswirkungen des Einsatzes von Algorithmen etwa in der Finanz-, Sicherheits- oder Pharmaindustrie verdanken. Es lässt sich dabei nicht immer auf den ersten Blick beurteilen, inwiefern »Algorithmen« per se gleichbedeutend mit ML verwendet werden, auch wenn die Prävalenz beider Begriffe im soziologischen und verwandten Diskursen im Zeitraum seit etwa 2012 gleichermaßen signifikant zugenommen hat. Da Algorithmen technologischer Kern jedes Computerprogramms sind, fungieren sie häufig als Chiffre für Digitaltechnik überhaupt (vgl. Kitchen 2017, S. 15). Es scheint mir deshalb angebracht, den Stellenwert von Algorithmen in ML explizit zu erörtern, um im Kontext dieser Studie ein plausibel trennscharfes Verständnis von ML (gegenüber »Algorithmen« oder »Digitaltechnik«) zu etablieren. Dies ist nicht nur für die Operationalisierung von ML im empirischen Teil meiner Untersuchung unerlässlich, sondern vermag ebenso begriffliche Orientierung im mitunter unübersichtlichen diskursiven Geschehen zu stiften. Zuletzt ist darüber hinaus unbedingt zu prüfen, inwiefern Algorithmen bzw. »das Algorithmische« Relevanz für das Anliegen dieser Studie haben.

Diskursiv werden beide Begriffe nicht selten austauschbar genutzt, wenn z.B. in zeitdiagnostischer Absicht von einer in Entstehung befindlichen »Society of Algorithms« (Burrell & Fourcade 2021) oder »Algorithmenkulturen« (Roberge & Seyfert 2017) die Rede ist und sich zeigt, dass beide semantische Schöpfungen empirisch wesentlich auf Zusammenhänge verweisen, die im Kontext dieser Studie als ML zu verstehen wären. Unabhängig von der Beurteilung solcher zeitdiagnostischer Formeln scheint im Fachdiskurs unstrittig, dass Algorithmen für die Soziologie gegenwärtig überaus relevante Untersuchungsgegenstände darstellen. Ihre soziologische Bestimmung hat allerdings ihre Tücken, etwa wenn Algorithmen als »performative in nature and embedded in wider socio-technical assemblages« (Kitchen 2017, S. 16) verstanden werden, was ihre Erforschung vor methodologische und methodische Herausforderungen stellt, auch weil in ihrem Einsatz mit nicht-intendierten Nebeneffekten zu rechnen ist, wobei im Sinne der Definition Rob Kitchins davon auszugehen ist, dass in praktischen Anwendungen von Algorithmen ein ganzes Netz

sozialer Beziehungen mobilisiert wird (vgl. ebd., S. 19).¹⁰ Eine solche Konzeptualisierung führt zugleich vor, dass eine nicht hinreichend spezifizierte Bestimmung fraglich macht, was genau gemeint sein könnte – und was nicht –, wenn von Algorithmen die Rede ist, und ob die zugeschriebenen Attribute (»performative [...] und embedded«) tatsächlich Algorithmen oder nicht etwa vielmehr das soziale Geschehen betreffen, aus dem sie hervorgehen, das sie begleiten oder für das sie sorgen.

In der vorliegenden Argumentation sind Algorithmen bislang nur randständig vorgekommen, etwa zur nicht weiter explizierten Charakterisierung rechnerischer Vorgänge wie etwa *algorithmischen* Modellierungen. Der folgende Abschnitt widmet sich ausführlicher dem Stellenwert von Algorithmen innerhalb der sich hier entwickelnden sozialtheoretischen Auseinandersetzung mit ML. Die bereits eingangs knapp eingeführte Unterscheidung zwischen ML und der auch als *Good Old Fashioned Artificial Intelligence* (GOFAI) bekannten *symbolischen KI* vermag sich hier als instruktiv erweisen. Dies gilt zum einen, weil die Rolle von Algorithmen in beiden Ansätzen fundamental unterschiedlich gelagert ist und zum anderen, weil ein über diese Einsicht vermitteltes Verständnis der mitunter trivialen Funktionen von Algorithmen deren Rolle entmystifizieren kann.

Diesem Vergleich soll eine Erörterung zum Begriff des Algorithmus vorausgehen, weil dies angesichts der mit dem gegenwärtig inflationärem kommunikativen Gebrauch einhergehenden Vervielfältigung möglicher Wortbedeutungen allemal geboten scheint. Es ist dies übrigens eine diskursive Lage, die vor zwanzig Jahren noch kaum abzusehen war, wurde von Algorithmen damals noch weitgehend exklusiv in Kreisen der Mathematik und Informatik gesprochen. Vom vor allem sozial- und geisteswissenschaftlich geprägten KI/ML-Diskurs einmal abgesehen, in dem – wie bereits angedeutet – allerdings nicht unbedingt immer klar ist, in welchem Sinne Algorithmen zu verstehen seien, hält dieser Zustand allerdings gewissermaßen an. Aus der ethnografischen Forschung ist bekannt, dass selbst die vermeintlichen Produzent:innen von Algorithmen nicht glauben, mit diesen operativ überhaupt zu tun zu haben, geschweige denn für deren Herstellung verantwortlich zu sein. Folglich werden Ethnograf:innen im Feld vage an andere Abteilungen des eigenen Betriebs weiterverwiesen, in denen womöglich tatsächlich an oder mit Algorithmen gearbeitet werde (vgl. Seaver 2017, S. 3).

Man könnte fragen, was es mit den Algorithmen selbst zu tun haben könnte, dass sie überall und nirgends zu sein scheinen. Schlichtweg überall, so ließe sich argumentieren, würden sie auftreten, wenn man ihnen mithilfe einer allgemeinen gefassten Definition auf die Spur kommen möchte. Klassisch verstanden als »well-

10 Kitchen identifiziert drei Herausforderungen für die Erforschung von Algorithmen: 1. Zugang zu ihrer Genese (Formulierung) zu gewinnen, 2. ihren heterogenen Charakter und ihre soziale Einbettung angemessen zu erfassen, 3. der kontextuellen und kontingenten Entfaltung ihres Wirkens zu folgen (S. 20ff.).

defined computational procedure[s]« (Burke 2019, S. 1) muten Algorithmen auf den ersten Eindruck nicht sonderlich spektakulär an und ihr Dasein »unter der Haube« von Digitaltechnik sorgt zumeist für wenig Aufsehen.¹¹ Jede Software besteht bekanntlich aus Sets von Rechenanweisungen; ein Umstand, der die gegenwärtige Faszination für Algorithmen kaum zu erklären vermag. Ist heute von »Algorithmenkulturen« (Roberge & Seyfert 2017) oder »algorithmischer Sozialität« (Seyfert 2023) die Rede, muss deshalb davon ausgegangen werden, dass sich mit solchen Begriffsschöpfungen nicht bloß wiederholt, was schon allgemein Prozessen der »Digitalisierung« oder der »Computerisierung« attestiert wurde. »Algorithmic Culture« (Galloway 2006) ist konzeptuell älteren Datums als der gegenwärtige »KI-Sommer« und bezeichnete dies- und jenseits von KI schon vor 20 Jahren, wie mittels Computertechnik Menschen, Orte, Objekte und Ideen sortiert, klassifiziert und hierarchisiert werden (vgl. Striphas 2015). Von einer Rechenanweisung und selbst der Verkettung einer Vielzahl miteinander verschränkter Befehle kann wohl kaum eine gerade Linie gezogen werden zu den (wie präventiös auch immer gearteten) Sorgen um dystopische Szenarien, wie sie in den erwähnten Imaginationen der nahenden Schwelle zur »Singularität« bzw. zu *Artificial General Intelligence* (AGI) artikuliert werden.

Allerdings lässt sich erkennen, dass es durchaus für ML zentrale Algorithmen gibt; jene nämlich, die als *lernfähig* verstanden werden (vgl. Parisi 2018).¹² Es handelt sich dabei um eine Eigenschaft, die in aller Regel auf Kosten der Transparenz der rechnerischen Vorgänge geht. Die resultierende Opazität der beteiligten Maschinen ist dabei genuin den Rechengvorgängen selbst zuzuschreiben und nicht etwa »technischem Analphabetentum« oder wirtschaftlich motivierten Geschäftsgeheimnissen geschuldet – Umstände, die ihrerseits allerdings als ebenso maßgebliche Quellen technischer Opazität anzusehen sind (vgl. Burrell 2016).¹³ Lernfähige Algorithmen werden zur Errechnung und rekursiven Optimierung von Modellen benutzt. Sie werden zur datenbasierten Abbildung je interessierender Zusammenhänge eingesetzt, wobei im Zuge dieser (Selbst-)Programmierung, die gemeinhin »Training« genannt wird, die Maschine entsteht, auf die mit der Formel ML Bezug genommen wird. Genau genommen umfasst die Maschine in ML drei Funktionskomponenten: 1. einen Lernalgorithmus, der eine Funktion zur Beschreibung des zugrundeliegenden Datensatzes errechnet, 2. die errechnete Funktion selbst, auf die ich im Folgenden als »algorithmisches Modell« Bezug nehmen werde sowie 3.

11 Für eine begriffliche Genealogie von »Algorithmus« vgl. Pasquinelli 2019.

12 Entsprechend weist Lev Manovich darauf hin, dass die Rede von »algorithmischer Kultur« irreführend ist, weil sich das damit bezeichnete Phänomen nicht Algorithmen im Allgemeinen, sondern einem spezifischen Typus derselben verdankt, vgl. Manovich 2018, S. 278.

13 Abgesehen davon war technischer Code schon vor der Verbreitung von ML »deep« und daher wesentlich anders zu »lesen« (und verstehen) als »flach« Gedrucktes, weshalb diese Hürde auch nicht als KI/ML-spezifisch angenommen werden könnte, vgl. Hayles 2004.

einen Inferenzalgorithmus, der dem Modell für einen gegebenen Input einen Output entnimmt.

ML-Verfahren entsprechen damit in zweifacher Hinsicht dem, was Heinz von Foerster als »nicht-triviale Maschine« (im Folgenden kurz *NTM*) beschrieben hat (vgl. von Foerster 1993b). Einerseits sei deren Operationslogik insofern als nicht-trivial zu verstehen, dass ihre Outputs durch die Verarbeitung von Inputs mittels »interner Zustände« (ebd., S. 138) erzeugt werden, die für Beobachter:innen unbekannt sind und bleiben, weshalb ihnen die Maschine intransparent und ihre Outputs nicht erwartbar anmuten. Weil sich Beobachter:innen die Beziehung zwischen Inputs und Outputs undurchsichtig zeigt, erweist sich ihnen die Maschine als nicht-trivial. Dies gilt für ML ganz zweifellos. Andererseits trifft von Foersters Beschreibung der *NTM* auch in dem Sinne auf ML zu, dass beide nicht in erster Linie ein dinghaftes Objekt im Sinne eines unmittelbar beobachtbaren Apparats verweisen, sondern auf ein »conceptual device« (von Foerster 1984, S. 9), an dem primär dessen »process« (ebd.) von Interesse ist – und nicht etwa seine materielle Verfassung. Mit dem nicht-trivialen Charakter von ML geht seine bereits erwähnte Opazität einher. Als unhintergehbare Möglichkeitsbedingung derartiger algorithmischer Modellierungsverfahren ist diese Eigenschaft untrennbar von deren Generativität und Produktivität, wenngleich dies mitunter auch Schwierigkeiten in der Evaluation algorithmischer Modelle bedeutet, was die Operationalisierung von Erfolgskriterien praktischer Anwendungen von ML verkomplizieren kann (vgl. Mackenzie 2017, S. 96). Gegenüber früheren Ansätzen der KI-Forschung scheint dennoch gerade der Verzicht auf die Erklärbarkeit »intelligenter Maschinen« insgesamt den jüngeren Entwicklungen um ML grundlegend den Weg geebnet zu haben. So schreibt Elena Esposito:

many of the recent successes of digital machines are not because machines have finally learned to understand content, but because programmers have given up trying to produce machines that understand. (Esposito 2021, S. 378)

Operationslogisch lässt sich die maßgeblichen ML-Verfahren eigene Opazität über die Unterschiede ihrer rechentechnischen Architektur im Vergleich zur Von-Neumann-Architektur beschreiben, die das konzeptuelle Fundament des modernen Digitalcomputers darstellt und auf drei wesentlichen Prinzipien beruht. Erstens werden alle Daten digital verarbeitet, zweitens werden Daten, Programme sowie die Rechenergebnisse in gleichen Speicher abgelegt und drittens erfolgt die Verarbeitung von Daten und Programmbefehlen in serieller bzw. sequenzieller Form.¹⁴

14 Somit stellte sie zugleich alle Funktionskomponenten der Turing-Maschine dar. Diese war von Alan M. Turing im Jahre 1936 als Gedankenexperiment konstruiert worden (vgl. Turing 1936/1937), um zu zeigen, dass jeder mathematisch definierbare Algorithmus mithilfe eines

Sogenannte neuronale Netzwerke – der einflussreichste ML-Ansatz seit 2014 – brechen mit diesen Grundprinzipien digitaler Computer in zweifacher Hinsicht. In diesen von Annahmen über die Funktionsweise des menschlichen Gehirns inspirierten netzwerkförmigen Rechenarchitekturen wird einerseits die netzwerkinterne Gewichtung der Verbindungsstärke zwischen einzelnen Neuronen in der Regel mit Fließkommazahlen vorgenommen, weshalb die internen Verweisstrukturen des Netzes als nicht allein digital verfasst zu verstehen sind.¹⁵ Dies ermöglichte so feingliedrige Repräsentationsfunktionen, dass die entsprechenden Werte trotz digitalem Substrat »quasi-analog« (Sudmann 2018b, S. 66) erscheinen. Andererseits ist zu beachten, dass infolge eines Inputs derartig viele Neuronen aktiviert werden (»gemeinsam feuern«), dass

sie auf diese Weise ein komplexes emergentes System bilden, das letztlich die Diskretheit der Elemente, aus denen es besteht (die Neuronenschichten und ihre Verbindung), fundamental aufhebt [...]. (ebd., S. 67)

Es sind dies ebenso die Gründe dafür, dass ML mitunter als »postdigitale Informationstechnologie« (ebd.) beschrieben wird – bzw. als »Unschärfesystem [...], dessen Operationen »eher« als analog denn als digital zu beschreiben sind« (ebd.).

Diese medienwissenschaftliche Beurteilung Andreas Sudmanns soll an dieser Stelle nicht ausführlich auf ihre Implikationen für das soziologische Verständnis von ML untersucht werden. Zunächst geht es hier allein um die Feststellung, dass sich infolge der beschriebenen Disposition¹⁶ die Outputs künstlicher neuronaler Netze nicht plausibel genetisch rekonstruieren lassen, weil, wie es der Informatiker Roland Memisevic im Interview mit Sudmann formuliert: »emergente Phänomene auftauchen, wo das Ganze mehr als die Summe seiner Teile darstellt« (Memisevic & Sudmann 2018, S. 377f.). Dies hat zur Folge, dass bei allen derartig »tiefen« ML-Verfahren mit nicht-linearer (und nicht-trivialer) Funktionsweise eine prinzipielle

einfachen Apparats prinzipiell ausführbar ist. Turing schlägt als einen solchen eine Maschine vor, die auf eine endlose Papierrolle schreibt und das Geschriebene (an beliebiger Stelle) lesen wie auch löschen kann. Auf dieser Basis könne sie jede andere korrekt programmierte Maschine simulieren. Friedrich Kittler zufolge habe Turing mit diesem Entwurf im Grunde den konzeptuellen Schlussstein einer medientechnischen Entwicklungsgeschichte gesetzt: »[T]he Turing machine concluded in its universality all developments for the storing, indexing, and processing of both alphabetical and numerical data« (Kittler 1996, S. 11).

15 »Nicht allein«, weil sie dennoch zugleich mit der Unterscheidung aktiv/passiv beschrieben werden können (vgl. Sudmann 2018b, S. 66).

16 Die übrigens ebenso zur Folge hat, dass einzelnen Ereignissen eines neuronalen Netzwerks keine eindeutige Adresse zugewiesen werden kann – auch dies ein wesentlicher Unterschied zu »klassischen« Digitalcomputern.

operative Opazität vorherrscht, die mit beschränkter Interpretierbarkeit (auch post-hoc) i. S.v. Nachvollziehbarkeit von Outputs der Anwendung einhergeht.¹⁷

Es bedarf dann kaum einer gesonderten Erörterung, dass sich dieses Problem in der Nutzung ›zweiter Hand‹ nicht etwa aufhebt, sondern fortsetzt. So bringt die Weiterverwendung von unter Bedingungen rechnerischer Opazität entstandener Daten ebensolche Unwägbarkeiten mit sich. Da zu vielen kommunikativen Anlässen der fragile epistemische Status von durch ML produzierten Datenanalysen entweder nicht explizit thematisiert wird und/oder die Quellen von als situativ relevantem Wissen Beobachteten schlichtweg unbekannt sind, kann sich ›Desinformation‹ daher auch ›hinter dem Rücken‹ der Betroffenen vollziehen. Diese Diagnose gilt durchaus umfassend, weil davon ausgehen zu ist, dass in praktischen sozialen Zusammenhänge keine epistemologische Dauerreflexion mit Blick auf situativ relevante Wissensquellen stattfindet. Demzufolge hat man es in soziologischer Betrachtung bei jedem praktischen Einsatz von ML-Verfahren genau genommen gewissermaßen mit »multipler Opazität« (Roberge & Seyfert 2017, S. 9) zu tun, weil die ursprüngliche Implikation alle an empirisch anschließenden »Relationierungen innerhalb einer Fülle von menschlichen und nicht-menschlichen Akteuren« (ebd.) erfasst. Es ist dieser epistemologische Aspekt rechentechnischer Intransparenz, der ML von anderen Formen digitaler Rechentechnik maßgeblich unterscheidet.

Besonders gut lässt sich diese These am Beispiel solcher heutzutage ML-basierter Softwaredienste illustrieren, die vormals eine andere rechentechnische Grundlage hatten. Die Oberfläche von Websites kann im Zuge von Umstellungen in der technischen Infrastruktur der angebotenen Dienste gleichgeblieben sein – man denke etwa an alle wesentlichen Social Media-Plattformen oder die Google-Suchfunktion¹⁸ – doch kann sich die Grundlage der Errechnung von Inhalten wie Suchergebnissen und damit die Funktionsweise des Dienstes maßgeblich verändert haben, ohne dass User:innen die erfolgte Umstellung notwendigerweise registriert haben müssten. In diesem Sinne ist ›der Algorithmus‹ zum geflügelten Wort und mithin zur allgemeinen Chiffre für Überraschungserfahrungen im Kontext von UX (*User Experience*) geworden, für die betroffene Nutzer:innen keine Erklärung finden können. Folglich haftet dem Begriff eine semantische Unschärfe an, die an das *moving target* KI/ML erinnert, das aufgrund seiner latenten Unbestimmtheit seit jeher als Projektionsfläche für vielerlei Imaginäre dient. ›Dem Algorithmus‹ oder ›der KI‹

17 Dabei kann indes weiter differenziert werden zwischen der Opazität des gesamten Modells, individueller Komponenten und des Trainingsalgorithmus. Diese Ebenendifferenzierung betrifft mit Blick auf Aspekte von Interpretierbarkeit (in gleicher Reihenfolge) die Simulierbarkeit und (analytische) Zerlegbarkeit des Modells sowie die operative Transparenz des Algorithmus, vgl. Lipton 2018.

18 Vgl. für deren Pionierrolle im Zuge des »Great AI Awakening« (Lewis-Kraus 2016) vgl. Kap. 1, S. 5f.

kann vieles zugeschrieben werden und gleichermaßen wird beiden als imaginierten Agenten auch realiter eine Vielzahl von Eigenschaften, wenn nicht gar Absichten und mithin auch Verantwortung zugeschrieben. Nicht selten geschieht dies gerade auch dann, wenn die Betroffenen keine plausibel rationalisierende Erklärung für einen gegebenen Umstand finden. Deshalb ist für KI, ML wie auch für Algorithmen besonders hinsichtlich methodologischer Überlegungen unbedingt zu beachten, dass alle drei im praktischen Gebrauch (als in-vivo Codes) keinesfalls über eine eindeutige empirische Referenz verfügen.¹⁹

In diesem Zusammenhang lässt sich ausgehend von dieser Feststellung einer gewissen Beliebigkeit eine interessante semantischen Verschiebung beobachten, die sich auf die Beschreibung der ›Dingwelt‹ bezieht und einen Wandel von Registern des Passiven bzw. Widerständigen in das Aktive und Kognitive suggeriert. ›Wollte‹ der Nagel nicht in die Wand, ›strikte‹ der Drucker häufig und ›hing‹ sich der Computer hin und wieder ›auf‹, scheint es sich bei Software und anderen primär als programmiert wahrgenommenen und gewissermaßen immateriell erlebten Artefakten auf prägnante Weise anders zu verhalten. ›Der Algorithmus‹ (und gleichermaßen: ›die KI‹) ›entscheidet‹, ›analysiert‹, ›schlägt etwas vor‹ oder ›hat etwas entdeckt‹.

Einen hilfreiche Erklärungsansatz für diese Tendenz wie auch für jene semantische Unschärfe mit Blick ›Algorithmen‹ bietet Frieder Nakes Unterscheidung von ›Surface‹ und ›Subface‹ (vgl. Nake 2008). Mit dieser Differenzierung von – durch das ›Interface‹ verbundenen – Betrachtungsebenen lässt sich nachvollziehbar markieren, worin ein in technischer Hinsicht entscheidender Unterschied zwischen ML und ›herkömmlichen‹ Digitalcomputern²⁰ besteht. Dieser lässt sich im veränderten Verhältnis erkennen, in das nicht nur die Nutzer:innen, sondern auch die für die Programmierung Verantwortlichen zur ›Unterfläche‹ (Subface) der Technik geraten, der elementaren Basisebene ihrer Operationen, auf der die Programmierung der Oberfläche stattfindet, wo entsprechenden Algorithmen arrangiert und angepasst werden. Die beschriebene Opazität von für ML verwendete Algorithmen sorgt

19 Empirisch lässt sich dann freilich nicht ohne Weiteres unterscheiden, ob zur Erklärung entsprechender Zuschreibungen im konkreten Fall entsprechend Jenna Burrells Opazitätsanalytik (vgl. Burrell 2016) ›technisches Analphabetentum‹, per Design bewusst herbeigeführte Intransparenz oder die ML eigene rechentechnische Opazität (oder aber eine Kombination der drei) herangezogen werden sollte.

20 Etwa im grundlegenden Sinne einer programmierbaren von Neumann-Maschine. Diese Differenzierungslinien ließe sich weiter verkomplizieren, wollte man dem Umstand Rechnung tragen, dass die Berechnung (*computation*) eines neuronalen Netzes auf solchen ›herkömmlichen‹ Maschinen ausgeführt wird (wenn auch spezifisch ausgerüsteten, etwa mit besonders schnell parallel rechnenden Grafikprozessoren), ML also ›normale‹ Computer als Recheninfrastruktur in Anspruch nimmt.

für eine Disposition, in der sich diese Ebene eines Computers dem direkten Zugriff völlig entzieht. Dieser Umstand könnte beschrieben werden als eine Verschiebung von Operationsebenen: das tatsächliche *subface* ist nicht unmittelbar zugänglich und alle Beteiligten, auch die Konstrukteur:innen der Maschine, können diese allein über *interfaces* bedienen.²¹ Folglich erscheint die ›Basis-Programmierung‹ *allen* Beteiligten prinzipiell als alternativlos opak. Es zeigt sich hier eine Disposition, in der sich Algorithmen als elementare Bestandteile von ML grundlegend nicht beobachten lassen und aber zugleich – wie die erwähnte semantische Verschiebung suggeriert – mit zunehmend ›anspruchsvolleren Aufgaben betraut werden‹.

Diese saloppe Formulierung verweist auf ein Phänomen, das Florian Jatón in seiner umfassenden Studie zur Genese von Algorithmen analytisch präziser als »Delegation« beschreibt (vgl. Jatón 2021, S. 278): die für ML typische automatische Errechnung einer Funktion (Modellierung) durch den Einsatz von Lernalgorithmen leistet die Formulierung eines Modells auf Kosten der genauen Kenntnis desselben.²² Die Aufgabe der Formulierung wird in diesem Sinne an den Algorithmus delegiert, wobei zu beachten ist, dass dieses Arrangement in aller Regel praktisch eine Aufschichtung (»stacking«) verschiedener Algorithmen bedeutet, die sozusagen als Infrastruktur der Modellierung fungiert:

the more machine learning, the more delegation, and the more difficult it becomes to inspect what has led to the formation of the mathematical operation allowing the transformation of inputs into outputs. (ebd.)

Ausgehend von diesem Unterschied zwischen ML und ›klassischer‹ Programmierung erscheint eine ganze Reihe von Fragestellungen bezüglich »algorithmischer Kulturen« gegenüber dem Stand von vor fast 20 Jahren (vgl. etwa Galloway 2006) tatsächlich in einem neuen Licht.²³

Was tun Algorithmen, was bringen sie kulturell hervor? Wie generieren sie Sinn aus ihren Umgebungen und den verschiedenen Kategorien, die Menschen nutzen, um die Algorithmen zu deuten? (Roberge & Seyfert 2017, S. 14)

Ausgehend von der Beobachtung von Delegation (Jatón), der Selbstprogrammierung von Computern mittels Lernalgorithmen, erscheinen derartige Fragen

21 Womit ein wesentlicher Ansatzpunkt für Ansätze von sogenannter »Explainable AI« markiert ist.

22 »Algorithmic Modeling« unterscheidet sich von anderen Formen des »data modeling« (vgl. Breiman 2001) folglich dadurch, dass die Modellierung sich selbst strukturiert, ohne dass Modellvariablen (Faktoren und Parameter) a priori festgelegt werden – dies wird im beschriebenen Sinne an den Algorithmus delegiert.

23 Gleiches betrifft die semantische Assoziation von Algorithmen und KI.

durchaus empirisch plausibel und wissenschaftlich legitim. Jonathan Roberge & Robert Seyfert suggerierten indes schon 2017, dass »Algorithmen Teil der Sinnstiftung des kulturellen Imaginären geworden sind« (ebd., S. 16), etwa angesichts von Praktiken wie des »Googlens«, das maßgeblich auf den PageRank-Algorithmus baut. Solche Arrangements, die »symbolische und performative Aspekte stetig interagieren« (ebd., S. 15) lassen mit algorithmischen Berechnungen, machen es naheliegend, dass Algorithmen tatsächliche in der sozialen Wirklichkeit eine eigene Art von Wirkung »entfalten« (Lee et al. 2019, Übers. RG).²⁴

Es soll an dieser Stelle für die weitere Entwicklung des Arguments festgehalten werden, dass jenes für den Gegenstand dieser Studie namensgebende »Lernen« in einem engen Zusammenhang mit der Rolle von spezifischen adaptiven Algorithmen steht, die Datensätze rekursiv rechnerisch in Modelle überführen. Diese Assoziation ist allerdings noch keine Erklärung der verantwortlichen Mechanismen für dieses technische Verständnis von »Lernen«, wie es sich im Zusammenhang mit ML etabliert hat. Die weitere Erörterung dieser Verknüpfung geht zunächst einen historischen Umweg, weil das ML und mithin »KI« umgebende semantische Assoziationsfeld nicht bei Verständnissen des Lernens stehen bleibt, sondern ebenso die Topoi der »Intelligenz« sowie der »Künstlichkeit« berührt.

ML & GOFAI

In *Good Old Fashioned Artificial Intelligence (GOFAI)* – etwa durch die sog. Expertensysteme der 1990er Jahre bekannt²⁵ – wird eine (von menschlichen Expert:innen geschriebene) Programmierung als Quelle dessen aufgefasst, was Beobachter:innen in den Resultaten der Anwendung des Programms intelligent erscheinen mag. Klassischerweise wird dieser, auch als symbolische KI bekannte Ansatz des »making the mind« vom subsymbolisch (bzw. konnexionistisch) genannten Paradigma des »modelling the brain« unterschieden, dem ML zugerechnet wird (vgl. Dreyfus/Dreyfus 1988). Ein von Ingenieur:innen entwickeltes, möglichst elaboriertes Regelsystem (algorithmisch im Sinne eines »well-defined computational procedure« (Burke 2019, S. 1) wird als Software implementiert, was dieses zur (einzigen) kognitiven Grundlage der »Expertise des Expertensystems« macht.²⁶

24 Die gerade sozialtheoretisch relevante und im Kontext dieser Untersuchung auch methodologisch relevante Frage, ob die »Entfaltung« der Effekte des Einsatzes von Algorithmen dabei – wie im Zitat – als Interaktion treffend beschrieben ist oder besser anders gefasst werden sollte, klammere ich an dieser Stelle zunächst ein. Weiter unten werde ich sie erneut aufzugreifen, wenn es um die Beschreibung von Sozialität unter Beteiligung von ML gehen wird.

25 Die Beiträge des einschlägigen Bandes »Soziologie und Künstliche Intelligenz« aus dem Jahre 1995 etwa haben wesentlich Expertensysteme zum Gegenstand (vgl. Rammert [Hg.] 1995).

26 Dies gilt freilich nur für die Betrachtung des Expertensystems als Technik für sich. Soziologisch betrachtet ist Expertenwissen demgegenüber vielmehr »weder in der Maschine noch

Üblicherweise enthält *GOFAI* keine adaptive Komponente²⁷, weshalb sich mit diesem Ansatz, der die KI-Debatten über Jahrzehnte prägte, kaum Assoziationen zu Konzepten des Lernens aufbauen lassen, wie sie für ML charakteristisch sind. Eine konstitutive Limitierung für diese Variante von *GOFAI* besteht darin, dass ihre Programmierung präskriptiv determiniert ist und ›Lernen‹ im Sinne einer Anpassung der operativen Logik und Struktur nur durch externe Interventionen des zuständigen Ingenieursteams möglich ist. Die aus der Beobachtung der Maschine gewonnenen Einsichten kann das Team prinzipiell auch zu späteren Zeitpunkten in die (Weiter-)Programmierung der Maschine einfließen lassen. Dies geschieht additiv in Form neuer ›Häppchen‹ von gewissermaßen in Rezeptform in die Maschine transferiertem Wissen, oder subtraktiv durch das Entfernen bestehender Programmelemente. Insofern in diesem Zusammenhang von Lernen die Rede ist, wäre dies folglich dem ›Programmierteam‹ zuzurechnen; die Maschine für sich weist keine adaptiven Mechanismen auf.

Die ›Intelligenz‹ der ›KI‹ im Rahmen von *GOFAI* konnte daher konstruktionsbedingt nicht die derjenigen übertreffen, die mit der Programmierung zugleich die Grenzen des Variantenreichtums der maschinellen Berechnungen determinierten. Die *top down*-Logik des Ansatzes sah vor, dass die Maschine aus festgelegten Strukturen heraus alles Relevante gewissermaßen deduzieren können sollte, weshalb in Form der Programmierung im Grunde bereits vorab alles operativ Relevante algorithmisch expliziert sein musste (vgl. Sudmann 2018b, S. 59). Folglich sind strukturbedingt keine internen (rechentechnischen) Emergenzeffekte denkbar²⁸ – das Informationspotenzial der KI beschränkt sich auf das per Programmierung abgelegte Wissen. Kybernetisch formuliert ist *GOFAI* mithin gerade nicht zur Errechnung von »Eigenwerten« (von Foerster 1993c, S. 107) fähig, weil die möglichen »internen Zustände« (von Foerster 1993b, S. 138) einer derartigen Maschine von vornherein bekannt sind, da ihre Funktion expliziert programmiert wurde. Mit einer überraschenden Outputs zeitigenden *black box* hätte man es deshalb nur dann zu tun, wenn die Funktionsweise (Programmierung) der Maschine nicht vollständig bekannt ist.

Gegenüber *GOFAI* erscheint die *Selbstprogrammierung* mittels automatischer Datenverarbeitung als funktionaler Kern maschineller Lernverfahren. Dieser zen-

im Menschen existent, sondern es entsteht erst in ihrer Wechselwirkung. Es findet seine effektive Form zunächst in der ›experimentellen Interaktivität‹ und später in der ›routinisierten Interaktivität‹ zwischen Nutzer und Programm« (Rammert 2007, S. 160), ist mithin also weniger eine statische, auf Knopfdruck verfügbare Gut, sondern in der Praxis eine dynamische Ressource, deren Erschließung nicht-linear erfolgt.

27 Wenngleich gegenwärtig gelegentlich Plädoyers für hybride Varianten von KI, die vermeintlich die Schwächen beider Paradigmen zu überwinden imstande seien, diskutiert werden, vgl. etwa Marcus 2020.

28 Was freilich nicht ausschließt, dass der praktische Einsatz einer solchen Maschine dennoch praktisch für Überraschungen sorgt.

trale Aspekt der Errechnung einer Funktion zur Beschreibung eines Datensatzes²⁹ wird in der KI-Forschung als Training bezeichnet. Ist von »Künstlicher Intelligenz« die Rede, bezieht sich diese Formel folglich direkt auf das »im Training Gelernte«, ob als manifeste Output oder in latenter Form der Funktion, die Outputs determiniert.³⁰ Automatisierte Datenanalyse im Sinne der Errechnung einer Funktion zur Beschreibung Beziehungen von Datenpunkten als Selbstprogrammierung einer Maschine markiert daher den operationslogischen Kern von ML und mithin jenen rechentechnischen Kognitionsvorgang, der gemeinhin Mustererkennung genannt wird.

GOFAI gegenüber wird in ML das operative Funktionsprinzip im Grunde umgekehrt: statt von aus festgelegten Strukturen (Programmierung) in *top down*-Manner Inputs zu verrechnen, programmiert sich die Maschine qua algorithmischer Datenanalyse selbst: operationslogisch betrachtet geht es *bottom up* von vorgegebenen Daten (»Beispielen«) zur Programmierung.³¹ Die Möglichkeit einer solchen de facto induktiven Selbstprogrammierung verdankt sich adaptiven Algorithmen, die im Zuge des »Trainings« eine sukzessive Optimierung der Modellierung des Datensatzes erreichen.³² Dessen Sinn, d.h. das aus der Perspektive von Beobachter:innen im Datensatz befindliche Wissen muss dabei folglich als mathematisch beschreibbar angenommen werden. Schließlich dient die errechnete Funktion in der Folge als Modell für die Produktion weiterer Daten. Jeder neue Input kann dann im Vergleich mit dem Modell (das daher die »ground truth« »des Algorithmus« darstellt) hinsicht-

-
- 29 Was in epistemologischer Reflexion impliziert, dass eine solche Funktion, aus der die Daten hervorgegangen sind, sich prinzipiell errechnen lässt und die Datenbasis als *ground truth* prinzipiell durch eine Funktion beschrieben werden kann, vgl. Mackenzie 2017, S. 82.
- 30 Wenngleich dies nicht heißt, dass Expert:innen keinen Anteil an der praktischen Genese einer ML-Anwendungen hätten. In soziologischer Perspektive auf ML und GOFAI ist deshalb von einer allzu vereinfachenden Gegenüberstellung beider Ansätze abzusehen, besonders hinsichtlich der Zurechnung von Verantwortung für die Effekte einer Anwendung. Gegenüber unrealistischen Suggestionen bezüglich der »autonomen Lernfähigkeiten« algorithmischer Modellierungen kann nüchtern konstatiert werden: ML-Anwendungen »often work well because structures, priors, representations, invariants and background knowledge were designed into the machine by a domain expert« (Jebara 2004, S. 10) – und diese Aussage wäre auch für Expertensysteme zutreffend.
- 31 Damit geht freilich einher, dass die Funktionalität eines algorithmischen Modells grundlegend von der Qualität des Datensatzes abhängt, das diesem als *ground truth* dient. Insofern ließe sich argumentieren, dass »Expertenwissen« (und Fähigkeiten) wie in GOFAI jedenfalls in der Erhebung und/oder Zusammenstellung sowie Aufbereitung der Datengrundlage der Modellierung eine entscheidende Rolle spielen, denn: »[...] we get the algorithms of our ground truths« (Jaton 2021, S. 24).
- 32 Die Abweichung der Modellierungsfunktion von den Trainingsdaten wird dabei als »loss function« angegeben, vgl. Mackenzie 2017, S. 96.

lich seiner Eigenschaften analysiert oder – im Falle generativer Verfahren – dazu genutzt werden, Daten zu erzeugen, die zum Datensatz ›gehört haben könnten‹.

Bereits in diesen rudimentären Ausführungen sollte nachvollziehbar geworden sein, dass ML gegenüber GOFAI rechentechnisch betrachtet fundamental anders operiert. Insofern könnte man sich darüber wundern, dass dennoch beide gemeinhin als Formen *künstlicher Intelligenz* subsumiert werden. Die Operationslogik von GOFAI kann intuitiv leichter nachvollzogen werden, da sie wesentlich der konventionellen Vorstellung eines ›klassischen‹ Computerprogramms entspricht. Dieses wird von Programmierer:innen formuliert und kann dann schließlich von Endnutzer:innen noch final konfiguriert werden. Die Herstellung des Programms kann dabei eindeutig denjenigen zugeschrieben werden, die es formuliert haben. Bei ML verhält es sich hingegen vertrackter, wird hier doch ein algorithmisches Verfahren genutzt, um die Formulierung des Programms zu automatisieren, wodurch diese Aufgabe gewissermaßen an den Algorithmus delegiert wird (vgl. Jatón 2021, S. 278). In diesem Arrangement ist es daher das algorithmische Verfahren selbst, das in Kombination mit den Trainingsdaten sozusagen verantwortlich für die finale Funktion, das Modell, den Algorithmus ›in trainierter Form‹ ist.³³

Doch nicht nur hinsichtlich ihrer technischen Operationslogik, sondern ebenso mit Blick auf den ihnen impliziten Wirklichkeitsbezug unterscheiden sich ML und GOFAI maßgeblich. Dies zeigt sich auf prägnante Weise in den mit den jeweiligen Ansätzen typischerweise assoziierten Metaphern. So charakterisieren, wie oben bereits erwähnt Hubert und Stuart Dreyfus symbolische KI als den Versuch, auf technischem Wege ›Geistigkeit zu erzeugen‹ (*making a mind*), wohingegen ML als subsymbolisch-neuronale KI dem Anliegen folge, ›das Gehirn zu modellieren‹ (*modeling the brain*) (Dreyfus & Dreyfus 1988). Diese Vergleiche mögen in mancher Hinsicht schief sein – sowohl bezüglich der ›Geistigkeit‹ von GOFAI als auch des Anliegens subsymbolischer KI. So wie Geistigkeit kaum allein in der logisch konsistenten Anwendung von Regeln besteht, muss ebenso als fraglich gelten, ob die Aktivitäten des menschlichen Gehirns³⁴ als algorithmisch errechnete Funktion adäquat beschrieben sind.

33 Für jede Analyse von *agency* (und deren Konstitution) beschert dies offensichtlich eine komplizierte Gemengelage in diesem Zusammenhang. Will man für einen beliebigen Output nach dessen genetischer Struktur fragen, kommen unmittelbar mehrere Instanzen in den Sinn, denn weder ›der Algorithmus‹ noch ›die Daten‹ sind ursprüngliche Quellen von Sozialität, verweisen sie doch wiederum auf Vorgängiges – etwa auf die Entwicklung des algorithmischen Verfahrens sowie dessen Auswahl für die betreffende Anwendung oder auf das empirische Referenzobjekt der Daten sowie Erhebungs- und Kuratierungsaktivitäten auf deren ›Weg in den Datensatz‹.

34 Und vor allem deren emergente Effekte, man denke gerade hier an ›Geistigkeit‹ in Form menschlichen Bewusstseins.

Der Verweis auf das menschliche Gehirn dient in subsymbolischer KI vor allem als Inspiration für den Entwurf von Architekturen und operativen Dispositionen für die die Speicherung und Verarbeitung von Information (im rechentechnischen Sinne der Verarbeitung reiner Differenz: $\circ/1$). Folglich ist mit Blick auf ML wie auch GOFAI nicht unmittelbar ersichtlich, auf welcher Basis ein »ghost in the machine« zu vermuten wäre, was insbesondere bei GOFAI angesichts des mehr oder minder explizit derart gesetzten Ziels verwunderlich erscheinen kann. »Making the mind« scheint gewissermaßen mit »making a set of rules« gleichgesetzt, ohne dass Geistigkeit in ihren Eigenheiten thematisch würde. Besteht eine klassische Ansicht von Hegels Philosophie des Geistes darin, dass (subjektiver) Geist im Bewusstsein »für sich vermittelt« ist³⁵, wäre etwa mit Blick auf KI (gleich welcher Couleur) zu fragen, was eigentlich als das (ihr eigene) Medium ihrer Operationen gelten kann. Mit Blick auf die reale rechentechnische Operationsbasis ($\circ/1$) sowohl von symbolischer wie subsymbolischer KI scheint Information als reine Differenz (vgl. Bateson 1983b, S. 353) einen geeigneten Kandidaten darzustellen. In dieser Hinsicht scheint das Gehirn als Metapher für Computertechnik überhaupt ungeachtet aller weiteren Implikationen zumindest weniger irreführend zu sein.

Dies liegt daran, dass »Informationsverarbeitung« (im vorgestellten Sinne) deutlich niedrigschwelliger und mithin technisch einfacher zu realisieren scheint als etwa »Geist« oder »Bewusstsein«.³⁶ Die Annahme einer Äquivalenz von KI und Geist mag grundsätzlich einen Kategorienfehler konstituieren – in soziologischer Betrachtung jedenfalls – doch muss dies hier nicht weiter in den Blick genommen werden, weil für das Argument alleine die die Seite der technischen Informationsverarbeitung zum Zwecke der Modellierung von sozialer Wirklichkeit wie im Falle von ML von Belang ist. Dies gilt hinsichtlich ihrer inhärenten impliziten Sozialität – wie wird soziale Wirklichkeit im Modell abgebildet? – wie auch mit Blick auf die realen Folgen des Einsatzes derartig informationsverarbeitender Technik. Bezüglich ersterer Dimension ist von grundlegendem Interesse, wie überhaupt die Rede davon sein kann, dass Informationsverarbeitung in rechentechnischen Verfahren auf sinnförmig verfasste Sozialität bezogen ist. Am Beispiel von Kommunikation möchte ich diesen Zusammenhang im Folgenden technikhistorisch erörtern.

35 Der subjektive Geist ist hier »an sich oder unmittelbar«, wohingegen er im Bewusstsein als »für sich vermittelt« und im Geist als »sich in sich bestimmend« erscheint (vgl. Hegel 1970 [1817], S. 38 [E III 38]).

36 Auf dieser argumentativen Linie erschienen – allen Präntentionen zum Trotz – geistreichen anmutende Formen von KI niemals als echte Instanzen von Geistigkeit oder Wahrnehmung, doch gegebenenfalls immerhin als gelungen Simulationen derselben.

Die Dualität von Information und Kommunikation

Der Nexus von Information und sinnförmiger Sozialität wie Kommunikation, wie er für ML maßgeblich ist, weist technikhistorisch mindestens 75 Jahre zurück und bildet gewissermaßen das Fundament der ›modernen‹ Kommunikationstheorie. 1949 erschien nämlich Claude Shannons (zuerst 1948 als zweiteiliger Aufsatz publizierte [vgl. Shannon 1948]) »Mathematical Theory of Communication«, ergänzt um einen vorangestellten Aufsatz von Warren Weaver in Buchform (vgl. Shannon/Weaver 1949).

Shannon beschreibt in seinem Aufsatz Kommunikation als technisch-statistisches Phänomen, bestimmt durch das Verhältnis von Rauschen und Signal in einer Nachricht. In seiner Beschäftigung als Ingenieur des ›Kommunikationsunternehmens‹ AT&T bestand eine wesentliche Aufgabe Shannons darin, mit technischen Mitteln gestörte (›rauschende‹) Nachrichtenübermittlung – etwa in einer Telefonleitung – derart zu korrigieren, dass der Signalanteil und mithin die Wahrscheinlichkeit dafür steigt, dass eine gesendete Nachricht wie gewünscht empfangen wird. Die Unterscheidung von Signal und Rauschen bezieht sich bei Shannon nicht auf semantische Register oder den Sinn einer Nachricht, sondern auf die quantifizierbare Qualität der Verbindung, die deren Übermittlung ermöglicht.

Es war der Mathematiker Weaver – zu der Zeit als Direktor der naturwissenschaftlichen Abteilung der Rockefeller Foundation auf vielseitige Weise um die Förderung interdisziplinärer Forschung auf Basis damals neuartiger informationswissenschaftlicher Perspektiven bemüht –, der in seinem Aufsatz eine duale Perspektive auf Kommunikation entwickelte (vgl. Weaver 1949, siehe auch Geoghegan 2022, S. 22). Dieser zufolge stelle sich für Kommunikation nicht nur das von Shannon bearbeitete »technical problem« der Nachrichtenübermittlung (»How accurately can the symbols of communication be transmitted? [Weaver 1949, S. 4]), sondern ebenso das, was Weaver als semantische Probleme beschreibt:

The semantic problems are concerned with the identity, or satisfactorily close approximation, in the interpretation of meaning by the receiver, as compared with the intended meaning of the sender. (ebd.)

Weaver beschreibt hier, was der Soziologie seit Alfred Schütz' Überlegungen zu Max Webers Begriff der Sinnadäquanz (vgl. Schütz 1932, S. 267ff.) als Problem-aspekt des Sinnverstehens bekannt ist, und bezeichnet diesen Zusammenhang gegenüber dem technischen »LEVEL A« von Kommunikation als deren »LEVEL B« (Weaver 1949, S. 4).³⁷ Sein Differenzierungsschema impliziert, dass Information

37 Interessanterweise identifiziert Weaver darüber hinaus eine weitere soziologisch zentrale, für das Argument an dieser Stelle jedoch nicht relevante Ebene von Kommunikation, die er »LEVEL C« bzw. »the effectiveness problem« nennt und die sich auf den Zusammenhang zwischen beabsichtigten und tatsächlichen Kommunikationsfolgen bezieht: »How effectively

als Element von Kommunikation nicht nur als berechenbares elektrisches Signal (Shannon bzw. »LEVEL A«), sondern (auch) sinnförmig verstanden wird (»meaning – »LEVEL B«).

Diese duale Konzeptualisierung von Kommunikation war wissenschafts- wie technikgeschichtlich überaus folgenreich, weil sie für die weitere Entwicklung »informationswissenschaftlichen« Denkens die Identifikation von Information mit »gespeichertem Wissen« (»stored knowledge«) ermöglichte und die Informatik damit von der Beschäftigung mit rein technischen Aspekten der Signalübertragung zu emanzipieren half (vgl. Rieder 2017, S. 106). Fortan ließen sich Sinnverarbeitung (etwa mittels Interaktion) und technische Datenverarbeitung gleichermaßen als Informationsverarbeitende Prozesse plausibilisieren, was zunächst vor allem zu vermeintlich nicht allzu aufregender Arbeit an der Technisierung von Dokumentenauswahl- und Sortierungsverfahren geführt haben möge (vgl. ebd.). Doch waren dies nur die ersten Etappen einer Entwicklung, die sich etwa im Zuge des Aufstiegs der Kognitionswissenschaften bald auch als grundlegende epistemische Verschiebung artikulieren würde. Diese Entwicklung bracht den Aufbau eines umfassenden »imaginary of the computational sensorium« (Suchman 2021, S. 70) mit sich, das neue Formen der gesellschaftlichen (und menschlichen) Selbstbeschreibung ermöglichte.

Grundlage dafür ist die beschriebene duale Perspektive auf Kommunikation, die über einen technologisch wie phänomenologisch plausiblen, auf Differenz bauenden Informationsbegriff integriert ist.³⁸ Auf der einen Seite der Perspektive betrachtet Shannon Sprache »nicht als System von Bedeutungen, sondern als System von Wahrscheinlichkeiten« (Müller 2015, S. 22), was einem »*postsignifikatorischen* Denken des Sinns« (ebd., S. 23, Hervorh. i.O.)³⁹ gleichkommt, demzufolge besonders informativ sein kann, was unwahrscheinlich ist (bzw. für Varianz sorgt), während hohe Redundanz für wenig Information steht.⁴⁰

does the received meaning affect conduct in the desired way?« (ebd.). Damit scheint er bereits als Differenz (von B und C) als vor Augen zu haben, was Luhmann später als Unterscheidung der Selektionen von Information und Mitteilung beschreibt.

38 Ein solcher wäre Batesons des »unterschiedsmachenden Unterschied« (vgl. Bateson 1983b, S. 353).

39 Auch Erich Hörl (2011, S. 9) geht in seiner These der technologischen Sinnverschiebung von diesem historischen Punkt als epochalem Ereignis aus.

40 Diese Konzeption entstand vor dem vermutlich nicht unwesentlichen historischen Hintergrund, dass Shannon im Kontext des Zweiten Weltkriegs als Kryptoanalyst für das US-amerikanische Militär tätig war. Und nicht gänzlich überraschend ging der Publikation seiner »Mathematical Theory of Communication« (1948) im Jahre 1945 die einer »Mathematical Theory of Cryptography« aus seiner Feder voraus. Wohl weil in der militärischen Verschlüsselungstechnik die Gleichwahrscheinlichkeit aller verschlüsselten Symbole als höchstes Ziel erscheint, weht in Shannons Informationstheorie gewissermaßen auch der Geist einer Theorie der Desinformation (vgl. Müller 2015, S. 22).

Manche Verständnisschwierigkeiten im Umgang mit ML erscheinen im Lichte dieser historischen Entwicklungen als späte Folgen einer epistemischen Verschiebung, die in den 1940er Jahren ihren Anfang nahm. Dass im Zuge der Errechnung wahrscheinlicher Sinngehalte in ML mitunter Wider- und Unsinniges technisch produziert wird, erweist sich so umso deutlicher nicht etwa als Manifestation eines ›ghost in the machine‹, sondern stattdessen viel eher als ›Unfall‹ im Versuch der Überwindung einer durch die Inkommensurabilität zweier Verständnisse von Information bedingten epistemischen Lücke. Wie kann im Lichte dieser Beobachtungen eine instruktive Perspektive auf Informationsverarbeitung mittels algorithmischer Operationen, wie sie für ML typisch sind, konstruiert und insbesondere der ML auszeichnende Aspekt des *Lernens* soziologisch verstanden werden?

Information und Lernen

Für die Technik- und Medienphilosophin Luciana Parisi steht die für ML zentrale »algorithmische Entdeckung von Information« als epistemologische wie technologische Errungenschaft in engem Zusammenhang mit Vorstellungen von »selbstadaptivem Verhalten« und der »Mechanisierung des logischen Denkens« (vgl. Parisi 2018, S. 93f.), wie sie für die Kybernetik prägend waren. Die über adaptive Algorithmen vermittelte maschinelle ›Lernfähigkeit‹ zeichne sich vor allem dadurch aus, dass sie gegenüber früheren Verfahren Zufall nicht mehr zu vermeiden suchen müsse, sondern etwa im Sinne von *trial and error* verarbeiten könne (vgl. ebd.). Diese Algorithmen ermöglichten mithin »adaptive Lernverfahren, die dazu fähig sind, Muster zu erkennen oder vorherzusagen, ohne dass sie darauf programmiert worden wären oder das Ergebnis ihrer Aktion im Vorhinein kennen würden« (ebd., S. 93). Der kybernetische Fokus auf Feedbackmechanismen, etwa in Modellen wie Claude Shannons »Theseus« oder Ross W. Ashbys »Homöostat«, hätte zur Entstehung von Vorstellungen dazu geführt, wie Maschinen das »Lernen lernen« könnten (vgl. ebd., S. 95). Diese hätten weggeführt von der Emphase auf die ›Vor-Programmierung‹ (und mithin Prädeterminierung) von Maschinen und zugleich den Weg geebnet für die semantische Parallelisierung von Denken und Rechnen.⁴¹

Im Kontext dieser soziologischen Studie interessiert allerdings weniger der Zusammenhang zwischen lernenden Maschinen und Denken, sondern vielmehr das Verhältnis der Operationen dieser Maschinen zu sozialer ›Sinnverarbeitung‹, d.h. etwa der Beobachtung dieser Operationen oder ihrer Beteiligung an Kommunikation. Parisis Reflexionen stehen jedoch in einem engen Zusammenhang mit den eben vorgestellten Überlegungen Weavers zum Informationsbegriff, in denen mittels der

41 Vgl. weiterführend dazu soziologisch Nassehi 2019, S. 235ff. sowie philosophisch Günther 2021 [1953].

Erweiterung von Shannons Kommunikationsbegriff gleichermaßen die Möglichkeit einer Parallelisierung von technischen und semantischen Aspekten von Information erkannt wird. Weaver wie Parisi markieren eine für den sozialen Einsatz von adaptiver Rechentechnik konstitutive soziale Disposition, die sich womöglich gegenwärtig unter dem Eindruck der zunehmenden sozialen Verbreitung von ML zuspitzt. Sobald sinnhafte Phänomene wie Denken oder Kommunikation als berechenbar vorstellbar werden oder sich gar auf rechentechnischer Basis hervorbringen lassen⁴², ermöglicht dies nicht nur neuartige Perspektiven auf die technisierten Phänomene⁴³, sondern bringt ebenso praktische Probleme wie auch theoretisch anspruchsvolle Fragestellungen mit sich. Diese liegen darin begründet, dass – entsprechenden Suggestionen und Zuschreibungen zu trotz – lernfähige Rechenmaschinen nicht im Medium Sinn operieren und deren Outputs folglich missverstanden wären, nähmen Beobachter:innen dies an. Solche Missverständnisse könnten etwa eine Personalisierung von Maschinen zur Folge haben⁴⁴, die angesichts erwartbarer Erwartungsenttäuschungen wohl mit einer Vielzahl nicht-intendierter Nebenfolgen einherginge.⁴⁵

Deshalb gehe ich im Anschluss an Weaver und Parisi von einer *epistemischen Lücke* zwischen adaptiver Rechentechnik und Sinnsystemen aus. Weil diese in unterschiedlichen Medien kognitiv operieren, ist auf ebendieser Ebene ihrer Operationen grundlegend von einer wechselseitigen Inkommensurabilität auszugehen. Die Beteiligung von ML an Kommunikation ist deshalb ein voraussetzungsvolles Anliegen, kann Sinn der Maschine⁴⁶ doch nur in entsprechend aufbereiteter (maschinenlesbarer) Formatierung »vermittelt« werden. Und Gleiches gilt für die »andere Richtung«: nicht zufällig wird in »künstlicher Kommunikation« nicht die mathematische Lösung einer algorithmischen Berechnungssequenz beobachtet, sondern allein deren Resultat in »übersetzter«, d.h. sinnförmig vermittelter Gestalt.

Wenngleich die Outputs beider für Beobachter:innen informativ sein können – hierin besteht die interessante Parallele –, heißt dies weder, dass sie aufeinander reduzierbar wären, noch dass eine Möglichkeit der bruchlosen praktischen Integration beider unmittelbar in Aussicht stünde, etwa in Form einer Sprache, die

42 In dem Sinne, dass etwa die Produktion von Outputs algorithmischer Modelle als Denken oder Kommunikationsbeteiligung beobachtet wird.

43 Die neuartige philosophische Reflexionen etwa über den Stellenwert induktiver, deduktiver und abduktiver Momente des Denkens angeregt hätten (vgl. Parisi 2018., S. 89f.).

44 Im Sinne der Zuschreibung von Personalität an Maschinen als eigenständiger soziologischer Sachverhalt, vgl. Harth 2014.

45 Spike Jonzes Film »Her« (Jonze 2013) stellt ein solches Szenario im Kontext der sich gewissermaßen nur einseitig entwickelnden Romanze zwischen Theodore Twombly und dem Sprachassistentensystem Samantha in seinem tragischen Potenzial eindrücklich vor.

46 Genauer: den Beobachter:innen ihrer Outputs.

alle Eigenheiten beider vollständig zu berücksichtigen vermag. Diesseits des Phantasmas derartiger Symmetrie, die eine Einebnung der Unterschiede von menschlicher und maschineller Sozialität ermöglichen könnte, ließe sich indes schon an diesem Punkt fragen, mit welchen theoretischen Mitteln die geteilte Sozialität von Menschen und Maschinen adäquat beschrieben werden kann.⁴⁷ Als neue semantische Formen könnten diese begrifflichen Ressourcen jedenfalls solche augenscheinlich suboptimalen Beschreibungen wie die (soeben so genutzten) Ausdrücke »Übersetzung« oder »Vermittlung« zur Bezeichnung der Herstellung von pragmatischer Kompatibilität zwischen Menschen und Maschinen ersetzen.

In diesem Sinne möchte ich im Folgenden versuchen, zur weiteren soziologischen Erörterung des Untersuchungsgegenstandes den sozialen Charakter des Lernens in ML, d.h. soziologisch relevante Aspekte algorithmischen Modellierungsverfahren näher zu bestimmen. Diese Ausführungen sollen einerseits dem Anliegen der Annäherung an eine sozialtheoretische Konzeption von ML inkl. der Bestimmung seiner sozialen Funktion dienen. Andererseits soll es mit Hinblick auf die empirische Untersuchung der Herstellung und Anwendung algorithmischer Modellierungen dazu beitragen, für Eigenheiten und Fallstricke der praktischen Umsetzung von ML zu sensibilisieren.

Wie oben bereits erwähnt, ist der Vorgang einer algorithmischen Modellierung als Teil von ML mathematisch am besten verstanden als automatische »Operation des Findens einer Funktion« (Mackenzie 2017, S. 80, Übers. RG) zur Beschreibung eines Datensatzes mittels eines Algorithmus. Errechnet wird dabei eine mathematische Funktion, die infolge der Modellierung so exakt wie möglich die Zusammenhänge zwischen Variablen oder Wertmengen als Vektoren in einem n-dimensionalen Raum beschreibt (vgl. ebd.).⁴⁸ Die rekursive Annäherung – Rechenschritt für Rechenschritt – an eine möglichst präzise Beschreibung des Datensatzes erfolgt als

47 Angesichts dieser Disposition ist zu betonen, was Petter und Anton Törnberg (2018) als Warnung vor einer Versuchung für die (nicht nur soziologische) Technikforschung formulierten, dass nämlich im Zuge der Soziologisierung (bzw. geisteswissenschaftlichen Erforschung) von Technik sich unter der Hand eine Naturalisierung des Sozialen vollziehen könnte. Tendenzen dazu könnten etwa darin erkannt werden, dass im Anliegen etwa der Dekonstruktion eines verklärten »algorithmic sublime« (Ames 2018) manche sozial- und geisteswissenschaftlich fundierte Kritik an »KI« mitunter auf eine allzu selbstsichere (und womöglich gar ihrerseits sublim anmutende) Version der »wahren« und/oder »richtigen« gesellschaftlichen Ordnung baut. Hier stößt die Analyse auf die Verantwortung menschlicher Akteur:innen im Zusammenhang mit Formen von Computertechnik, über die in Anlehnung an David Gugerli (2018) gesagt werden kann, dass die Welt längst in ihnen angekommen zu sein scheint. Die Krux infolge dieses Umstandes besteht – praktisch betrachtet – eben darin, dass die Welt *in* dieser Technik (etwa in Form eines algorithmischen Modells) nie die gleiche ist wie jene, in der die Technik zum Einsatz kommt.

48 Die Anzahl der Dimensionen dieser Vektorenraums (*vector space*) hängt von der Anzahl der relevanten *features* im Datensatz ab.

iterative Optimierung (»[function] fitting«, vgl. Mackenzie 2017, S. 86 bzw. räumlich: »curve fitting«, vgl. Marcus 2018) der durch die Funktion beschriebene Kurve an die Datensatzstruktur. Der Maßstab für die »Nähe« der Näherung an die Datenpunkte ist dabei eine »cost« bzw. »loss function«, die als Indikator für den Grad der Optimierung der Funktion dient und hinsichtlich der Anzahl an Fehlern (etwa in Klassifizierungen oder Prädiktionen) iterativ minimiert werden soll (vgl. Mackenzie 2017, S. 96).⁴⁹

Die »Wirklichkeitstreue« des errechneten Modells kann nicht modellintern, sondern nur im Wirklichkeitskontakt geklärt werden. Dazu können im Fall von analytischen Verfahren Tests mit neuen (Wirklichkeits-)Daten vorgenommen werden zur Einschätzung der Validität von »gelernten« Klassifikationen. So kann ebenso untersucht werden, ob das Modell möglicherweise zu *overfitting* oder *underfitting* tendiert. Diese Unterscheidung dient der Beschreibung des Zusammenhanges von Modell, Datensatz und Wirklichkeit (vgl. Mackenzie 2017, S. 125). Ein »Overfit« bezeichnet eine übermäßig detaillierte Modellierung, die zwar die Eigenschaften des Datensatzes überaus präzise beschreibt, diese jedoch nicht repräsentativ für das eigentlich zu modellierende Phänomenen sind. Ein solcher Fall liegt etwa vor, wenn ein Bilderkennungsmodell (mit »Universalanspruch« auf) alle Inputbilder von jungen Menschen mit dem Label »Schauspieler:in« versieht, weil sich im Datensatz überwiegend (auch derart gelabelte) Bilder von Schauspieler:innen befinden. Das Modell weist demnach – gemessen an der modellexternen Realität – einen zu hohen Grad an Spezifität auf und bildet den Datensatz akkurat ab, ohne dass damit die anvisierte ebenso akkurate Abbildung des interessierenden Phänomens gelänge. Ein »Underfit« liegt entsprechend im gegenteiligen Fall vor, wenn die Kategorien eines Modells zu wenig spezifisch verfasst sind, um die »ground truth« des zugrundeliegenden Datensatzes zum Ausdruck zu bringen. Bezogen auf das eben gewählte Beispiel entspräche dies einer Disposition, in der sich mittels des Modells keine akkurate Zuordnung von Bildern junger Menschen erreichen lässt und diese stattdessen etwa als Bilder von alten Menschen oder etwa Bäumen klassifiziert werden.

Im Fall von generativen Anwendungen kann anhand der Outputs die Realität des Modells beurteilt werden. Dies mag etwa im Falle einer »Befragung« von LLMs auf faktisch verfügbares Wissen schon leichter sein, als wenn man diese auf ihre »Einstellungen« zu kontroversen Themen und mithin ihre normativen »Vorurteile« (»Bias«) testet.⁵⁰ Noch schwieriger wird eine Beurteilung allerdings, wenn von einem Mo-

49 Die Kostenfunktion bezieht sich dabei allein auf die Beziehung von Modell und Datensatz. Sie lässt deshalb keine Aussage über die Generalisierbarkeit der Modellimplikationen auf realweltliche Zusammenhänge zu.

50 Es zeigt sich, dass »Safeguarding«-Strategien der verantwortlichen Unternehmen zunehmend darauf abzielen, solche Themen (manuell) zu »sperren«, sodass die Modelle auf heikle Fragen mit generischen, ausweichenden bzw. unverbindlich-diplomatischen Antworten reagieren. Dabei ist wichtig zu sehen, dass die Modelle nicht »selbst« etwa über eine Unterscheidung von

dell ›kreative‹ Outputs erwartet werden – fotorealistische Genauigkeit von Bildern oder inhaltliche Vollständigkeit von faktischen Angaben in Texten mögen sich dann als deutlich leichter zu approximierende Kriterien erweisen als künstlerische oder poetische Qualität. Abgesehen vom speziellen Fall der Sprachmodelle müsste ohne hin von Anwendungsfall zu Anwendungsfall beurteilt werden, wie ein Validitätstest plausibel konstruiert werden kann.

Typen algorithmischen Lernens

Im Sinne einer typologischen Heuristik werden üblicherweise drei verschiedene Arten von ML-Ansätzen unterscheiden, in denen sich jeweils distinkte ›Lernverfahren‹ manifestieren: 1. überwachtes, 2. unüberwachtes (*un-supervised*) und 3. Verstärkungs- bzw. Belohnungslernen (*reinforcement learning*) (vgl. Mackenzie 2017, S. 80). Der Supervisionsaspekt besteht bei ersterem etwa durch Festlegung interessierender Korrelationen, indem eine explizite Klassifizierung der Trainingsdaten vorgenommen wird. Die Modellierung erfolgt also mit Daten, in denen die Korrelation von Input (Bild) und Output (Label) enthalten ist – wie etwa im Fall von ImageNet (vgl. Kap. 1, S. 11f.) wird das Modell im Hinblick auf die im Training zu lernenden Kategorien prädeterniert.

Bei unüberwachten Verfahren erfolgt die algorithmische Mustererkennung im Sinne des automatischen Errechnens einer Funktion gewissermaßen frei und die ›gefundenen‹ Muster können im Anschluss an die vorgabenfreie Modellierung ggf. zu Kategorien erklärt werden. Beispiele für diesen Ansatz sind Verfahren des Clusterings und der Anomalieerkennung in Datensätzen oder solche, die deren ›Hauptkomponenten‹ (*PCA – Principal Component Analysis*) identifizieren. Als ein Beispiel für solche Verfahren kann Googles »Artificial Brain«-Modell dienen, das 2012 für Furore sorgte, als es mutmaßlich ›von sich aus‹ begann, auf YouTube ›Katzenvideos‹ zu clustern, d.h. diese zuverlässig von anderen Videos zu unterscheiden (vgl. Clark 2012). In diesem Fall konvergierten gewissermaßen menschliche Wahrnehmung und *computer vision*, d.h. statistische Analysen von Bildpunkt-Häufigkeitsverteilungen, sodass der Erfolg des ›freien Trainings‹ leicht erklärbar war. Generell gilt jedoch insbesondere für unüberwachte Verfahren, dass Training ohne »direct measure of success« (Mackenzie 2017, S. 80) in eine Disposition führt, in der schließlich menschliche Beobachter:innen interpretativ darüber entscheiden müssen, was genau das Modell eigentlich ›erkannt hat‹ – sofern die errechneten Muster sich überhaupt als verstehbar erweisen. Dennoch sind unüberwachte Verfahren schon aus einem pragmatischen Grund in vielen Anwendungsszenarien populär: Datensätze, die als *ground truth* für die Modelle dienen, liegen für häufig nicht in aufgearbeiteter (etwa klassifizierter) Form vor (vgl. Sudmann 2018a, S. 11) – oder

kognitivem (wirklichkeitsbezogen ›faktisch‹ und daher wissenschaftlich korrigierbar) und normativem Wissen (wertbezogen) verfügen, die modellintern differenzieren könnte (vgl. für diese Unterscheidung Luhmann 1991, S. 138ff.).

sind etwa aus Datenschutz- oder Kostengründen nicht für ML-Anwendungen verfügbar.

Reinforcement learning (RL) beruht demgegenüber auf wesentlich anderen Grundprinzipien. Verfahren des RL nehmen in der Regel einen virtuellen Agenten an, der für ›Entscheidungen‹ positiv oder negativ sanktioniert wird und in diesem Zuge eine Strategie entwickelt.⁵¹ Paradigmatisch für einen solchen Ansatz steht klassischerweise die ›Skinner-Box‹, in der mit Tieren (insbesondere Ratten) Experimente zu Mechanismen der Verhaltenskonditionierung durchgeführt werden. Insofern verweisen RL-Verfahren im Hinblick auf die implizierten Konzeptionen des Lernens auf den Behaviorismus in Ethologie und Psychologie seit Ivan P. Pavlov und Edward L. Thorndike (vgl. Sudmann 2018a, S. 19). RL spielt im Kontext dieser Studie keine maßgebliche Rolle, da es weder in den konkreten empirischen Fälle der Untersuchung noch in den beschriebenen Trends um ML der letzten gut zehn Jahre von wesentlicher Bedeutung ist. Eine Ausnahme bilden jedoch Spiele und vergleichbare Kontexte, die nicht auf die Modellierung eines sozialen Phänomenzusammenhangs abzielen, sondern auf die ›Ausbildung‹ eines ›möglichst intelligenten‹ isolierten Agenten abzielen, der schrittweise (Spiel-)Züge vornimmt (vgl. ebd., S. 11).⁵² RL wird in dieser Studie auch deshalb kaum Erwähnung finden, weil mit der Agentenfokussierung des Ansatzes in behavioristischer Anlage tatsächlich wesentlich andere sozialtheoretische Implikationen einhergehen.⁵³ Dies gilt zumindest hinsichtlich der Sozialität (aus der Perspektive) des Agenten, ohne dass dadurch allerdings das unter der Beteiligung (von Bots) sich ergebende soziale Geschehen prädestiniert wäre.⁵⁴

Allen Formen von ML ist indes gemein, dass die konkrete Art und Weise des Lernens von einer mathematischen Funktion definiert wird, dem Lernalgorithmus. Darüber hinaus ist eine weitere mathematische Funktion das Ziel; jene, die das ›Gelernte‹ beschreibt, ob Häufigkeitsverteilungen oder Zugfolgen: das Modell. Von Verfahren des *reinforcement learning* abgesehen ist die (soziale) Funktion dieser (mathematischen) Funktion die Identifikation von statistischen Mustern. *Lernen* erscheint

-
- 51 RL wird aufgrund der maßgeblichen Konditionierungsinstanz mitunter auch zu »semi-überwachten Lernverfahren« (ebd.) gezählt.
 - 52 Etwa im Videospielkonsolenklassiker Atari, vgl. Mnih et al. 2013.
 - 53 Vgl. für das Argument, dass in RL in aller Regel eine sozialtheoretische Reduktion auf Überlegungen der Spieltheorie stattfindet: Roberge & Castelle 2021, S. 6 sowie ausführlicher, vergleichend und weiterführend zur ›Perspektive‹ von ML-Modellen ›auf die Welt‹: Castelle 2020.
 - 54 Siehe Jonathan Harths Studie zu verschiedenen Formen der Zuschreibung von Trivialität oder aber Personalität gegenüber Bots in Computerspielsituationen untersucht werden. Eine instruktive Points Harths betrifft dabei Feedbackeffekte: So lassen sich nicht nur (temporäre) Personalitätszuschreibungen an beobachten, sondern ebenso (Selbst-)Trivialisierungen der spielenden Menschen, vgl. Harth 2014, S. 307f.

hier synonym mit dem (errechnenden) Finden einer adäquaten mathematischen Funktion, die dies leistet (vgl. Mackenzie 2017, S. 82):

We wish to know: in what sense does a machine learner learn? This question can [...] be reframed: how do machine learners find functions? (ebd., S. 83)

Charakteristisch für das Training bzw. Lernen in ML ist daher ein Prozess des Findens bzw. des »fitting«⁵⁵, der Daten als Funktionen bzw. Funktionen in die Daten bringt (vgl. ebd., S. 86). Dieser Zusammenhang allein allerdings ist nicht nur für ML charakteristisch, sondern zeichnete schon Methoden statistischer Inferenz in der ersten Hälfte des 20. Jahrhunderts aus, etwa Verfahren logistischer Regression, die ebenfalls im »dazu im Stande sind«, Datenpunkte mittels einer Trennungslinie zu klassifizieren entsprechend der Maßgabe, dass diese den bestmöglichen »fit« gemessen an der Verteilung der Datenpunkte darstellen sollte (vgl. Mackenzie 2015, S. 433). Der wesentliche Unterschied zwischen ML und »classical statistics« besteht darin, dass ML nicht mehr den gleichen Beschränkungen hinsichtlich der Größenordnung der zu verarbeitenden Daten unterliegt: »the obstacle of the scale of data has shifted« (ebd., S. 434). Die aus den Vektoren zur Beschreibung unterschiedlicher Datenpunkte resultierenden Räume umfassten in konventionellen Verfahren etwa zehn Variablen, woraus sich entsprechend ein Vektorenraum mit der gleichen Anzahl von Dimensionen ergab, in dem ein Sample von mehreren Tausend Datenpunkte »untergebracht« war. Dementgegen umfassen die Vektorenräume von heutigen ML-Verfahren oft mehrere Zehntausend Dimensionen und beinhalten Millionen, wenn nicht Milliarden von Datenpunkten. Der Untersuchung der Beziehungen einzelner Variablen zueinander entspricht daher heute die Analyse hochdimensionaler Muster, die potenziell eine Vielzahl an »features« enthalten kann (vgl. ebd.).

Die sich im »Lernen« bzw. »Training« vollziehende »Delegation« (Jaton 2021, S. 278) der Modellformulierung an Algorithmen lässt sich mithin als kognitiver Vorgang verstehen. Folgt man Dirk Baecker, der Kognition mit Heinz von Foerster als »Angelegenheit rekursiver Berechnung von Berechnungen« (Baecker 1995, S. 167) operativ geschlossener Systeme⁵⁶ versteht, zeigt sich, dass dies tatsächlich eine adäquate Beschreibung für das »function finding« (Mackenzie 2017) im Sinne einer algorithmischen Optimierung der Beschreibung eines Datensatzes darstellt (vgl. Baecker 1995, S. 166ff. sowie von Foerster 1993b/c). Ein soziologischer Begriff von Kognition wäre im Anschluss daran über den von Weaver herausgearbeiteten doppelten Begriff von Kommunikation bzw. Information zu plausibilisieren. So ließe sich der Sinnbezug von Kognition markieren, ohne dass die Kognition ihrerseits sinnförmig ablaufen müsste: »Cognition is a process that interprets information

55 Worauf auch das oben erwähnte Konzept des »Overfitting« (vgl. S. 65) bezogen ist.

56 Dirk Baecker betont in diesem Zusammenhang den engen Zusammenhang zwischen Kognition als fundamentale »Bewegung im Netzwerk prinzipiell unendlicher Kontingenzen« (253) und dem Beobachtungsbegriff (vgl. Baecker 2013, S. 253).

within contexts that connect it with meaning« (Hayles 2017, S. 22), heißt es etwa bei Katherine Hayles.⁵⁷

ML kann so soziologisch als *kognitive Technik* verstanden werden und es ist mithin gerade der rekursive Charakter des Modellierungsvorgangs, der sich gewissermaßen als Fluch und Segen zugleich erweist: Weil sich die algorithmische »Berechnung von Berechnungen« (Baecker 1995, S. 167) – das Modell – in aller Regel nicht präzise genetisch rekonstruieren lässt (vgl. Sudmann 2018a), verbietet sich auch ein exaktes, auf einzelne Rechenoperation hin aufgelöstes Verständnis dieses kognitiven Vorgangs. Ein solches wäre zweifellos von großem wissenschaftlichen wie praktischen Interesse und könnte einen wesentlichen Schritt in Richtung »Explainable AI« (bzw. hier genauer: »Model Interpretability«, vgl. Lipton 2018) ermöglichen, lässt sich zum gegenwärtigen Zeitpunkt für ML jedoch (noch immer) nicht ausmachen. Weil mit dem opaken Charakter der technischen Vorgänge allerdings nicht zuletzt auch sozusagen »epistemisches Potenzial« einhergeht⁵⁸, ist wohl davon auszugehen, dass auch alles im Sinne praktischer Nützlichkeit von ML mit *Intelligenz* Assoziierte gleichsam nur um den Preis von Intransparenz und mithin begrenzter Erklärbarkeit zu haben ist.⁵⁹ Inwiefern sich ML-basierte Technik in einem konkreten empirischen Szenario als praktisch nützlich erweist, hängt indes davon ab, ob sich deren Outputs⁶⁰ – die von einem algorithmischen Modell produzierten Datenanalysen (vgl. Dourish 2016) – als *Beobachtungen* sozial anschlussfähig zeigen. In anderen Worten: ML bewährt sich sozial durch seine kognitiven Fähigkeiten – seine Outputs werden als Beobachtungen beobachtet. Ausgehend von dieser Disposition soll die soziologische Annäherung an ML nun eine neue Richtung einschlagen, die dessen Status als Technik beleuchtet.

57 Die an gleicher Stelle zudem explizit auf Shannons und Weavers Arbeiten verweist. Mit dieser Definition grenzt sich Hayles zugleich von mechanistischen Beschreibungen geistiger Prozesse (»mind/brain is a computer«) ab, da Information und Sinn explizit nicht gleichgesetzt werden (vgl. Hayles 2016, S. 786). Ihr Begriff von Interpretation (»process that interprets information«) zielt allein auf die Selektivität kognitiver Vorgänge ab (vgl. Hayles 2017, S. 25).

58 Man denke nur an gegenwärtige Versuche, interaktive Anwendungen wie Siri oder Alexa zu umfassenden »personal assistants« weiterzuentwickeln, die auf (Sprach-)Kommando eine zunehmende Bandbreite an »tasks« unmittelbar erledigen können.

59 Anders gesagt: »opacity –> no direct measure of success« – is generative in machine learning« (Mackenzie 2017, S. 81). Eine ausführliche Auseinandersetzung mit den Begriffen Intelligenz und Lernen samt Überlegungen zum Zusammenhang mit Transparenz, Verständlichkeit und Trivialität folgt in Kap. 6.

60 Wobei schon die den Beobachtungen zugrundeliegenden Funktionen als Beschreibungen des Datensatzes Beobachtungen darstellen: »Viewed as an enunciative function, machine learning makes statements through operations that treat functions as partial observers« (ebd., S. 81).

Zwischen Korrelation und Kausalität

Dazu erfolgt zunächst eine Bestandsaufnahme: ML wurde am Beispiel des Bilderkennungsalgorithmus von Krizhevsky et al. aus dem Jahre 2012 unter Verweis auf das *ImageNet*-Projekt eingeführt. Es wurde anhand dieses sowie anderer Beispiele in Grundzügen dargelegt, dass ML auf der algorithmischen Modellierung eines Datensatzes beruht. Der Maschine im Kompositum ML entspricht daher kein mechanisches Arrangement, sondern ein algorithmisch errechnetes Modell, das im Sinne einer Minimaldefinition nicht mehr als eine »compact, digested form of the information latent in the training data, in a form suitable for making decisions« (Rao 2021) ist. »Die Maschine« erscheint daher in erster Linie als »conceptual device« (von Foerster 1984, S. 9).

Mittels eines geeigneten Inferenzalgorithmus können einem solchen Modell mittels geeigneter Inputs Outputs entnommen werden. Die Bezeichnung »Maschine« ist deshalb einleuchtend, weil das Modell schließlich – in Form von Software mit dem Inferenzalgorithmus verknüpft⁶¹ – als Computerprogramm genutzt werden und dabei bestimmte Funktionen erfüllen kann. So konnten nach Abschluss der Verarbeitung des *ImageNet*-Datensatzes – bestehend aus klassifizierten (»gelabelten«) Bildern – unter Einsatz des von Krizhevsky et al. entwickelten *Deep Convolutional Neural Network* auf zuverlässige Art neuen Inputs (Bildern) zum Datensatz passende Outputs (Labels) zugewiesen werden. Der zweite Teil des Kompositums ML – *Lernen* – bezieht sich mithin praktisch auf die Befähigung zur »korrekten« Repräsentation der Inhalte des dem Modell zugrundeliegenden Datensatzes. Dies ist beobachterrelativ zu verstehen: So wie sich eine beobachter:innenunabhängige »objektive« Feststellung des Sinns eines Datensatzes soziologisch kaum plausibilisieren lässt, gilt dies notwendigerweise auch für die Beurteilung des Lernerfolgs eines Modells nach Abschluss von dessen *Training*. »Gelernt« wird in diesem Sinne qua algorithmischer Errechnung eine mathematische Funktion zur Beschreibung des Datensatzes.

Technik und Ungewissheit⁶²

Zentral ist in diesem Zusammenhang die Bedeutung von Wahrscheinlichkeit. Die algorithmische Modellierung eines Datensatzes entspricht streng genommen einer (quantitativen) Datenanalyse, auf deren Basis in der Folge weitere Daten(-analysen)

61 Im Folgenden werde ich mich hinsichtlich ML mit der Bezeichnung »[algorithmisches] Modell«, sofern nicht explizit anders ausgewiesen, pragmatisch auf die Kombination aus Modell und Inferenzalgorithmus beziehen.

62 Teile des folgenden Arguments wurden bereits in Groß 2025 publiziert. Der Abschnitt stellt eine überarbeitete und erweiterte Fassung der dort entwickelten Überlegungen dar.

produziert werden können (vgl. Dourish 2016, S. 7). Die Analyse besteht in der Erfassung einer Verteilung von Datenpunkten als Beschreibung von deren Beziehungen, von der aus auf weitere Beschreibungen ›geschlossen‹ (im Sinne statistischer Inferenz) werden kann. Im Falle von *AlexNet* geht es um den Zusammenhang von Bildern als Rekombinationen von Pixeln und Wörtern, die zu deren Bezeichnung vorhanden sind.⁶³ Auf Basis der erfolgten Analyse kann *AlexNet* eine Angabe dazu errechnen, mit welcher Wahrscheinlichkeit ein Bild einer in *ImageNet* definierten Klasse angehört. Bei Festlegung eines Grenzwertes (etwa 90 % Wahrscheinlichkeit im Modell) kann diese Angabe als Tatsache präsentiert werden⁶⁴: ›Katze‹, ›Hund‹ – oder aber auch ›nichts erkannt‹. Wobei dies schon unsauber formuliert wäre, schließlich *sieht*, geschweige denn *erkennt* das Modell nichts, zumindest nicht im konventionellen, zumeist auf Verstandesleistungen bezogenen Sinne. Stattdessen beruhen die Modelloutputs allein auf Wahrscheinlichkeitsangaben, die sich auf die Analyse der Häufigkeitsverteilung von Pixeln in einem Bild beziehen.

Dieser Aspekt gilt weiterhin auch dann, wenn auf der Ebene des Interfaces für Nutzer:innen einer Bildklassifizierungsanwendung statt einer Auflistung wahrscheinlicher Ergebnisse einer Analyse nur das höchstwahrscheinliche aufgelistet wird, sodass für Beobachter:innen der Eindruck entstehen kann, dieses sei eindeutig *erkannt* worden. Eine solche Reduktion vom Komplexität zur Herstellung von Eindeutigkeit wäre dann als »interface effect« (Galloway 2012), nicht aber als grundlegendes Charakteristikum von ML überhaupt zu verstehen. Dieser Aspekt verdeutlicht allerdings die Verstrickung von ML mit anderen Aspekten des Designs wie auch der praktischen Nutzung technischer Geräte. Allein Interfaces – die zur Nutzung von Computertechnik wie ML unabdingbar sind – erweisen sich in ihrer konkreten Gestalt zugleich als Ausdrücke sozialer Normen und technischer Datenverarbeitung, die ihrerseits Konventionen unterliegt (vgl. ebd.).

63 Sog. Labels, die als Klassen/Kategorien des Modells dienen.

64 Weil es sich hierbei um eine Design- bzw. Arrangementfrage handelt, ist in diesem Zusammenhang terminologische Präzision wichtig. So erscheint etwa die Rede von den ›Entscheidungen des Algorithmus‹ soziologisch problematisch, weil ein Algorithmus offensichtlich keine Entscheidung treffen kann, sofern man eine solche auf ihre logischen Bedingungen hin mitsamt ihrer reflexiven Implikationen betrachtet. Heinz von Foerster hat die notwendige Selektivität und mithin den willkürlichen bzw. kontingenten und gewissermaßen paradoxen Aspekt von Entscheidungen auf die folgende griffige Formel gebracht: »Nur die Fragen, die im Prinzip unentscheidbar sind, können wir entscheiden« (von Foerster 1993a, S. 72). Dementsprechend kann das ›Abverlangen‹ einer Entscheidung von einem Algorithmus nur zu einer Fehlermeldung führen, ist jede algorithmische Rechensequenz doch logisch determiniert, sodass es ›für einen Algorithmus‹ nie zu einer »Wahl innerhalb von Alternativen« (Luhmann 1997, S. 831) kommen kann. Dass solche semantischen Formeln mitunter dennoch als plausibel akzeptiert werden, hängt folglich an Interfacedesigns, die solche Eindrücke erzeugen können, vgl. ausführlicher dazu die im Haupttext unmittelbar anschließenden Überlegungen zu Interfaces.

Der probabilistische Charakter von ML kann aus verschiedenen Gründen unsichtbar gemacht werden: Bewerber:innen um einen Kredit bei einer Bank etwa nützt es wenig, zu erfahren, mit welcher Wahrscheinlichkeit sie vom algorithmischen Modell als nicht kreditwürdig klassifiziert worden sind, solange jedenfalls ihnen die Angabe nicht dabei helfen kann, die Entscheidung anzufechten, um letztlich einen Weg zu finden, den gewünschten Kredit doch zu erhalten. Dies beschreibt die Erlebensseite einer Form der sozialen Beteiligung von ML. Von der Handlungsseite aus ergibt sich ein ähnliches Bild. Bekommen etwa Polizist:innen im Streifendienst mittels ML-basierter Prädiktionsoftware raumbezogene Angaben zur Wahrscheinlichkeit von Straftaten angezeigt, ist für die Folgen dieser Mitteilung – Priorisierung bestimmter Gegenden für Streifenfahrten – unter Umständen nachrangig, ob auf dem Display im Streifenfahrzeug eine eindeutige Angabe oder diese in Kombination mit einer weiteren Information zum modellinternen Konfidenzintervall der Prädiktion erscheint.⁶⁵ Ist die wahrscheinlichste (zumeist »oberste«) Option nämlich in die Regel ohnehin diejenige, auf die die Wahl fällt, hat eine eingblendete Wahrscheinlichkeitsangabe womöglich gar keine praktische Relevanz.

Eine solches Anwendungsszenario erscheint gleichwohl dazu prädestiniert, selbsterfüllende Prophezeiungen und zu produzieren: Größere Polizeipräsenz in bestimmten Gegenden kann zu mehr festgestellten Straftaten führen, wobei der Effekt der Mitteilung unabhängig von ihrem Wahrheitscharakter maßgeblich zum Eintreten der Vorhersage beigetragen hätte.⁶⁶ Ein solches Szenario hängt einerseits an der generellen Konzeption einer Anwendung, etwa des »Predictive Policing«, andererseits allerdings auch maßgeblich am Design des genutzten Interface, das reguliert, in welcher Form Ergebnisse des probabilistischen Modells für Nutzer:innen präsentiert werden.

Sinn und Funktion von Technik

Wie lässt sich eine solche Disposition als Technik beschreiben? Die vorangehenden Überlegungen deuten darauf hin, dass der stochastische Charakter algorithmischer Modellierungen und mithin ihrer Outputs für Komplikationen sorgen könnte, wollte man ML als »klassische« Technik fassen. Die beschriebene probabilistische Operationslogik scheint in jedem Falle kaum eine Identifikation mit dem »mechanistischen Paradigma« von Technik zuzulassen, innerhalb dessen Technisierung kausa-

65 Die Modellierung der Wahrscheinlichkeit einer Straftat zu einer bestimmten Zeit an einem bestimmten Ort kann von Verhalten, Personen, Netzwerken und Orten ausgehen vgl. Kaufmann, Egbert & Leese 2019.

66 Weil zugleich in anderen Gegenden eine geringere Polizeipräsenz zu mehr tatsächlichen und zugleich weniger festgestellten Straftaten führen kann.

ler Fixierung gleichkommt. Dies gilt jedenfalls für die Beziehung von Inputs und Outputs in ML-Anwendungen. Bevor ich diesen Umstand techniktheoretisch zu erörtern versuche, möchte ich zunächst anhand einer Reihe empirischer Beispiele veranschaulichen, worauf diese Überlegung abzielt.

Die beschriebenen, mit dem praktischen Einsatz von ML einhergehenden Ungewissheiten, etwa in der Polizeiarbeit, suggerieren demgegenüber vielmehr, dass eine solche Identifikation zu folgenschweren Missverständnissen führen kann. Den stochastischen Charakter von Modelloutputs zu verkennen, könnte etwa die Verwechslung einer Prädiktion mit einer gewiss eintretenden Zukunft zur Konsequenz haben. Über eine Vielzahl denkbarer Anwendungsszenarien hinweg scheint der Einsatz von ML mit hohen kognitiven Anforderungen an die adäquate Beurteilung der Bedeutung von Modelloutputs einherzugehen. Dies heißt indes nicht, dass auf die Unwägbarkeiten von Modelloutputs in entsprechenden technischen Anwendungen unbedingt qua Interface- oder Softwaredesign derart hingewiesen würde, dass der fragwürdige epistemische Status der Outputs klar vermittelt wäre. Gleichwohl kann ML in eine Anwendungsform gebracht werden, die epistemische Gewissheit suggeriert. Mit einer Reduktion des Auswahlbereichs qua Design geht allerdings die Invisibilisierung von Alternativen einher, die vom Modell ebenso errechnet wurden. Dies kann in der jeweiligen Anwendung wiederum zu unbeabsichtigten Nebenfolgen führen.

Besonders augenscheinlich wird die Relevanz von Interfacefragen in Vorhersageszenarien, etwa wenn Kreditbanken aufgrund automatischer Antragsevaluationsprogramme potenzielle Neukund:innen ablehnen, die bei persönlicher Prüfung durch Bankmitarbeiter:innen vermutlich akzeptiert worden wären. Sofern die zuständigen Mitarbeiter:innen für die manuelle Bestätigung des errechneten Vorschlags keine Informationen etwa zum Konfidenzintervall der Modellrechnung, geschweige denn eine explizite Begründung erhalten, gibt es für sie keine echte Möglichkeit der Evaluation der Berechnung, sondern allein die einer manuellen Gegenprüfung bei Fehlerverdacht.⁶⁷

Oder aber es ergeben sich unübersichtliche – und nicht nur rechtlich weitaus problematischere – Kausalitätsbeziehungen, wenn Schwarze Menschen in den USA zu längeren Haftstrafen verurteilt werden aufgrund des Einflusses von auf

67 Dass sich hinter der Intransparenz von im Finanzbereich verwendeten Modellen mitunter aus der ›analogen Welt‹ bekannte Mechanismen zu verbergen scheinen, zeigt beispielsweise ein Fall um die Beantragung einer Apple-Kreditkarte aus dem Jahre 2019. Einem seit Jahrzehnten verheirateten Mann wurde aus unerfindlichen Gründen automatisch ein um ein Vielfaches höherer Kreditrahmen eingeräumt als seiner Ehefrau, obwohl beide seit 20 Jahren gemeinsame Steuererklärungen einreichen und sie zudem über einen besseren Credit Score verfüge, vgl. Vincent 2019.

einer überschaubaren Anzahl von Metriken beruhenden Prädiktionen von Rückfallwahrscheinlichkeiten auf die Urteile der zuständigen Richter:innen. Eine solche Form von »racial bias« wurde etwa für das infolge kritischer journalistischer Berichterstattung mittlerweile berüchtigte COMPAS-System festgestellt: Schwarze Menschen wurden verglichen mit weißen Menschen doppelt so häufig fälschlicherweise als zukünftige Straftäter:innen eingestuft (vgl. Angwin & Larson 2016).⁶⁸ Wohl kann dabei das Verhängen längerer Haftstrafen wiederum einen Einfluss auf die tatsächliche Rückfallquote haben. Sofern etwa lange Haftstrafen den Reintegrationsprozess der Inhaftierten im Anschluss an die abgesessene Zeit erschweren und deshalb die Wahrscheinlichkeit von Straffälligkeit erhöhen, hätte die Prädiktion erneut einen – im kybernetischen Sinne – positiven Feedbackeffekt erzeugt, d.h. zu ihrem Eintreten maßgeblich selbst beigetragen.

Die erwähnten Beispiele zeugen von – gemessen an den Absichten hinter ihrem Einsatz – fehlgeleiteten ML-Anwendungen. Sie legen praktische Missverständnisse über die Funktionsweise von ML offen. Diese Missverständnisse dokumentieren nicht nur womöglich maßgebliche Aspekte des gesellschaftlichen Charakters von ML, sondern erweisen sich ebenso als Ansatzpunkte für soziologische Theoriebildung zu ML. Ich hatte zu Beginn dieses Abschnitts bereits angedeutet, dass ML sich kaum mit mechanistischen Vorstellungen von Technik identifizieren lässt, weil angesichts der Schwerverständlichkeit algorithmischer Operationen im Zuge sowohl der Modell- wie auch Outputerzeugung in ML typische Aspekte kausaler Fixierung nicht unmittelbar auszumachen sind.

Daran anknüpfend möchte ich nun mittels einer systemtheoretisch-funktionalistischen Argumentation die Frage nach einer adäquater Konzeption von ML als Technik vertiefen. Als Ausgangspunkt dieses Arguments soll das systemtheoretische Verständnis von Technik als »funktionierende Simplifikation« (Luhmann 1997, S. 524) dienen. In diesem Verständnis ist der Sinn von Technik »ihr Funktionieren« (Halfmann 2003, S. 136). »Was funktioniert, das funktioniert« (Luhmann 1997, S. 530) und bewegt sich darüber hinaus – anders als Kommunikation⁶⁹ – jenseits von Konsens und Dissens, denn: »Was sich bewährt, das hat sich bewährt. Darüber braucht man kein Einverständnis mehr zu erzielen« (ebd.). Dies gelte für klassische Werkzeuge wie den Hammer und gleichermaßen für »Informationsverarbeitungstechnik« (ebd., S. 525), sofern bei dieser distinkte »Konditionalgrenzen« (ebd.) im Sinne eines Programms vorausgesetzt werden können.

Technik erlaubt »gelingende Reduktion von Komplexität« (ebd.). Die Kriterien des Gelingens sind bei Beobachter:innen von Technik zu finden, d.h. in deren Erwartungen darüber, was ihr Einsatz bewirken werde. Führt die Anwendung von Technik

68 Der Fall erregte einiges öffentliches Aufsehen, in dessen Folge Pro Publica Kritik am methodischen Vorgehen der Studie erfuhr, vgl. Bechtel & Lowenkamp 2016.

69 Technik liege deshalb »gewissermaßen orthogonal zur Logik sozialer Systeme« (ebd., S. 524).

zuverlässig zu den erwarteten Resultaten, kann ihr die soziale Funktion der »Substitution von Konsens oder Dissens« (Halfmann 2003, S. 196) zugeschrieben werden, weil sie »die Beachtung mitlaufender Sinnbezüge (etwa über ihre Herstellungs- und Funktionsweise) entbehrlich macht« (ebd.). Dies bedeutet freilich weder, dass Technik in ihrer praktischen Anwendung tatsächlich zu beabsichtigten Ergebnissen führt, noch dass sich Komplexität durch sie auflösen lässt. Sozialwissenschaftliche Technikforschung hat gezeigt, dass genau das Gegenteil als Regelfall gelten kann und sich zumeist eine maßgebliche Divergenz zwischen (expliziten wie impliziten) im Design verankerten Suggestionen und tatsächlicher praktischer Techniknutzung auftritt (vgl. Bijker/Law 1992). Nichtsdestotrotz bleibt der Aspekt der Erwartungsstabilität ein robustes Kriterium zur Charakterisierung von Technik. Jede Anwendung von Technik beruht auf der Erwartung, dass die Anwendung zu einem gewünschten Resultat führen wird. Dies ändert sich auch dann nicht, wenn sich das erwartete Resultat ändert. Diese kompakte funktionalistische Bestimmung deckt sich mit alltäglichen praktischen Erfahrungen, denn wenn Technik nicht mehr wie erwartet funktioniert und nicht die erwarteten Ergebnisse zu liefern imstande ist, erscheint sie ihren Nutzer:innen in aller Regel als kaputt.⁷⁰

Ein solches soziologisches Verständnis von Technik bezieht sich nicht etwa auf deren »Wesen«, sondern findet die maßgebliche Referenz für Technik in der sozialen Wirklichkeit, in der sie zum Einsatz kommt. »Dort« wird etwas als Technik bezeichnet, wenn sich in praktischer Nutzung zeigt, dass gleiche Inputs zuverlässig zu gleichen Resultaten führen und dies folglich auch mit Blick auf die zukünftige Nutzung erwartet werden kann. Technik erlaubt daher den Aufbau robuster Erwartungen, was die Ergebnisse ihres Einsatzes, d.h. ihr Funktionieren angeht.⁷¹ Ein Bruch mit etablierten Erwartungen deutet in der Regel auf eine technische Fehlfunktion hin. Diese funktionalistische Konzeptualisierung legt nahe, dass die praktische Nutzung einer Technologie auf der Idealisierung der Erwartbarkeit ihres Funktionierens (auf

70 Damit soll keinesfalls das ästhetische oder epistemische Potenzial von technischen Fehlfunktionen innerhalb experimenteller Praktiken bestritten werden (vgl. Rheinberger 2019), man denke mit Blick auf Kunst etwa an explizit technischen Fehlfunktionen verschriebene Genres (z.B. Glitch Art) oder an die Vielzahl von Geschichten gewissermaßen zufälliger, aber umso folgenreicher wissenschaftlicher Entdeckungen wie die von Dynamit durch Alfred Nobel oder von Penicillin durch Alexander Fleming. Robert K. Mertons und Elinor Barbers Studie zu »Serendipity« (vgl. Merton & Barber 2003) versammelt zahlreiche solche Geschichten glücklicher Zufälle, für deren Beschreibung sich diese semantische Formel gefestigt hat. Daran anknüpfen lässt sich wohl festhalten, dass es glückliche Umstände sind, die aus Unfällen ergiebige Einfälle stimulierende Zufälle machen.

71 Das bedeutet jedoch nicht, dass die Praxis selbst aufgrund ihrer technologischen Elemente stabiler oder robuster ist, wie es »technosolutionistische« (vgl. Morozov 2013, Nachtwey & Seidl 2017) Weltanschauungen behaupten mögen.

unbestimmte Zeit) beruht. Dies gilt auch für den Fall technischen Störungen, jedenfalls dann, wenn sich im Zuge von Troubleshooting und Reparaturen Versuche der ›Wiederinstandsetzung‹ von Technik zeigen, die freilich auf der Annahme der prinzipiellen Möglichkeit einer Rückkehr zum gewünschten technischen ›Normalzustand‹ beruhen.

Zahlreiche ML-Anwendungsszenarien verkomplizieren m.E. ein solches Verständnis, wenn bei den Beobachter:innen der Maschine etwa gar keine verbindlichen Erwartungen darüber vorhanden sind, was deren Outputs im Normalzustand auszuzeichnen habe, weshalb es folglich schwierig sein kann, überhaupt zu beurteilen, ob die Maschine funktioniert oder aber kaputt ist. Outputs, die in »konventioneller« Software auf Fehlfunktionen oder Bugs hindeuten, könnten in ML-Anwendungen auf bislang unentdeckte/unverstandene Muster des Datensatzes verweisen. Mit dieser latenten Ungewissheit geht ebenso einher, dass sich die Behebung von durch Beobachter:innen als solche identifizierte Bugs einstweilen als diffizile, wenn nicht unmögliche Aufgabe darstellen kann. Was in ML ein Feature und was hingegen ein Bug ist, erweist sich Beobachter:innen nicht unbedingt als klar feststellbar. Deshalb meine ich, dass für Beobachter:innen – im Unterschied zu anderen Formen von Rechentechnik – das Auftreten von Unerwartetem nachgerade zu einem typischen Kennzeichen praktischer Einsätze von ML werden kann. Dass in diesen folglich also im Normalfall das Unerwartete zu erwarten sei, lässt fraglich erscheinen, ob ML als Technik im eben vorgestellten Sinne angemessen beschrieben ist.

Der Einsatz von ML führt häufig in eine praktische Disposition, in der stochastische Vorhersage von Beobachter:innen leicht mit kausaler Fixierung verwechselt werden kann, etwa aufgrund der Suggestionskraft des genutzten Interface. Auch wenn dieses derartige Eindrücke vermitteln kann: ML-basierte *Computer Vision* ›versteht‹ nicht, was sie ›sieht‹ und ›erkennt‹ nichts in Bildern, sondern errechnet Wahrscheinlichkeitswerte für die Übereinstimmung von Pixelverteilungen mit Kategorien, die als Klassen definiert sind und mit bestimmten Pixelmustern korrelieren. Auch wenn CV-Verfahren rein technisch betrachtet nahezu niemals ›falsch‹ liegen – i.S.v. ›sich verrechnet haben‹ –, kann gleichsam kaum angenommen werden, dass jedes relevante Bild mit Gewissheit korrekt identifiziert wird. Dies liegt daran, dass die rechentechnische Bilderkennung in Bezug auf ihre realweltliche Referenz nicht determiniert ist, sondern auf Basis einer stochastisch modellierten »ground truth« (Jaton 2024) Vorhersagen liefert, was für Beobachter:innen der Outputs freilich für lose Enden im Verständnis derselben sorgt. Die Beziehung zwischen Input (Bild) und Output (Kategorie) beruht auf nicht mehr und nicht weniger als statistischen Korrelationen zwischen als ähnlich identifizierten Inputs und mit diesen korrespondierenden Outputs. Es handelt sich um Korrelationen, die *potenziell* realweltliche Kausalbeziehungen abbilden. Nichtsdestotrotz wird ML häufig verwendet, als könne kausale Determiniertheit in der Modellierung interes-

sierender Zusammenhängen vorausgesetzt werden. Eine funktional angemessene technologische Grundlage für eine Anwendung der Bildverarbeitung *könnte* zwar, *muss* jedoch nicht zwingend gegeben sein, da Beobachter:innen der Maschine zwar selbst Struktur und Inhalt des modellierten Datensatzes prinzipiell bekannt sein können, es jedoch selbst dann unmöglich bleibt, genau zu verstehen, wie diese im algorithmischen Modell repräsentiert werden.

Die wesentlichen praktischen Implikationen der konstitutiven Intransparenz algorithmischer Modellierungen lassen sich am einfachen Beispiel eines konventionellen Taschenrechners veranschaulichen. Über diesen kann angenommen werden, dass er vollständig logisch determiniert ist, d.h., auf der Ebene seines »subface« (Nake) »fest codiert« ist. Eine bestimmte Eingabe wurde so programmiert, dass sie eine bestimmte Ausgabe produziert, und wird dies daher auch in Zukunft tun, solange die Maschine funktionsfähig ist. Ein LLM hingegen wird bei einer Rechenanfrage angesichts seines »subface« ein Ergebnis generieren, das statistisch plausibel ist, d.h. dessen Position (als Datum) im Vektorraum des Modells »in den Nähe« als ähnlich identifizierter (errechneter) Trainingsdaten. Ein LLM als Taschenrechner zu verwenden ist daher nur *potenziell* eine gute Idee.

Inwiefern lässt sich angesichts dieser Überlegungen ML als funktionierende Simplifikation verstehen? Auf Basis der vorangehenden Überlegungen drängt sich mir der Eindruck auf, dass ML nur partiell als Technik im eben angeführten Sinne verstanden werden kann. Einerseits scheint mir der Sinn von ML fraglos ebenso in seinem Funktionieren zu bestehen. In dieser Hinsicht erweist sich ML zweifellos als vergleichbar zu anderen technischen Formen inkl. digitaler Computer, und eine Vielzahl der gesellschaftlichen Anwendungsszenarien unterstützen diese Vermutung gewissermaßen als empirische Belege. Gewisse Zweifel hege ich allerdings mit Blick auf die Bestimmung der sozialen Funktion von ML. Von Technik, die Konsens oder Dissens substituieren und mithin Kommunikation redundant zu machen vermag, scheint mir ML in mindestens drei Hinsichten abzuweichen.

Erstens wäre in Zusammenfassung der bisherigen Ausführungen festzuhalten, dass die berichteten Kontroversen wie auch die Vielzahl von Skandalen angesichts unbeabsichtigter Nebenfolgen des Einsatzes von ML eine Basis für das Argument zu liefern scheinen, dass ML in mancher wesentlicher Hinsicht nicht hinreichend verstanden ist, dies allerdings vor allem auf seine intransparente und schwerverständliche Operationslogik verweist. Die operative Unzuverlässigkeit kann dabei sowohl als Ursache eines mangelnden Verständnisses der Operationslogik von ML verstanden werden wie auch als dessen Folge. Unabhängig von der Erklärung dieses Umstandes kann bereits die Beobachtung, dass ML-Anwendungen häufig keine zuverlässige Technisierung zu erlauben scheinen, als relevantes Indiz dafür verstanden werden, dass die soziale Funktion von ML gerade in der »Substitution von Konsens oder Dissens« (Halfmann/Luhmann) bestehen. Dementgegen scheint mir nachgerade das Gegenteil plausibel: statt Kommunikation hinfällig zu machen, sorgt ML

aufgrund seiner operativen Unzuverlässigkeit und Befremdlichkeit womöglich vielmehr für zusätzlichen Kommunikationsaufwand.

Zweitens lässt die bisherige Auseinandersetzung mit der stochastischen Operationslogik algorithmischer Modellierungen fragwürdig erscheinen, in welchen Zusammenhängen ML derart eingesetzt werden kann, dass Bedingungen von Erwartungsstabilität entstehen, wie sie für Technik typisch sind. Wiederkehrende Berichte davon, dass noch immer kaum professionellen Einsatzszenarien für ML gefunden sein – oft in Verbindung mit der Behauptung, KI/ML befinde sich (deshalb) im Stadium einer Blase kurz vor ihrem Zerplatzen dar (vgl. etwa Marcus 2023) – unterstreichen diese Vermutung. Es könnte sich deshalb mit Blick auf das »alien subject of AI« (Parisi 2019) womöglich zeigen, dass mein mit Rekurs auf Parisi und Weaver entwickeltes Argument der konstitutiven epistemischen Lücke in ML dessen Eignung als Technik verkompliziert, wenn nicht gänzlich ungeeignet erscheinen lässt.

Und drittens müsste insbesondere mit Blick auf sog. generative ML-Verfahren wohl gefragt werden, wie die soziale Funktion von deren Anwendungen bestimmt werden solle, wird ihnen doch nicht selten die Suggestion zugeschrieben, (»menschengleich«) selbst Kommunikation zu stimulieren. Es wäre hier etwa kritisch zu vermuten, dass der generative Charakter rechentechnischer Kognition, wie sie sich in algorithmischen Modellierungen manifestiert, sich womöglich als »zu generativ« für technische Zwecke erweisen könnte. Offensichtlich will und kann ich an dieser Stelle in all diesen Fragen keine Stellung beziehen. Mir scheint es angesichts der vorangehenden der techniktheoretischen Betrachtung von ML jedenfalls angebracht und für das sozialtheoretische Anliegen dieser Studie sogar überaus geeignet zu sein, die Frage nach der sozialen Funktion von ML ins Zentrum dieser Untersuchung zu stellen. Diese soll nicht nur die weitere theoretische Erörterung bestimmen, sondern ebenso die empirische Untersuchung anleiten.

Generative Stochastik

Instruktive Hinweise auf die soziale Funktion von ML sollten sich in besonders prägnanter Form gerade in solchen Anwendungsszenarien zeigen, in denen ML nicht im Sinne »konventioneller« Technik eingesetzt wird bzw. wo ML die Technisierung von kognitiven Funktionen ermöglicht, die vorher kaum technisierbar schienen. Der nun folgende Abschnitt widmet sich sog. *generativen* Anwendungen von ML, bei denen das technische Funktionsprinzip gegenüber analytischen Verfahren (wie etwa *AlexNet*) gewissermaßen umgekehrt wird, wobei die analytische Komponente als Fundament der generativen Funktionen jedoch erhalten bleibt. Statt etwa allein Klassifikationen für Inputs zu leisten, sind solche Verfahren zur Produktion von Outputs imstande, die den Inputs (im Datensatz) ähneln und in der Folge wiederum analysiert werden, wobei die Wahrscheinlichkeit dafür berechnet wird, dass der

vom Modell erzeugte Output dem Trainingsdatensatz angehört (vgl. Goodfellow et al. 2016).

Ein weiterer Blick auf die vieldiskutierten LLMs vermag veranschaulichen, was mit der Anwendung einer solchen Rechenarchitektur einhergeht. Diese sind zur automatischen Textvorhersagefunktion fähig, die gemeinhin als »Autocomplete« bekannt sind. Fungiert ein hinreichend großes Textkorpus als *ground truth* eines LLM, kann näherungsweise für einen beliebigen Satz errechnet werden, was der nächste geschriebene Buchstabe oder das nächste Wort sein, oder aber auch, was der gesamte nächste Satz, der nächste Absatz oder gar das folgende Kapitel möglicherweise beinhalten wird. Grundlage der Berechnung dieser Prädiktion sind dabei sehr viele andere Texte. Dass auf »Ich« nicht selten »bin« folgt, mag trivial anmuten. Wie dieser aktuelle Absatz jedoch enden wird, ist im Moment des Tippens dieses Satzes selbst für den Verfasser dieses Textes nicht verlässlich bestimmbar. Diese introspektive Beobachtung kann wohl allemal als Indiz dafür hinhalten, dass es sich beim Fortschreiben eines Textstücks häufig um keine triviale Aufgabe handelt.

Zur Charakterisierung von LLMs mit Blick auf Funktionsweise und Output hat indes unlängst die Formel »spicy autocomplete« (Solomon 2023a) Verbreitung gefunden. Mit dieser beschreibt Mike Solomon infolge eigener Experimente, dass es sich entgegen manchen gegenteiligen Verlautbarungen – und eigenen ersten oberflächlichen Eindrücken – bei ChatGPT weniger um eine universell einsetzbare Wunderwaffe als vielmehr um eine »aufgepeppte« Variante von Software zur automatischen Vervollständigung von Texten handelt, wie sie im Grunde schon längst bekannt ist (vgl. Solomon 2023b). Das zusätzliche Attribut »Spicy« leuchtet dann zur Kennzeichnung solcher maschinellen Texterzeugnisse ein, deren Verlauf nicht offensichtlich und folglich nicht ohne weiteres antizipierbar anmutet, weshalb die Texte »originell« wirken können. Im Sinne der oben eingeführten Terminologie lässt sich »spicy« als Chiffre für ein nicht-triviales Verhältnis zwischen Input und Output deuten. Beobachter:innen der Outputs von ChatGPT und anderen LLMs dürften jedenfalls kaum umhinkommen, ein strukturierendes Prinzip zur Beschreibung des Vervollständigungsverganges zu unterstellen, seien es die internen Zustände der nicht-trivialen Maschine von Foerstern (vgl. 1993b) oder das Bewusstsein einer AGI (*artificial general intelligence*). Die Einigkeit darüber, dass es sich um nicht-triviale Vorgänge handelt, die zu den Outputs von LLMs führen, heißt indes auch, dass sie wohl kaum als zufällig beobachtet werden. *Automatische Vervollständigung* meint in diesem Sinne zwangsläufig auch *automatische Ordnungsbildung*.

Für LLMs gilt dabei »intern«, dass allein statistisch plausible Ergebnisse ausgegeben werden. Diese können, müssen Beobachter:innen allerdings keinesfalls stimmig erscheinen. Die Frage nach der Stimmigkeit eines Outputs kann sich auf verschiedene Hinsichten beziehen. Sie kann etwa Syntax, Semantik, Ästhetik oder andere Hinsichten der Beurteilung von Texten betreffen, wobei das, was explizit »in den Zeilen« steht (Syntax), verständlicherweise leichter statistisch zu verarbeiten ist

als das, was mitunter nur ›zwischen den Zeilen« zu finden wäre (Semantik). Alternativ könnte man diese Differenz als jene von Form und Inhalt reformulieren (vgl. Lopez 2023): Ein LLM-generiertes Textstück wird aufgrund seiner formalen Ähnlichkeit zu einer Vielzahl von Referenzobjekten in den Trainingsdaten vermutlich selten völlig aus dem Raster fallen und mag auf den ersten Eindruck hin häufig inhaltliche Plausibilität suggerieren, wenngleich immerzu erst eine exakte Prüfung Gewissheit verschaffen kann. »Dumme Bedeutung« nennt der Literatur- und Medienwissenschaftler Hannes Bajohr diesen Oberflächeneffekt von LLM-Outputs (vgl. Bajohr 2022). Bedeutsam auf den ersten, dumm auf den zweiten Blick – so könnten vermutlich zahlreiche Lektüreerfahrungen im Kontakt mit »artificialer Semantik« (ebd.) ›aus der Feder« von LLMs beschrieben werden.

Derartige Erfahrungen implizieren einerseits letztlich eine Abwertung der Maschine auf Seiten der Text-Beobachter:innen, deren Enttäuschung wohl vor allem daher rührt, dass sie LLMs vorab überschätzt haben. Der sich in unrealistischen Erwartungen abzeichnenden Überhöhung der Maschine folgt im Zuge der Enttäuschung schließlich gewissermaßen ihre (Re-)Trivialisierung, zumindest hinsichtlich der expliziten Sinnbezüge ihrer Operationen (es gibt keine). Andererseits verweisen solche Begegnungen mit LLMs nicht nur auf Neues und Unverständliches. Insbesondere der generische Charakter von deren Outputs führt eindrücklich die Implikationen dessen vor, was das kulturelle Paradigma von »content generation« (Bull 2023) genannt werden könnte.⁷² Dessen Emergenz beruht – und dies soll hier die wesentliche Pointe sein – auf einem epistemischen Bruch der einem mehrstufigen Prozess entspringt, zunächst der Verdattung von sinnförmig verfassten Phänomenen, der anschließenden algorithmischen Modellierung entsprechender Datensätze und schließlich der ›Rückübersetzung« in sinnhaft beobachtbare Outputs. Jede dieser Stufen birgt mit Blick auf den ursprünglichen Sinn transformatives Potenzial. So schreibt Bernard Rieder über den *Bayes Classifier* gewissermaßen stellvertretend für in ML zur Anwendung kommende Algorithmen:

The Bayes classifier is thus neither a static recipe for decision-making nor a theory engaged in ontological attribution; it is a method for making data signify in relation to a particular desire to distinguish; it is a device for the automated production of interested readings of empirical reality. (Rieder 2017, S. 110)

72 Für dieses kann wohl als (proto-)typisch gelten, dass ›content creators« in Social Media generische Outputs produzieren, für deren Beurteilung in erster Linie das aufmerksamkeitsökonomische Kriterium der *Viralität* (höchstmögliche Anschlussfähigkeit) herangezogen wird. Dabei kann vermutlich als nachrangig angesehen werden, ob es sich bei den ›creators« um Menschen oder Maschinen handelt, auch wenn (gegenwärtig noch) die verbindliche Norm zu bestehen scheint, dass ›creators« als Personen adressierbar sein sollten.

Der »automatisierten Produktion interessierter Lesarten empirischer Wirklichkeit« fähige Technik vermag dazu beitragen, dass Daten (von Beobachter:innen) Bedeutung verliehen und ihnen mithin Sinn zugesprochen wird. Dies beginnt bereits auf der Ebene von Digitalisierung i.S.v. Verdattung: »Datafication [...] translates fundamental assumptions about the application domain into data structures and reifies them« (ebd., S. 109). Derartige technikvermittelte Reifizierungen von Sinn in Datenform sind nicht mittels erklärender Rekonstruktion von Sinnzusammenhängen einholbar. Dies gilt für jede Ebene der sich vollziehenden epistemischen Transformation, die sich aus dem Zusammenspiel von digitalisierender Verdattung, algorithmischer Modellierung und statistischer Inferenz zusammensetzt, aus dem sich die rechentechnische Operationslogik von ML ergibt.

Wahrscheinlichkeit reflexiv

Zu dem beschriebenen konstitutiven Spannungsverhältnis zwischen Wahrscheinlichkeitsangabe über das Eintreten eines Ereignisses und dem tatsächlichen Ereignis gesellt sich in soziologischer Betrachtung unter Beachtung der realweltlichen Bedingungen sozialer Wirklichkeit eine weitere Komplikation. Diese besteht darin, dass keine prinzipielle Gewissheit darüber bestehen kann, wie faktisch stichhaltig die errechnete Wahrscheinlichkeitsangabe ist, da sie auf Basis eines Modells des Wirklichkeitsphänomens errechnet wurde, dessen Beschreibungskraft mit Blick auf das eigentlich interessierenden Phänomen nicht als garantiert angenommen werden kann. Es gibt keine Gewähr dafür, dass die errechnete Wahrscheinlichkeit den realen Zusammenhang adäquat erfasst – das Modell könnte derart konstruiert sein, dass es Rückschlüsse über die Wirklichkeit nicht zulässt. Dieser potenzielle Fehler – die Abweichung des Modells von der Wirklichkeit – wird auch als »Modellrisiko« (Svindland 2013, S. 107) verstanden und bezieht sich auf eine dem Modell gegenüber externe Wahrscheinlichkeit, die reflexionslogisch betrachtet offensichtlich nicht in der modellinternen enthalten sein kann, zumal sie nur fiktiv bestimmbar ist.

In differenzierender Betrachtung verschiedene Wahrscheinlichkeiten als relevant anzuerkennen, heißt davon auszugehen, dass sich bei der Modellierung von zeitsensiblen Phänomenen, die »Realität des Modells« mit fortlaufender Zeit womöglich immer weiter von der »Realität der Realität« entfernt, selbst wenn es mit »Echtzeitdaten« aktualisiert wird. Denn es gilt: »Ereignisse, über deren mögliches Auftreten wir uns heute nicht im Klaren sind, können bei der Anwendung der Modelle niemals richtig berücksichtigt werden« (ebd., S. 105, Hervorh. i.O.). So gesehen können im Modell nicht enthaltene Eigenschaften der Realität also erst zu einem späteren Zeitpunkt, dann aber eben auf entscheidende Weise relevant werden.

Grundsätzlich ist der Zusammenhang zwischen Modellierung und modellierter Wirklichkeit daher als kontingent zu verstehen. Belastbare Indizien für die tatsäch-

liche Validität des Modells zeigen sich häufig nur rückblickend, was (»vorblickend«) die Rede vom »Modellrisiko« plausibel macht.

Es zeigt sich in diesen Überlegungen, wie voraussetzungsreich die Implementierung stochastischer Logik in realen technischen Anwendungen ist. Unwägbarkeiten vieler ML-Anwendungen werden mittels einer solchen Sichtweise zunächst weiter verkompliziert, indem sie als elementare Bestandteile der sozialen Disposition, für die ML sorgt, sichtbar gemacht werden. Diese Perspektive eröffnet vor allem wissenssoziologische Fragestellungen, geht es letztlich doch grundlegendend um den epistemischen Status von ML-Outputs (als Beiträge zu Kommunikation und Wissen).

Derartige epistemologische Reflexionen führen gleichwohl über ML im engeren Sinne hinaus, gelten sie doch für jede modellbasierte Form rechentechnischer Kognition. Schon die Grundannahme, dass die Wirklichkeit mittels probabilistischer Kalküle beschrieben werden kann, erweist sich als voraussetzungsreich – und in historischer Betrachtung als kontingente Errungenschaft. Der britische Wissenschaftsphilosoph und -historiker Ian Hacking widmete sich ausführlich der Emergenz von Wahrscheinlichkeit als epistemischem Phänomen im 19. Jahrhundert. In seiner Geschichte der »Zähmung des Zufalls« (Hacking 2023 [1990]) beschreibt er den Prozess der Erosion deterministischen Denkens im Zuge der Herausbildung einer Wissensordnung, in der statt fixierten Auffassungen (etwa »wahrer menschlicher Natur«) fortan Vorstellungen von verteilten Ausprägungen (Menschlichkeit als »Spektrum diverser, als menschlich betrachteter Eigenschaften«) prägend wurden. Die Entdeckung der Regelmäßigkeit von Merkmalsverteilungen in sozialen Phänomenen sorgte für Faszination – und bereitete den Weg für langfristige Folgen. Sie wurde ermöglicht durch die Verfügbarkeit von ab dem frühen 19. Jahrhundert zunehmend offiziell geführten Sozialstatistiken. Zu deren Erstellung und Verwaltung wurden im nachnapoleonischen Europa administrative Institutionen aufgebaut und mit der Aufgabe betraut, Statistiken über eine Vielzahl sozialer Phänomene zu führen und zu veröffentlichen (vgl. Hacking 1990, Kap. 4). Derartige Aufstellungen enthielten nicht selten vor allem Angaben zu Phänomenen der Devianz: Krankheiten, Verbrechen wie auch – nicht zuletzt für die Konstitution der akademischen Soziologie in Frankreich von zentraler Bedeutung⁷³ – Suizide wurden in ihrem Auftreten zahlenmäßig erfasst und damit für statistische Analysen verfügbar gemacht (vgl. ebd., Kap. 6–8).

Hackings Studie ist hier relevant, weil sie verdeutlicht, dass die für die epistemologischen Implikation von ML maßgeblichen »Gesetze der Statistik« nicht etwa vom Himmel fielen, sondern zunächst vielmehr »in die Daten gelesen« als »den Daten abgelesen« sowie öffentlich legitimiert und verteidigt werden mussten, bevor

73 Vgl. ebd., Kap. 20 sowie klassisch (und auch von Hacking zitiert) Durkheim 1983 [1897].

Zusammenhänge wie die Normalverteilung (Carl Friedrich Gauss, Pierre Simon Laplace, vgl. ebd., Kap. 13 & 21) oder ›Das Gesetz der großen Zahl‹ (Siméon Denis Poisson, vgl. ebd., Kap. 12) in den epistemischen Rang relativ unangefochtener Universalgesetze gelangen konnten. Diese Zusammenhänge sind unbedingt erwähnenswert, weil sie wesentliche Elemente einer epistemischen Ordnung sind, die bis in die Gegenwart wirkt und als zentrale epistemische Stützpfeiler der Konzeptualisierung wie auch der Legitimierung von ML dienen.

Es lässt sich vermittelt über diesen Exkurs eine historische Linie zeichnen, an deren aktuellem Ende Maschinen nicht nur die Vorhersagen zukünftigen menschlichen Kaufverhaltens zu- und anvertraut wird, sondern gesellschaftliche Entwicklungen auf fundamentale Weise von Phänomenen wie dem Klimawandel geprägt werden, die ohne rechentechnische Modellierungsverfahren gar nicht vorstellbar wären.⁷⁴ Schon deshalb erscheint es naheliegend, für ein besseres Verständnis technisierter Wahrscheinlichkeitsbestimmungen einen Seitenblick auf Diskurse des 19. Jahrhunderts vorzunehmen. Dies gilt nicht allein, weil die weiteren Entwicklungen der Sozialphysik und Anthropometrie (Adolphe Quetelet) sowie der Eugenik (Francis Galton) rückblickend als Vorboten dunkler ideologischer Gefilde erscheinen müssen, wobei der Zusammenhang von Sozialstatistik, Bevölkerungskontrolle, Rassismus und (nicht nur epistemischer) Gewalt wohl kaum an Relevanz eingebüßt hat⁷⁵ und Verknüpfungen von gegenwärtigen Technikentwicklungen mit Ereignissen im 19. Jahrhundert auf überzeugende Weise eine in mancher Hinsicht problematische Vorgeschichte Künstlicher Intelligenz aufzeigen können (vgl. etwa Chun 2021, Amaro 2022).

Das wesentliche Anliegen dieser Studie hingegen ist in erster Linie eine sozialtheoretisch fundierte soziologische Erschließung von ML, für die historische Hintergründe der verschiedenen Phänomenaspekte vor allem in ihrem systematischen Gehalt interessant sind. Bezogen auf dieses Anliegen erlaubt der vorangehende Exkurs ein tiefenschärferes Verständnis des weiter zu erschließenden epistemischen Paradigmas, für das ML exemplarisch steht. Angesichts des probabilistischen Charakters der Outputs algorithmischer Modellierungen sozialer Phänomene birgt der Rückblick in eine Zeit, in der deterministische Weltvorstellungen von indeterministisch-probabilistischen abgelöst wurden, in mancher Hinsicht relativierende Beobachtungen hinsichtlich der gegenwärtig reklamierten epistemischen Schockwirkung von ML (vgl. Roberge/Castelle 2021, S. 2). Die historische Distanz zu den beschriebenen Phänomenen vermag zudem mit größerer Klarheit die Voraussetzungen der ML inhärenten Epistemologie vor Augen führen und im Umkehrschluss

74 In diesem Sinne versteht Benjamin Bratton den Klimawandel als »epistemological accomplishment of planetary-scale computation« (Bratton 2019, S. 10).

75 Siehe dazu weiterführend auch Jürgen Links Theorie des Normalismus in vergangenen und gegenwärtigen Gesellschaften (vgl. Link 1996).

gleichsam zur Offenlegung des kontingenten Charakters gegenwärtiger Annahmen bezüglich der technischen Verarbeitung und Generierung von Wissen beitragen.

Aus einer solchen Perspektive heraus lassen sich einerseits in gegenwärtigen sozialen Kontexten wirksame Prämissen, in denen etwa die Kreditwürdigkeit von Personen automatisch von ML-basierten Programmen bewertet wird, identifizieren und problematisieren. Was heißt es etwa über Kreditnehmer:innen, wenn das eingesetzte ML-Modell auf Basis der im Antrag angegebenen Daten anhand von Vergleichsdaten vorhersagt, dass die Wahrscheinlichkeit eines Zahlungsausfalls 30 Prozent beträgt? Was wird es – vorausblickend auf eine meiner Fallstudien – heißen, dass ein automatisch erzeugtes Bild mit einer Wahrscheinlichkeit von 93 Prozent dem ursprünglichen Bilddatensatz angehören könnte? Und was wird es im Kontext meiner zweiten Fallstudie heißen, dass der Aufenthaltsort einer Honigbiene in einem Beobachtungsstock zu einem beliebigen Zeitpunkt mit einer Wahrscheinlichkeit von 80 Prozent dem Aufenthaltsort zum gleichen Zeitpunkt am nächsten Tag entsprechen wird?

In den vorangehenden Überlegungen zu Korrelation und Kausalität in technischen Arrangements habe ich zu vermitteln versucht, dass sich die bereits erarbeiteten Kerncharakteristika ML als sozialem Phänomen soziologisch nachvollziehbar machen lassen mit einem Verständnis von ML als rechentechnischem Kognitionsverfahren, dessen transformative Effekte vor allem epistemischer Art sind. Als zentral hat sich die stochastische Operationslogik algorithmischer Modelle erwiesen, mithilfe derer sich probabilistische Beschreibungen von Datenbeziehungen oder mit gewisser Wahrscheinlichkeit zum Modelldatensatz passende synthetische Outputs erzeugen lassen. Historische Perspektiven auf die Verknüpfung von Rechentechnik, Information und Kommunikation (Weaver) und die »Zähmung des Zufalls« (Hacking 2023 [1990]) im 19. Jahrhundert haben dabei geholfen, Möglichkeiten der soziologischen Perspektivierung ML zu identifizieren, d.h. Problematisierungsweisen von ML als sozialem Phänomen, die für die im nächsten Kapitel anschließende sozialtheoretische Konzeptualisierung und für den gesamten weiteren Verlauf der Untersuchung maßgeblich sein werden. Als letzter Aspekt der die Theoriebildung vorbereitenden Erörterung von ML sollen nun zunächst jedoch noch dessen zeitliche und räumliche Extensionen erschlossen werden.

Zeitliche und räumliche Dimensionen

Unabhängig von der Beurteilung der techniktheoretischen und epistemologischen Fragen, wie sie sich im vorangehenden Abschnitt gestellt haben, kann nach den Ermöglichungsbedingungen der Umstände gefragt werden, die diesen Fragen überhaupt erst Plausibilität verleihen. Schon in oberflächlicher Betrachtung zeigt sich, dass ML für die Entfaltung seines Wirkens als zeitlich differenzierter Vorgang in vie-

lerlei Hinsicht auf Infrastrukturen angewiesen ist, die seinem praktischen Einsatz in Form technischer Anwendungen vorausgehen.

Gewissermaßen am offensichtlichsten zeigt sich dies in materiellen Abhängigkeiten, etwa von energetischen Ressourcen.⁷⁶ Offenkundig wurde der Aufstieg von ML in den letzten zehn Jahren durch die Verfügbarkeit zunehmend wachsender Rechenleistung zur zeitlich effizienten algorithmischen Verarbeitung umfangreicher Datensätze begünstigt (und überhaupt erst möglich) – und nicht eben etwa primär durch die Entwicklung neuer, ›besserer‹ Algorithmen, auch wenn die in der Einleitung geschilderten Entwicklungen schließlich ebenso weiterführende Forschungen an Algorithmen stimuliert haben (vgl. Sudmann 2018, S. 22f.). Damit geht einher, dass parallel zum gegenwärtigen KI-Hype auch die Nachfrage an für die Konstruktion von Rechentechnik relevante Rohstoffe – etwa Silizium oder Germanium als Halbleiter – weiter steigt, auch wenn diese wachsende Abhängigkeit von nicht unendlich verfügbaren natürlichen Ressourcen keineswegs allein der jüngeren KI/ML-Entwicklung, sondern der Gänze all jener umfassenden Computerisierungs- bzw. Digitalisierungsprozessen mindestens der letzten fünfzig Jahre zuzuschreiben ist.⁷⁷

Darüber hinaus ist ML wesentlich auf die Verfügbarkeit von Daten angewiesen. Das *Lernen* der Maschine meint immer *Lernen aus Daten*. Algorithmische Modelle sind ohne geeignete Datensätze zur Modellierung interessierender Zusammenhänge schlichtweg nicht denkbar.⁷⁸ Die Verfügbarkeit von Daten für einen gegebenen Zusammenhang in geeigneter Form ist allerdings alles andere als voraussetzungslos. Sie impliziert Anforderungen an das *Verfügbarmachen*, aber auch das *Verfügbarmhalten* von Daten. Neben Hardware wie adäquaten Speichermedien und Übertragungskanälen erweist sich die bereits erwähnte »ghost work« (Suri/Gray 2019) in vielen Zusammenhängen als unverzichtbare Infrastruktur von ML: ohne die Erledi-

76 Der hohe Energiebedarf der Trainingsverfahren mancher Modelle hat sich mit Blick auf Umweltfolgen als einschlägiger Aspekt der Kritik an ML etabliert, vgl. etwa Whittaker 2021, Bender et al. 2021.

77 Was die geopolitische Brisanz der Beziehung zwischen Taiwan und China begründet, ist *Taiwan Semiconductor Manufacturing Company Limited* (TSMC) doch der weltgrößte Hersteller von Halbleitern.

78 Vgl. weiterführend zum Zusammenhang von Lernen und Datenverarbeitung Parisi 2018. Dieser Aspekt impliziert übrigens auch, dass vom Modell ›Gelerntes‹ praktisch der Gegenwart immerzu ›hinterherhängen‹ muss. Zwar geschieht die konkrete Modellanwendung in einer konkreten Gegenwart, doch kann sich ML nicht unmittelbar auf diese beziehen, weil jede Modellierung auf Basis von Daten stattfindet, die in der Vergangenheit erhoben worden sind, auch wenn Modellierungen adaptiv sein können. Es ist also gerade das Gegenteil des aus der Psychologie bekannten »recency bias« anzunehmen – zumindest so lange ML nicht zur unmittelbaren Einspeisung von Echtzeitdaten in die Modellierung fähig ist.

gung der für die Erhebung, Aufbereitung und Pflege von Datensätzen anfallenden manuellen Tätigkeiten wäre ML in seinen gegenwärtigen Gestalten nicht denkbar.

Neben der Bedingung, dass die für ML-Modelle benötigten Daten verwertbar sind, zeigt sich, dass ML mit Blick darauf, was die Daten enthalten, als ein Instrument der »Wissensextraktion« (Joler/Pasquinelli 2020, Übers. RG) beschrieben werden kann. So erscheint ML gesellschaftstheoretisch in (post-)marxistischer Betrachtung nicht etwa als Imitation menschlicher oder biologischer Intelligenz, sondern in erster Linie als akkumulierte Arbeit (vgl. Pasquinelli 2023). Das Datensätzen automatisch extrahierte Wissen mitsamt der darin enthaltenen Potenziale für intelligente Beobachtungen verweist in einer solchen Sichtweise auf die Arbeit, die es brauchte, um die verwendeten Daten überhaupt zu erzeugen und verfügbar zu machen. Demnach wäre zu betonen, dass die manuelle Annotationstätigkeiten im Kategorisieren von Bilddaten – man denke an für die Forschung so wesentliche Datensätze wie *ImageNet* – die anschließend algorithmisch zu modellierenden Inhalte der Datensätze überhaupt erst hervorgebracht hat. Was in einem späteren Stadium als »intelligente« *Computer Vision* gefeiert werden kann, wäre jedenfalls schlichtweg undenkbar, ohne dass vorab das korrekte manuelle Verknüpfen von Bildern mit entsprechenden Tags erfolgt wäre. Ein Datensatz, dessen *ground truth* gemessen an der Wirklichkeit hingegen fehlerhaft ist, entzieht »maschineller Intelligenz« ihre materielle Grundlage.⁷⁹ In diesem Zusammenhang stellt sich daher die sozialtheoretische brisante Frage, welche Relevanz der automatischen Produktion von (nicht-trivialen) Analysen des Datensatzes im Sinne des Sichtbarmachens seiner Eigenschaften zuzurechnen ist.⁸⁰

Ähnliches gilt für generative Verfahren und ob Prädiktionen eines Modells in erster Linie als Derivate oder Extra- bzw. Interpolationen der Datenbasis gelten soll-

79 Eine nicht zu unterschätzende Fehlerquelle für ML-Anwendungen, vgl. Jatón 2024, Jatón 2021, Kap. 1 & 2.

80 Entlang solcher Überlegungen stellt sich die sozial- wie auch gesellschaftstheoretisch hochrelevante Frage, wie darüber zu entscheiden ist, unter welchen Bedingungen Wissen »bloß extrahiert« und wo es demgegenüber »aktiv erzeugt« wird. Hieran schließt weiter unten explizit das sozialtheoretische Problem der Zurechnung von Potenzialen und Fähigkeiten (i.S.v. Agency oder Kommunikationsfähigkeit) an, mit dem die Zuschreibung eines bestimmten sozialen Status (Akteur vs. Technik) in engem Zusammenhang steht. Darüber hinaus halte ich die semantische Verwandtschaft von »Zurechnung« (etwa einer Handlung) und berechnender Technik (*computational technology*) für interessant, führt diese doch zu interessanten Fragen mit Blick auf Adressierbarkeit. So wie rechentechnische Prozesse quasi-fraglos immer als Berechnungen von etwas und durch etwas identifizierbar anmuten, erscheint die Verknüpfung von Adressierbarkeit und Rechentechnik, wie Ranjodh Singh Dhaliwal in seiner Kontemplation der Frage »What Even Is Computation?« bemerkt, in kulturgeschichtlicher Reflexion der Möglichkeitsbedingungen von Adressierbarkeit (etwa von Staatsbürger:innen qua administrativer Fixierung von Wohnadressen) womöglich doch kontingenter, als erste Eindrücke suggerieren mögen (vgl. Dhaliwal 2022).

ten, ist eine Frage, die nicht nur sozialtheoretisch interessant ist (vgl. etwa Bonhassé-Gahot 2017⁸¹), sondern gegenwärtig auch in urheberrechtlicher Hinsicht intensiv diskutiert wird.⁸² Jedenfalls erweist sich an diesem strittigen Punkt zweifellos, dass ML-Anwendungen jedweder Couleur auf die Verfügbarkeit geeigneter Datensätze angewiesen sind. Dass Datensätze eigene Entstehungsgeschichten zu eigen haben, muss diesen nicht offenkundig entnehmbar sein, gibt der soziologischen Analyse von ML jedoch einen Hinweis auf die Vielfalt an potenziell instruktiven Assoziationen, die von einem Softwareartefakt (als Kontrolloberfläche einer ML-Anwendung) aus verfolgt werden können.

Dieser Umstand, zeigt, dass Operationen von ML-Modellen – ob im Vorgang des Trainings oder in ihrer Anwendung – in ihrer sozialen Materialität zudem eine distribuierte genetische Signatur tragen, die auf eine Vielzahl von Materialien und Praktiken an verschiedenen Orten und unter Beteiligung verschiedener Entitäten verweist. Derartigen infrastrukturellen Signaturen folgend lässt sich ein vielfältiges Netzwerk von Interdependenzbeziehungen erschließen, dessen Analyse die Möglichkeitsbedingungen maschinellen Lernens zu offenbaren vermag. Einem solchen Anspruch folgt etwa Kate Crawford's »Atlas of AI« (Crawford 2021). Die Autorin führt in der Legende ihres Atlas – um im Bild zu bleiben – eine Vielzahl sozialer Phänomene auf, aus deren Zusammenwirken sich KI/ML gegenwärtig speist. Zu diesen zählt Crawford neben bereits Erwähntem wie natürliche Ressourcen und menschlich verrichtete Arbeit ebenso Klassifikationssysteme und logistische Arrangements, aber auch (staatlich verfasste) politische Ordnungen und Herrschaftsverhältnisse im weiteren Sinne (vgl. ebd., S. 8). Crawford's Untersuchung schafft einen Eindruck der Größenordnung und Heterogenität von für ML erforderlichen Mobilisierungen, die verschiedene Extraktions- und Ausbeutungsverhältnisse ebenso einschließen wie seltene Erden und Datenbanken sowie menschliche Arbeitskraft. Die sozialen Folgen der Entstehung und Verbreitung »Künstlicher Intelligenz« gehen anders gesagt – und manchen Mythen entgegen⁸³ – also wesentlich auf soziale Phä-

81 Bezugspunkt der Beurteilung sind dabei die Trainingsdaten – deren »convex hull« bzw. die Grenzen des multidimensionalen Vektorenraums, den diese beschreiben – und damit die Frage, wie sich Outputs zu diesen Verhalten. Für ein Beispiel einer Position *pro* Extrapolation vgl. etwa Balestriero et al. 2021.

82 Angesichts der zunehmenden Verbreitung etwa von Bildgenerierungsverfahren wie Midjourney – als visuellem Äquivalent von LLMs – wäre etwa zu klären, ob bildnerisch tätige Künstler:innen und Grafiker:innen, deren Werke im Modelldatensatz vorhanden sind, einen Anspruch auf Tantiemen haben sollten, wenn User:innen aus Prompts wie »Eine Grafik im Stile von [...]« Bilder generieren und dabei für die Nutzung des Dienstes Zahlungen etwa an Midjourney leisten oder gar selbst für kommerzielle Zwecke nutzen, vgl. Escalante-De Mattei 2023.

83 Seit der Antike bestehen Mythen über Wesen und Potenziale von Maschinen, die auf dem Weg in die moderne Gesellschaft (etwa La Mettrie) verschiedene Metamorphosen durchlaufen haben. Der Computer steht indes für eine Zäsur in der Imagination der Maschine, indem

nomene zurück, die weniger verheißungsvoll von utopischen Zukünften künden, als dass sie die Realität einer global operierenden extraktiven Technikindustrie vor Augen führen. Angesichts dieser Umstände, so stellt Crawford (in fragwürdiger Zuspitzung) fest, sei KI/ML entgegen manchen Verlautbarungen »neither artificial nor intelligent«, sondern

an idea, an infrastructure, an industry, a form of exercising power, and a way of seeing; it's also a manifestation of highly organized capital backed by vast systems of extraction and logistics, with supply chains that wrap around the entire planet. (Crawford 2021, S. 18f.)

Wenngleich ich Crawfords Identifizierung von KI mit einer solchen Vielzahl in sich komplexer Phänomene sozialtheoretisch nicht folgen kann, und die Negativformel »neither artificial nor intelligent« allein als rhetorische Figur zur »Abkühlung« von Technikindustriepropaganda einleuchtend finde, halte ich ihre Beobachtungen im Ganzen dennoch für instruktiv. Ihre Beschreibungen der für ML als gesellschaftlichem Phänomen charakteristischen Interdependenzverhältnisse liefern allemal Einsichten über den Grad an Integration, den ML über verschiedene gesellschaftliche Zusammenhänge hinweg auszeichnet. Andererseits lässt sich ihnen eine Vielzahl von Hinweisen auf die heterogenen Folgen des Einsatzes von KI/ML entnehmen. Diese umfassen – so in grober Reformulierung Crawfords – mithin semantische, industrielle, politische ebenso wie epistemologische, ökonomische, logistische und ökologische Aspekte. Statt ML jedoch mit den Phänomenen selbst gleichzusetzen, was ich aufgrund der resultierenden Unterschiedslosigkeit analytisch nicht zielführend finde, ließe sich doch für jeden einzelnen der genannten Zusammenhänge gewissermaßen die soziale (Binnen-)Wirkung des Einsatzes von ML untersuchen. Für eine Beurteilung von deren Ausmaß – so sollte das bisherige Argument gezeigt haben – ist das Zusammenwirken einer Vielzahl von Entitäten in Betracht zu ziehen.

Drei Phasen

Neben dieser ökologischen Perspektive, die Wechselbeziehungen mit anderen sozialen Zusammenhängen in das Blickfeld bringt, führt die Betrachtung der zeitlichen Dimension von ML im Anschluss an die vorgetragenen Überlegungen an dessen infrastrukturellen Voraussetzungen zu einer in Phasen differenzierenden Heuristik. In seiner Abhängigkeit von Infrastrukturen erscheint ML weniger als radikale

er die Repräsentation von Universalismus ermöglicht; eine Position, die vorher göttlichen Wesen vorbehalten schienen, vgl. Sudmann 2018a, S. 18.

Transformation – jedenfalls in keiner der drei Phasen für sich genommen. Stattdessen erweist es sich soziologisch als ein auf verschiedene Phasen verteilter fortwährender Akkumulationsvorgang von Daten, Einstellungen, Geräten und weiteren beteiligten Elementen (vgl. Mackenzie 2017, S. 5f.). Diese werden durch eine Reihe von sozialen Praktiken als Ressourcen mobilisiert. Schematisch betrachtet vollzieht sich ML als Akkumulation über die Phasen der *Datenerhebung*, *Datenmodellierung* und *Modellanwendung* hinweg. Für sich genommen verweist jede der drei Phasen auf je distinkte Praktiken. Als arbeitsteiliger Prozess ähnelt ML damit in gewisser Hinsicht dem für den Industriekapitalismus typischen Fließbandprinzip (vgl. Pasquinelli/Joler 2020, S. 1264f.).

In funktionaler Hinsicht entspricht diese Einteilung Florian Jatons Vorschlag der Schematisierung verschiedener »courses of action« (vgl. Jatón 2021, S. 23f.) hin zur Anwendung eines Algorithmus: *Ground Truthing*, *Programming* und *Formulating* (vgl. ebd.). Der »Data Collection«-Phase bei Pasquinelli und Joler entspricht dabei das schon erwähnte »Ground Truthing« (vgl. ebd., Kap. 1), das die Definition einer Datenbasis für das Modell leistet. Dieser Vorgang legt den Wirklichkeitsbezug des Modells fest: einem interessierenden Wirklichkeitsphänomen wird eine diese möglichst akkurat abbildende Datenbasis zugeordnet. Damit diese zur »Basiswahrheit« des Modells werden kann, muss sie zunächst alle Daten in eine verarbeitbare Form bringen, die zuverlässigen Zugriff auf diese ermöglicht. Ist dieser Schritt erfolgt, kann die Programmierung des Modells beginnen; diesem Schritt der Datenmodellierung bei Pasquinelli/Joler entsprechen bei Jatón zwei distinkte »courses of action«: »Programming« und »Formulating«. Die Unterscheidung entspringt einer unmittelbar nachvollziehbaren praktischen Beobachtung: Die verbindliche mathematische Formulierung eines Modells setzt in aller Regel bereits verschiedene Versuche der Programmierung eines adäquaten Modells voraus.

Jatons ethnografische Studie, die von teilnehmenden Beobachtungen der Praxis in einem mathematisch-informatischen Labor ausgeht, macht sich explizit Algorithmen zum Untersuchungsgegenstand und verfolgt präzise, was in deren »Konstitution« einfließt. Gegenüber dem Modell des *Nooscope*⁸⁴ bei Pasquinelli und Joler bedeutet dies zugleich eine weitere wie engere Perspektive: weiter in dem Sinne, dass Jatón Algorithmen in einem allgemeineren Sinne untersucht, wobei solche Algorithmen, die im maschinellen Lernen genutzt werden, gesondert diskutiert werden als ein besonderer Typus, den auszeichnet, dass die Formulierung des Algorithmus automatisiert wird (vgl. Jatón 2021, S. 266–281). Enger ist Jatons Perspektive hingegen in dem Sinne zu verstehen, dass die Phase der für Pasquinelli und Joler wesentlichen Modellanwendung nicht vorkommt, da diese nicht mehr in den Ge-

84 Ein dem Griechischen entlehntes Komposit, das *skopein* (sehen, betrachten) und *noos* (Wissen) kombiniert.

genstandsbereich der *Konstitution* eines Algorithmus fällt, sondern eben in dessen *Anwendung*.

Dieser Bereich ist jedoch für das Erkenntnisinteresse der vorliegenden Untersuchung zentral, da ML hier wesentliche Aspekte seiner sozialen Wirkung entfaltet. So instruktiv Jatons Untersuchung für ein angemessenes Verständnis der Genese von Algorithmen ist, erweist es sich für eine sozialtheoretisches Auseinandersetzung doch als unerlässlich, an diese Genese anschließende »courses of action« auf dem Weg zur »Konstitution« von maschinellern Lernen als Praxis ebenso mit in den Blick zu nehmen. Nur mithilfe einer solchen integrierten Perspektive kann es gelingen, ML aus der Konstitution seiner Elemente – mitsamt der potenziellen Effekte dieses Prozesses auf alles Folgende – wie auch aus seiner Realisierung in praktischer Anwendung heraus zu beschreiben. Dies gilt schon vor dem Hintergrund der basalen techniksoziologischen Einsicht, dass technische Objekte in ihrer konkreten Nutzung in aller Regel maßgeblich von der ursprünglich durch deren Design intendierten Nutzung abweichen (vgl. Bijker/Law 1992), als unbedingt geboten im Sinne eines differenzierten Verständnisses von ML als sozialem Phänomen.⁸⁵ Es ist wesentliches Anliegen des empirischen Teils dieser Studie, die Dynamiken praktischer Anwendungen von ML in ebendieser Vielzahl von Hinsichten zu erfassen. Dass sich mittels einer solchen Perspektivierung des Untersuchungsgegenstandes gleichsam epistemologische wie gesellschaftstheoretisch instruktive Einsichten finden lassen können, zeigt Wendy Chun Studie mit dem Titel »Discriminating Data« (Chun 2021). Dort leistet die Autorin gewissermaßen eine Übersetzung von vier technischen in sozialen Funktionen von ML: *Korrelation* (1) sei zunächst die Paarung von Datenpunkten als Ausgangspunkt von möglichen Erkenntnissen; *Diskriminierung* (2) separiere dann (oft versteckt, vgl. ebd., S. 96) normativ – spezifischer: zumeist »homophil« (ebd.) operierend: Gleiches zu Gleichem – korrelierte von unkorrelierten Daten; die folgende *Authentifizierung* (3) lege auf Basis der Korrelate positiv Gruppen fest, die schließlich *Anerkennung* (4) bzw. Identifikation erfahre, bevor das derart mittels ML erzeugte Wissen wirksam werden kann. Dies gehe aufgrund des konservativen Vergangenheits-Bias der Daten zumeist mit Normalisierungseffekten einher:

When correlation works, it does so by making the present and future coincide with a highly curated past. (Chun 2021, S. 52)

85 Eine Einsicht übrigens, die sozialtheoretisch auch auf andere zeitsensible Zusammenhänge übertragbar ist. In Arnold Gehlens Handlungs- und Institutionentheorie etwa wird dieser Nexus als die Ausbildung von Selbstzwecken beschrieben, die handlungstheoretisch auf der Möglichkeit der Trennung von Motiv und Zweck beruht. Institutionen fußen in ihrer Konstitution auf solchen Vorgängen des Umschlagens, die Handlungen »sekundäre Zweckmäßigkeiten« verleihen, welche wiederum später zu institutionellen Eigenwerten werden können, vgl. Gehlen 2022 [1956], Kap. 7–9 sowie Rehberg & Groß 2022, S. 503ff.

Chuns Argument konzentriert sich wesentlich auf machttheoretische Aspekte der Ausbreitung eines epistemischen Dispositivs dessen Wurzeln sie bis in die Hochzeit der (britischen) Eugenik im 19. Jahrhunderts zurückverfolgt. Aus jener Bewegung sei nicht nur Rassismus im Deckmantel der Wissenschaft hervorgegangen, sondern sei diese ebenso für wesentliche Grundlagen von Methoden etwa der statistischen Regression und Korrelation verantwortlich – wobei wohl gerade die Gleichzeitigkeit beider Entwicklungen zu denken gebe.⁸⁶ Wenngleich machttheoretische Überlegungen an dieser Stelle nicht unmittelbar relevant sind, erweist sich Chuns Beschreibung der für die Entfaltung von ML notwendigen Schritte zur Etablierung epistemischer Normen allemal als instruktiv, weil damit eine differenzierende Sicht auf ML möglich wird. Im Zusammenhang mit den anderen beiden eben referierten Schemata gewinnt im hier sich entwickelnden Verständnis von ML als facettenreichem Phänomen zunehmend Konturen.

ML erscheint – so ein erstes Zwischenfazit am Ende dieses Kapitels – soziologisch als rechentechnisches Arrangement, das auf Grundlage von Datensätzen mittels algorithmischer Modellierung in nicht-trivialer Weise Outputs für gegebene Inputs errechnet. In praktischen Anwendungen werden dieses als Beobachtungen der Zusammenhänge beobachtet, die als im Datensatz abgebildet angenommen werden. ML entfaltet mithin in Form analytischer oder generativer Outputs seine soziale Wirkung als Technik. Deren Produktion setzt verschiedene infrastrukturelle Gegebenheiten voraus und lässt ML als zeitlich in drei distinkte Phasen differenzierbares Phänomen erscheinen. Einer ersten Phase der Auswahl und Aufbereitung eines Datensatzes (ggf. inkl. Datenerhebung) als *Ground Truth* des Anwendung folgt die Trainingsphase, in der die algorithmische Selbstprogrammierung des Modells stattfindet, bevor schließlich in der Anwendungsphase das Modell als Maschine eingesetzt wird, die für gegebene Inputs Outputs produziert.

Vermittelt über die Beobachtung der Outputs wie der Operationslogik algorithmischer Modellierungen offenbart ML eine ambivalente soziale Verfasstheit. Beobachter:innen von ML werden gleichermaßen mit vertrauten wie befremdlichen Aspekten konfrontiert, wodurch es sich als soziales Phänomen eindeutigen Bestimmungen entzieht. Als maßgebliche Ursache dafür wurde infolge der Verdattung von sinnförmig verfassten Beobachtungen und Wissen, der stochastischen Modellierung der in diesem Zug erzeugten Datensätze (»Lernen«) sowie der Rückübersetzung der maschinell produzierten Outputs in sinnförmige Beobachtungen durch Beobachter:innen eine maßgebliche epistemische Lücke identifiziert. Der probabilistische Charakter von Modelloutputs verunmöglicht ein Verständnis von ML als »klassische«, im Medium der Kausalität operierende Technik und mithin die Rekonstruktion der rechentechnischen Kognitionsprozesse in ML als Sinnprozesse.

86 Vgl. dazu auch die Ausführungen zu Hackings »Zähmung des Zufalls« (S. 82f.).

Folglich ist ML als soziales Phänomen vor allem durch die Schwierigkeiten eindeutiger Bestimmbarkeit geprägt, weshalb jede ML-Anwendung prinzipiell – trotz vollständig bestimmter Outputs – in potenziell wesentlicher Hinsicht unbestimmt (und womöglich unbestimmbar) erscheinen muss. Für diese These kann eine Reihe von Gründen angeführt werden, so etwa erstens die Opazität nicht-trivialer algorithmischer Modellierung mitsamt daraus folgenden Schwierigkeiten des Verstehens von Modelloutputs für deren Beobachter:innen, weshalb zweitens auch der epistemische Status von Modelloutputs fragwürdig erscheinen muss und mithin drittens gleichsam der Status von ML als an sozialen Praktiken beteiligte rechnerische Entität überhaupt.

Die vorliegende Untersuchung wird im weiteren Verlauf, den erarbeiteten Einsichten und Fragenstellungen folgend, in Form zweier ethnografischer Studien in Kunst und Wissenschaft empirisches Material zusammentragen, um fallweise die sozialen Voraussetzungen praktischer Manifestationen von ML zu untersuchen. Ebenso sollen dabei die Umstände, Bedingungen und Dynamiken des praktischen Einsatzes von ML in den Blick genommen werden. Insbesondere wird die empirische Untersuchung, wie weiter unten ausführlicher zu zeigen sein wird, das Motiv der epistemischen Schockwirkung von ML aufnehmen und sich deshalb auf die praktischen Probleme mit ML sowie deren Bearbeitung in der Absicht auf produktive Wendungen fokussieren.

Diagnosen wie jener eines epistemischen Schocks im Zusammenhang mit der Verbreitung von ML und die anhaltenden Kontroversen um dessen Beurteilung verweisen nicht nur auf die gesellschaftliche Relevanz von ML, sondern unterstreichen vor allem auch die Relevanz und das Potenzial sozialtheoretischer Auseinandersetzung im gegenwärtigen Ringen um eine adäquate Verständnis von ML und KI im weiteren Sinne. Sein kognitiver Charakter lässt ML für den Einsatz im Zusammenhang mit der Verarbeitung und Produktion von Wissen geeignet erscheinen und schon der Umstand, *dass* sich praktisch entsprechende Erwartungen bilden, die zu praktischen Versuchen der Beteiligungen von ML an Kommunikation führen, sorgt für soziale Folgen, die unbedingt untersuchungswürdig sind.

Das folgende Kapitel ist im Anschluss an die bereits entwickelten Überlegungen zunächst einer vorläufigen sozialtheoretischen Konzeptualisierung von ML gewidmet. Danach werde ich ausgehend von meinem konzeptuellen Rahmen einen Vorschlag zur empirischen Operationalisierung dieses Verständnisses von ML erarbeiten, und diesen mit methodologischen und methodischen Überlegungen zur angemessenen empirischen Untersuchung von ML verknüpfen. Das bereits entwickelte Motiv der Bestimmbarkeitsschwierigkeiten von ML wird darin eine methodologische Wendung erfahren, infolge derer die empirische Analyse von ML als situative Problemanalyse plausibilisiert wird. Bereits an dieser frühen Stelle der Untersuchung zeigt sich, dass die charakteristische Vielzahl von Unwägbarkeiten in der Betrachtung von ML bestenfalls produktiv in die empirische Untersuchung anleitende

Fragen transformiert werden sollte. Mit diesem Vorgehen folge ich der Vermutung, dass sich für die Spannungen und Ambivalenzen, wie sie die vorhandenen soziologischen Beschreibungen von ML kennzeichnen, auf die eine oder andere Weise Resonanzen in den praktischen Umsetzungen von ML finden lassen sollten.

Maschinelles Lernen als Kommunikation, Praxis und Situation

Wurde ML im vorigen Kapitel vor allem hinsichtlich der Schwierigkeiten seiner Bestimmbarkeit als Technik beschrieben, fällt an dieser Charakterisierung doch sogleich ihr abstrakter Charakter auf. Das Maschinelle von ML wurde auf dessen technische Funktionsweise bezogen. Deren Analyse hat gezeigt, dass ML qua algorithmischer Modellierung von Datensätzen eine Selbstprogrammierung leistet, die in der Folge zur (nicht-trivialen) Verarbeitung von Inputs in Outputs genutzt wird. Es ist damit jedoch noch nichts über die empirische Referenz von ML gesagt und mithin darüber, in welcher materiellen Form sich ML empirisch beobachten lässt. Es stellt sich angesichts des Anliegens dieser Studie daher zentral die Frage nach dem Konnex zwischen der abstrakten Charakterisierung des Gegenstandes ML und dessen empirischer Untersuchung. Das folgende Kapitel wird diesen Konnex herstellen und eine Operationalisierung von ML für die anschließende ethnografische Untersuchung entwickeln.

Dazu werde ich zunächst im Anschluss an das bisherige Argument eine sozialtheoretische Auseinandersetzung mit ML führen, die Grundbegriffe soziologischer Theoriebildung in ihrer Eignung zur Beschreibung der Beteiligung von ML am Vollzug sozialer Wirklichkeit überprüft. Im Sinne einer sozialtheoretischen Problematisierung soll es dabei gerade nicht darum gehen, eine ›fertige‹ Sozialtheorie vorzulegen, sondern in erster Linie darum, in Auseinandersetzung mit der maßgeblichen Forschungsliteratur eine kritische Bestandsaufnahme zu leisten. Eine Auseinandersetzung mit Elena Espositos Begriffen künstlicher Kommunikation und virtueller Kontingenz wird einerseits erlauben, das Anliegen der vorliegenden Untersuchung derart zu spezifizieren, dass mit Blick auf die empirische Untersuchung für das weitere Vorgehen maßgebliche instruktive Forschungsfragen formuliert werden können. Andererseits wird sie die Operationalisierung von ML als empirischem Untersuchungsgegenstand vorbereiten.

Anschließend an den sozialtheoretischen Einstieg wird parallel zur bewusst offengelassenen Frage nach der theoretischen Bestimmung von ML ein Konzept für die empirische Operationalisierung des Untersuchungsgegenstandes entwickelt. Dazu werde ich im Anschluss an Überlegungen von Ranjodh Singh Dhaliwal, Susan

Leigh Star, Adrian Mackenzie und Florian Jaton ein Untersuchungsdesign vorstellen, das ML als soziotechnische Praxis versteht. Nach Explikation dieses praxeologischen Ansatzes werde ich diesen mit situationstheoretischen Überlegungen John Deweys verknüpfen. Deweys Bestimmung von sozialen Situationen über deren Problembezüge wird zur Analyse von ML als Praxis herangezogen, wobei Situationen als Untersuchungseinheiten der empirischen Untersuchung fungieren werden. Das Anliegen einer *Situationsanalyse* zu praktischen Anwendungen von ML wird dementsprechend als *Problemanalyse* plausibilisiert. Es wird dabei ein Untersuchungsdesign Gestalt annehmen, dessen Methodologie die Erschließung von empirischem Phänomen und Gegenstand soziologischer Theoriebildung über ein Verständnis der praktischen Probleme vorsieht, wie sie sich in *Situationen maschinellen Lernens* zeigen.

Schließlich erfolgt im letzten Abschnitt des Kapitels eine Vorstellung des konkreten ethnografischen Vorgehens meiner empirischen Fallstudie sowie eine Einführung in die untersuchten Fälle und der zugehörigen Felder. Dabei werde ich ebenso das spezifische Anliegen der vergleichenden Untersuchung hinsichtlich bestehender Forschungslücken explizieren. Insbesondere werde ich dabei darauf eingehen, dass es sich in beiden Fällen um experimentelle Praktiken handelt – und warum dieser Umstand angesichts der Charakteristika meines Untersuchungsgegenstandes einer bewussten Entscheidung entspringt. Abschließend werde ich mit Blick auf die empirische Untersuchung meine eigene Positionalität als Ethnograf innerhalb der den untersuchten Fällen zugehörigen Felder in den Blick nehmen.

Zugänge einer Sozialtheorie maschinellen Lernens

Im Anschluss an die bisherige Auseinandersetzung mit ML, insbesondere mit Blick auf (Lern-)Algorithmen und die Auswirkung ihrer Beteiligung am sozialen Geschehen, drängen sich grundlegende Fragen auf. Erstens scheint etwa klärungsbedürftig, inwiefern soziologisch relevant ist, was »in der Maschine steckt«. Wurde bislang die Schwerverständlichkeit der Datenverarbeitung im Zuge algorithmischer Modellierungsverfahren unterstrichen, scheint doch die Frage berechtigt, inwiefern einer präzisen Kenntnis der internen Zustände algorithmischer Modelle im Sinne von Foersters nicht-trivialer Maschinen soziologisch aufschlussreich wäre. Umgekehrt ließe sich provokant fragen, ob einer Soziologie maschinellen Lernens nicht womöglich Entscheidendes entgeht, wenn sie ihrem Untersuchungsgegenstand nicht derart »auf Augenhöhe« begegnet, dass sie dessen operativer Eigenlogik auf angemessene Art Beachtung schenkt. Da sich derartig durchleuchtende Einblicke bei ML angesichts der charakteristischen Opazität algorithmischer Modellierungen jedoch von vornherein als Fiktion erweisen müssen, bietet sich als nicht unplausibel, wenngleich pessimistische Schlussfolgerung an, dass es für soziologische For-

schung hier womöglich schlichtweg wenig zu holen gibt. Eine solche Positionierung erschiene zumindest im ersten Eindruck legitim, doch ließe sich ihr schon mit dem Hinweis begegnen, dass die Intransparenz menschlicher Psyche die Soziologie doch bislang auch nicht davon abgehalten habe, menschliche Sozialität zu erforschen. Der Wunsch, mutmaßlich intelligenten Maschinen »unter die Haube« zu schauen, erweist sich daher gewissermaßen als Äquivalent zum Wunsch, Menschen »in den Kopf zu schauen«. Was wäre gewonnen, wäre dies im jeweiligen Falle möglich? Aus soziologischer Perspektive fraglos recht wenig, folgt man etwa Grundannahmen der Systemtheorie Niklas Luhmanns, denen gemäß psychische Systeme (beobachtet als: Personen, vgl. Luhmann 1984, S. 155) als Umwelt sozialer Systeme zu verstehen seien (vgl. ebd., S. 245f.).¹ Es liegt deshalb die Vermutung nahe, dass es sich bei ML ähnlich verhalten könnte.

In jedem Falle führt die Suche nach Anhaltspunkten für die Beurteilung der ersten Frage wie auch der anschließenden Vermutung schnell zu einer zweiten sozialtheoretisch grundlegenden Frage: Wo ist in soziologischer Betrachtung mit Blick auf ML die maßgebliche soziale Referenz zu erkennen? Offensichtlich ist eine Bestimmung dieses Sozialbezugs Grundvoraussetzung soziologischer Theoriebildung, auch weil diese implizit gleichsam mitbestimmt, als was »das Soziale« – als Gegenstand von Sozialtheorie – überhaupt zu verstehen sei. Da ich hier keine ausführliche Erörterung dieser fundamentalen sozialtheoretischen Frage leisten kann, wird es mir im Folgenden stattdessen vielmehr darum gehen, Argumente für die Präferenz eines bestimmten theoretischen Zugangs für die Betrachtung von ML gegenüber Alternativen anzubieten. Der überaus tentative Charakter der bisherigen Annäherung an die sozialtheoretische Auseinandersetzung mit ML scheint mir durchaus geboten, weil es in diesem Zusammenhang letztlich um Theorieentscheidungen gehen wird, die mit Blick auf den weiteren Verlauf der Untersuchung folgenreicher kaum sein könnten. Wie sich ein Untersuchungsgegenstand in der soziologischen Beobachtung zeigt, hängt schließlich grundlegend von der gewählten

1 Wenngleich »es ohne das Bewußtsein psychischer Systeme kaum zu Kommunikation kommen kann« (Luhmann 1984, S. 40), zumal die Intransparenz von psychischen Systemen nicht selten erst die Anlässe von Kommunikation stiftet, sie also anzuregen und zu stimulieren vermag. Generell ist »das Umweltverhältnis konstitutiv für Systembildung« (ebd., S. 242) anzusehen. Ausgehend von dieser Beobachtung stellt sich die interessante Frage, inwiefern die Beteiligung von Bewusstsein an Kommunikation mit der Beteiligung von ML an Kommunikation vergleichbar ist. Jost Halfmann argumentiert, dass Computer Kommunikation allein in der Selektion von Information irritiere, wohingegen Bewusstsein dies auch bezogen auf die Selektion von Mitteilung und Verstehen könne (vgl. Halfmann 1996, S. 143). Andreas Höntsch merkt dazu kritisch-präzisierend an, dass Bewusstsein im Grunde genommen ausschließlich Mitteilung und Verstehen irritiere, denn »Bewusstsein, über das eine Information mitgeteilt wird, repräsentiert nicht mehr Selbstreferenz, sondern Fremdreferenz. Denn es ist ein fundamentaler Unterschied, ob ich mit jemandem oder über ihn rede« (Höntsch 2021, S. 4).

Theorieperspektive und der mit dieser einhergehenden begrifflichen Architektur beobachtungsleitender Unterscheidungen ab.

Ähnlich grundlegende Überlegungen hält Rob Kitchin mit Blick auf Algorithmen in einem instruktiven Übersichtsartikel zur den sozial- und geisteswissenschaftlichen *Algorithm Studies* fest (vgl. Kitchin 2017). Ihm zufolge wisse man in diesem Forschungsgeld aufgrund bereits geleisteter Vorarbeiten nur zu gut über die Beschränktheit von Perspektiven, Bescheid die allein eine Betrachtungsebene für maßgeblich erachten. Bei Algorithmen gelte dies insbesondere in der Hinsicht, dass sie ihre soziale Wirkung überhaupt erst aufgrund ihrer Einbettung in größere Zusammenhänge entfalten können, diese Entfaltung jedoch zugleich kontextabhängig und kontingent ablaufe und nichtintendierte Nebenfolgen mit sich bringe, doch dabei aufgrund des dynamischen Black Box-Charakters algorithmischer Rechenoperationen diese nicht ohne Weiteres genetisch erklären könne (vgl. ebd., S. 16–21). Unter anderem habe dies zur Folge, dass zwischen der Konstruktion eines Algorithmus und seiner realweltlichen Effekte nur bedingt lineare Zusammenhänge präzise identifiziert werden könnten (vgl. ebd., S. 25f.). Diese Problematisierung impliziert, dass soziologische ML-Forschung immerzu Gefahr läuft, womöglich Wesentliches zu übersehen, wenn sie allzu sehr auf das an ML unmittelbar Sichtbare setzt und dabei bzgl. des Forschungsanliegens womöglich entscheidenden »soziotechnischen Voraussetzungen« (Mühlhoff 2019) keine weitere Beachtung schenkt. Schon für die in Abgrenzung zu gegenwärtigen Formen von KI erwähnten Expertensysteme der 1990er Jahre hatte empirische Forschung zeigen können, dass Annahmen der Ingenieure der Systeme sich in nichtbeabsichtigter Weise auf die realen Effekte von deren Einsatz auswirkten (vgl. Forsythe 1993, S. 448). Dabei sind diese hinsichtlich ihrer rechentechnischen Konstruktion kaum mit den nicht-trivialen Modellierungsverfahren in ML vergleichbar. Das darin sich vollziehende »Lernen« hat sich in der bisherigen Analyse als undurchsichtiger Dreh- und Angelpunkt ihres sozialen Bezugs angedeutet: sie gewinnen ihre operative Logik aus der algorithmischen Verarbeitung in der Regel sehr umfangreicher Datensätze, im Zuge derer sie sich als Rechentechnik gewissermaßen selbst programmieren, statt von Expert:innen programmiert zu werden.²

Ziel dieser einleitenden Überlegung zur sozialtheoretischen Konzeptualisierung von ML ist eine Sensibilisierung für die Tragweite (grund-)begrifflicher Festlegungen. Im Rahmen dieser Studie definieren letztlich theoretische Annahmen in maßgeblicher Weise die weitere Verhandlung des Untersuchungsgegenstandes ML und bestimmen damit zugleich, wie dieser empirisch beobachtet werden kann. Während ich im vorangehenden Kapitel in erster soziologischer Annäherung an

2 Weshalb Daten – aus der Perspektive einer relationalen Soziologie – gewissermaßen »als entscheidende Schnittstelle zwischen algorithmischen und sozialen Prozessen« erscheinen können, vgl. Häußling 2020.

ML den Gegenstand dieser Studie zunächst unter Suspendierung verbindlicher theoretischer Entscheidungen gewissermaßen als soziales Phänomen gescannt und bestehende sozial- und geisteswissenschaftliche Phänomenbeschreibungen zusammengetragen habe, soll im nun Folgenden eine systematische sozialtheoretische Problematisierung der bestehenden analytischen Unschärfe Abhilfe schaffen. Um dem sozialtheoretischen Rahmen im Kontext meines Untersuchungsdesign auf nachvollziehbare Weise Konturen zu verleihen, werde ich zunächst Ergebnisse bisheriger sozial- und geisteswissenschaftlicher Forschung zu KI/ML diskutieren, um in Abgrenzung von diesen meinen Forschungsansatz zu plausibilisieren. Mit Blick auf diesen ist freilich in erster Linie eine klare Bestimmung von dessen Gegenstand entscheidend, weshalb mittels eines kurzen Exkurses im Seitenblick auf andere Forschungen nun zunächst erörtert werden soll, worauf angesichts des schwer zu fassenden Gegenstandes ML in Konzeptualisierungsfragen insbesondere zu achten ist.

Critical AI Studies

In einer Sammelrezension zu drei Büchern (vgl. Mullaney, Hicks & Kavita [Hg.] 2021, Precarity Lab 2020, Kylstrup et al. 2021), die allesamt in verschiedenen Hinsichten unter »Critical AI Studies« rubriziert werden können, hat Ranjodh Singh Dhaliwal (2024) einen instruktiven Vorschlag zur Sortierung der Vielzahl sozial- und geisteswissenschaftlicher Perspektiven auf KI/ML unterbreitet. Dhaliwal greift dabei auf Bruno Latour zurück, um die Hinsichten seiner Heuristik zu plausibilisieren. Aus dessen suggestiver Frage danach, warum der (soziologischen) Kritik »der Dampf ausgegangen« (vgl. Latour 2004) sei, entwickelt er für seine »matrix of technology criticism« die Differenzierungsdimensionen »objects of study« und »audience«, wobei diese Kategorie des Publikums eine Binnenunterscheidung in »fellow disciplinarians«, »scholars from other disciplines« und »[general] public« enthält (Dhaliwal 2023, S. 312). Latours kritische Auseinandersetzung mit der Technikforschung in den Sozial- und Geisteswissenschaften, die sich allzu sehr in ideologiekritischen Gesten gefalle – dies war seine Antwort auf die eben erwähnte Frage (vgl. Latour 2004, bes. S. 227–230) –, nutzt Dhaliwal mithin zur Problematisierung einerseits der in »technocritical approaches« (Dhaliwal 2023, S. 313) geltenden Gegenstandsdefinitionen (»What do we critique when we critique technology?« [ebd.]) und andererseits der Adressatenkreise entsprechender Studien: »Who, one may ask, needs to know that this or that technology is not neutral?« (ebd., S. 312).

Dhaliwals Anliegen – oder mit Latour: »concern« (vgl. Latour 2004, S. 231f.) – ist das einer Reflexion des sozialen Stellenwerts von kritischen Perspektiven auf KI/ML, wie sie für die Sozial- und Geisteswissenschaften charakteristisch scheinen. Im Selbstaufklärungsversuch dieses fachwissenschaftlichen KI/ML-Diskurses weist er

auf die Gefahr eines Verpuffens der realen Potenziale öffentlicher Kritik hin. Dabei setzt Dhaliwal jedoch durchaus andere Vorzeichen als Latour. Denn anders als in dessen (polemisch untersetzter) Besorgnis darum, dass soziologische Forschung in kritischer Absicht aufgrund einer sich abzeichnenden Symmetrie argumentativer Anlagen ununterscheidbar von Verschwörungstheorien geworden sei (vgl. ebd., S. 228ff.), zielt Dhaliwals Erörterung nicht auf die Kritik soziologischer Illusionen, sondern auf die Reflexion des Gegenstandes der Kritik. So argumentiert er, dass »Technology« – in Abhängigkeit von (disziplinären) Beobachtungsperspektiven – auf fünf einerseits distinkt verhandelte, andererseits aufeinander verweisende Untersuchungsgegenstände (vgl. Dhaliwal 2023, S. 312f. sowie) bezogen sein könne. Ebenso hänge die Rezeption technikkritischer Publikationen davon ab, ob das rezipierende Publikum die eigene Disziplin, andere akademische Disziplinen oder aber die »allgemeine Öffentlichkeit« ist. Die Rezeptionsfolgen (bzw. -chancen) wiederum sind selbstverständlich daran gebunden, »für« welches der Publika eine Veröffentlichung in erster Linie verfasst wurde.³

Für die vorliegende Studie ist vor allem Dhaliwals Differenzierungsschema (vgl. Abbildung 1: Matrix of technology criticism [Dhaliwal 2023, S. 313]) für Gegenstandsbestimmungen von Technik instruktiv. Besonderen Grund für eine ausführliche Auseinandersetzung mit Fragen der Gegenstandsbestimmung liefert nicht nur der Umstand, dass KI/ML sich aufgrund seines spekulativen Charakters als »moving target« diachron kontinuierlich verändert. Wie Dhaliwals Schema veranschaulicht, zeigt sich KI/ML durch verschiedene geistes- und sozialwissenschaftliche Linsen besehen, in vielerlei Gestalten und womöglich wird der Erkenntnisprozess im sozial- und geisteswissenschaftlichen KI-Diskurs nicht selten durch fehlende Explikation des Gegenstandes ausgebremst. Eine reflektierte Positionierung scheint mir daher unabdingbare Voraussetzung für eine überzeugende Darstellung des Erkenntnisinteresses wie auch der Untersuchungsperspektive dieser Studie zu sein.

Wie also sortiert Dhaliwal die verschiedenen, mit »technology« assoziierten Untersuchungsgegenstände? Betrachten ihm zufolge die Natur- und Ingenieurwissenschaften KI/ML (bzw. grundlegend [Digital-]Technik⁴) als Maschinen und Gerä-

3 Dhaliwal beobachtet eine Zunahme von an eine »general audience« gerichteten Publikationen aus der Feder akademisch beheimateter Autor:innen, zu denen er Noble (2019), Benjamin (2019) und O'Neill (2016) zählt (vgl. ebd., S. 313). Dieser Umstand spricht für ein gestiegenes öffentliches Interesse an populärwissenschaftlichen technikkritischen Positionen, für die sich, ökonomisch gewendet, ein Markt gebildet zu haben scheint.

4 »Technology« wird in der vorliegenden Studie durchgehend als »Technik« verhandelt. Dhaliwal thematisiert in seiner Rezension ebenso die begriffliche Unschärfe von »technology«, die, wie er unter Rückgriff auf Leo Marx ausführt, durch die (genetisch) genuin amerikanische Amalgamierung von »economy, politics, and technics« zu erklären sei (vgl. ebd., S. 311f.). Dies ist ein Umstand, der übrigens mindestens residual auch den deutschsprachigen akade-

te, verhandelten kulturwissenschaftliche Ansätze wie auch Medienkunst (»new media art«) KI/ML vor allem als (und mittels) Kultur oder Kunst. Techniksoziologie und -anthropologie trafen in ihren Untersuchungen vor allem auf Menschen und Gemeinschaften; Philosophie, Soziologie (allgemeiner) und Politische Ökonomie seien hingegen mit der Identifizierung von KI/ML als und in Systemen und Strukturen beschäftigt. Schließlich ließen sich darüber hinaus Studien ausmachen, die sich auf KI/ML in Gestalt von Techniken (»techniques«), Praktiken und Routinen beziehen. Solche Ansätze assoziiert Dhaliwal mit medienarchäologischer und Kulturtechnikforschung (vgl. ebd., S. 313), die mithin seinen eigenen disziplinären Hintergrund darstellt.

Tabelle 1: Matrix of technology criticism [Dhaliwal 2023, S. 313]

	Audience		
Objects of Study	Fellow Disciplinarians	Scholars from Other Disciplines	Public
Machines and devices	Sciences and engineering	Technocritical approaches (circa 2023)	Popular technology writing
Culture and art	New media art and cultural studies		Artistic public interventions
People and communities	Sociology and anthropology of technology		Technocritical approaches (circa 2023)
Systems and structures	Political economy, sociology, and philosophy		
Techniques, practices, and habits	Media archaeology and cultural technologies		Coming soon?

Wenngleich im Rahmen dieser Untersuchung kaum akzeptiert werden kann, dass techniksoziologische Forschung primär oder gar exklusiv mit »people and

mischen Diskurs betrifft, in dem – vermutlich als Effekt der normativen Kraft der amerikanischen Konvention – häufiger ungeklärt ist, was Technik von Technologie unterscheidet. Im Rahmen der vorliegenden Studie folge ich klassischen terminologischen Konventionen, die Technik als Gegenstand von Technologie als Reflexionsperspektive auf Technik unterscheidet, sowie das Soziale von der Soziologie und die Psyche von der Psychologie unterschieden werden. Dies scheint mir mehr begriffliche Konsistenz zu erlauben, wenn damit auch einhergeht, dass die Unterscheidung von »technology« und »technique« bzw. »technics« nur durch nähe Spezifizierung einer Technik erreicht werden kann. Auch Dhaliwal erwähnt dieses etymologische (*techné* + *logos*) Verständnis von »technology«, verbunden mit dem Hinweis, dass in diesem die Möglichkeit der Technikkritik bereits verankert sei (vgl. ebd., S. 314).

communities« beschäftigt sei, oder dass die Soziologie nur system- und strukturtheoretische Bezüge auf Technik anzubieten habe, ist Dhaliwals Schema dennoch instruktiv. Denn seine interdisziplinäre Zusammenschau von Perspektiven präsentiert eine Art intellektuelle Messlatte für wissenschaftliche Auseinandersetzungen mit ML, deren Messhöhen mit dem jeweils gebotenen Grad an Reflexivität zunehmen. Die Höhe der Messlatte, für den sich ein »technocritical approach« in der Forschung zu ML qualifiziert, hängt demnach von der Anzahl mit in die Betrachtung einbezogener bzw. argumentativ verarbeiteter Perspektiven auf ML ab.

Gewendet auf diese Studie kann dies zwar schon aus (nicht nur) ökonomischen Gründen nicht im Anspruch münden, alle relevante Literatur zu KI/ML aus allen Fächern zu verarbeiten. Durchaus realistischer scheint mir dagegen allerdings der Versuch, vermittelt über Überblicksdarstellungen wie jener Dhaliwals, soziologisch relevante Implikationen der KI/ML-Forschung in anderen disziplinären Zusammenhängen zu identifizieren.⁵ Dies würde zudem einen Eindruck erklären können, dem ich vor allem in der Frühphase meiner Lektüren in Recherchen zur Entwicklung dieses Forschungsprojektes ausgesetzt war. In den Literaturverzeichnissen soziologischer Texte zu KI fand ich ausnahmslos eine solche Vielzahl von Verweisen auf Texte anderer disziplinärer Provenienz vor, dass meine Recherchen bald unnötigerweise krampfhaft begrenzt worden wären, hätte ich vielversprechende Literaturfunde weitestgehend ignoriert.

Das referierte Schema spiegelt zudem allemal den im vorangegangenen Kapitel bereits angebrachten Umstand, dass KI/ML als wissenschaftlicher Untersuchungsgegenstand über ebenso komplexe Verweisungszusammenhänge verfügt, wie es als empirisches Phänomen mit einer solchen Vielzahl anderer Phänomene verkettet ist. Dhaliwal schreibt:

In sum, when we critique technology, we (should) study several nodes and scales of cultural, social, political, and physical operations that constitute techné. (ebd., S. 318)

Damit hält er nicht nur einen Anspruch für Technik- und mithin KI/ML-Kritik fest, sondern stellt implizit ebenso Gütekriterien für sozial- und geisteswissenschaftliche KI/ML-Forschung auf. Dies gilt zumindest dann, wenn Kritik als wissenschaftliche Kritik und besonders Theoriekritik im engeren Sinne verstanden wird – und nicht etwa als (wissenschaftlich fundierte) Technik- oder Gesellschaftskritik.

5 Aus dieser Überlegung ließe sich im Umkehrschluss auch der Anspruch formulieren, bestenfalls eine Studie vorzulegen, deren Adressatenkreis nicht auf die Soziologie beschränkt sein wird. Dies kann jedoch aus offensichtlichen Gründen nur sehr bedingt für eine Qualifikationschrift wie die vorliegende gelten.

Instruktiv finde ich seine Beobachtungen indes nicht etwa als Aufforderung dazu, selbst einen multidisziplinären »technocritical approach« zu entwickeln. Eher ist das Gegenteil der Fall: Dhaliwals Analyse scheint mir eindringlich vorzuführen, wie unterschiedlich KI/ML in Abhängigkeit von disziplinären Perspektiven sich als Untersuchungsgegenstand zeigt und wie das Spektrum möglicher Einsichten von Forschung durch theoretische Rahmungen abgesteckt wird. In diesem Sinne verstehe ich die Rezension wie auch die vorangehenden Überlegungen zu Ebenen der Betrachtung von Algorithmen und der sozialen Referenz in KI/ML als Anregung zu expliziter Selbstvergewisserung über die eigene Untersuchungsperspektive und die diese fundierenden Begriffe.⁶ Dies gilt freilich für jede soziologische Forschung, aber m.E. für die vorliegende Untersuchung in besonderem Maße, weil sie sich auf einen auch aus anderen Gründen schwer zu fassenden Gegenstand richtet, der gegenwärtig – wie bereits angedeutet – zudem überaus kontrovers diskursiv verhandelt wird.⁷

In der bislang (bes. in Kap. 2) referierten Literatur finden sich wohl einige »technocritical approaches« im Sinne Dhaliwals und nicht zufällig handelt es sich bei der herangezogenen Forschung häufig um Studien, die viel eher den »Critical AI Studies« (Raley/Rhee 2023) zuzurechnen sind, als dass ihnen eine »klassische« Disziplinreferenz zugewiesen werden könnte. Wie bereits im einleitenden Kapitel angemerkt, halte ich es im Kontext einer soziologischen Studie zu ML nicht nur für naheliegend, sondern sogar für unbedingt geboten, nicht als genuin soziologisch ausgewiesene Forschung zu konsultieren. Dies schafft im Umkehrschluss allerdings freilich einen weiteren triftigen Grund für eine präzise Explikation der eigenen Perspektive, besteht bei einem solchen Vorgehen doch die Gefahr, dass stellenweise unklar bleibt, worauf sich die Argumentation eigentlich bezieht. Weil dies insbesondere das Anliegen einer sozialtheoretischen Bestimmung von ML komplizieren würde, werde ich nun für das weitere Vorgehen einen vorläufigen analytischen Rahmen bestimmen. Da sich die Qualität eines Untersuchungsdesigns vor allem im Lichte der leitenden Forschungsfragen zu bewähren hat, werde ich mich zunächst um eine präzise Explikation derselben bemühen. Dazu werde ich mitunter auf die Hintergründe meiner bisherigen Entscheidungen und Präferenzen in dieser Studie eingehen. Dabei verfolge ich das Anliegen, meine Erkenntnisinteressen und Vorannahmen auf möglichst transparente Weise nachvollziehbar zu machen

6 Dies halte ich im Kontext dieser Qualifikationsarbeit freilich primär mit Blick auf soziologische Forschung zu KI/ML und mithin eher als binnen- als inter- oder transdisziplinäres Anliegen für angebracht.

7 Eine andere Pointe der Rezension besteht wohl im Anschluss an Latour darin, dass es pragmatisch ratsam erscheinen kann, die potenzielle Anschlussfähigkeit der eigenen Perspektive zu reflektieren und sich nicht einer solchen zu verschreiben, der jenseits von spezieller Fachdiskussionen diskursiv eben »der Dampf ausgegangen« zu sein scheint, wie es Latour ideologiekritischen Ansätzen der Soziologie unterstellt.

Von meinem vagen Interesse an der Sozialität von ML aus ergab sich zunächst eine kaum überschaubare Vielzahl an möglichen empirischen Feldern, deren Untersuchung mit Sicherheit aufschlussreich gewesen wäre, und ebenso eine große Bandbreite geeigneter Beobachtungsmodi i.S.v. Methoden empirischer Sozialforschung. Als instruktiv bei der Verengung des Auswahlbereiches erwies sich die Sichtung der relevanten sozial- und geisteswissenschaftlichen Forschungsliteratur mit Fokus auf qualitative empirische Studien.

Es bestätigte sich für mich in der Lektüre ein Eindruck, der sich in ähnlicher Weise bereits in der Auseinandersetzung mit (post-)massenmediale Diskursen um KI/ML aufdrängte: Ein beträchtlicher Teil der forscherschen Aufmerksamkeit schien solchen Anwendungen von ML zuzukommen, die entweder Produkte für sehr große Gruppen von Endnutzer:innen darstellen oder von deren Auswirkungen große Bevölkerungsgruppe in anderer Form derart betroffen sind, dass ihnen politische Relevanz zugesprochen werden kann. Anders gesagt schienen zumeist solche Szenarien Untersuchungsgegenstand zu werden, für deren Aufklärung berechtigterweise öffentliches Interesse reklamiert werden konnte und deren häufig ideologiekritisch ausgerichtete Erforschung gewissermaßen einer brisanten Enthüllung gleichkam.

Schon 2019, als ich mit dem ›Scouting‹ von empirischen Feldern für meine Studie begann, ließ sich eine große Anzahl von (populär-)sozialwissenschaftlichen Studien ausmachen, die ML-basierte Produkte der großen Plattformunternehmen – häufig bes. in ihren Implikationen für Nutzer:innen (vgl. Noble 2018) – wie auch die staatliche Nutzung von ML-Anwendungen in Polizei oder Militär kritisch unter die Lupe nahmen (vgl. etwa Andrejevic 2018, O’Neil 2016, Richardson 2019). Die kritische Bezugnahme erfolgt in einer Vielzahl solcher Studien unter Betonung der prekären Lage von Betroffenen – ob als User:innen, Bürger:innen oder mutmaßliche Delinquent:innen. Zur selben Zeit verbreitete sich ebenso zunehmend (soziologisches) Wissen um die infrastrukturelle Verzweigung von ML mitsamt der ökonomischen Ausbeutungsstrukturen, die populäre Anwendungen von ML in Anspruch nehmen (vgl. etwa Gray & Suri 2019; Joler & Pasquinelli 2021, Crawford 2021, künstlerisch Crawford/Paglen 2019).

Der Grundtenor eines Großteils der sozial- und geisteswissenschaftlicher KI-Forschung dieser Zeit lässt sich womöglich mit folgendem Zitat treffend auf eine Formel bringen: »There is a blind spot in AI research« (Crawford & Calo 2016). Dabei bezeichnet »AI research«, wie oben bereits ausgeführt, zumeist eher (technikwissenschaftlich fundierte) industrielle Forschung und Produktentwicklung [i.S.v. *corporate R&D*] als ›klassische‹ Wissenschaft. Diese (durchaus stichhaltige) Annahme ist dabei nicht nur Diagnose, sondern hat ebenso Appellcharakter: genuin soziologische (und auch i.w.S. geistes- und sozialwissenschaftliche) KI-Forschung – ›wer auch sonst?‹ – vermag schließlich diesen blinden Fleck sichtbar machen. Die in den Blick gebrachten blinden Flecken sind entweder auf die sozialen Vorausset-

zungen, Implikationen oder aber die Folgen der Entwicklung bzw. des Einsatzes von ML bezogen. Hinter den blinden Flecken von »AI research« und den Fassaden der Technikindustrie offenbart sich etwa »ghost work« (Gray/Suri 2019) im Rahmen eines »corporate regime of knowledge extractivism and epistemic colonialism« (Joler & Pasquinelli 2021, S. 1263). Zumeist handelt es sich um Phänomene, deren öffentliche Sichtbarkeit erst hergestellt werden muss, um ein realistisches Bild – und ggf. vermittelt darüber »bessere« Formen – von ML zu ermöglichen. Es wäre ein solcher umfassender »technocritical« oder »social-systems approach« (Crawford/Calo 2016, S. 313)⁸ zur Untersuchung von KI/ML, der all dies erlauben würde – und Soziologie mithin die Funktion eines Korrektivs der Technikwissenschaften zuweist. Soziologische KI-Forschung stünde dann primär in einem kritischen Komplementärverhältnis zu »AI research« im engeren Sinne, wobei ihre mit anderen geistes- und sozialwissenschaftlichen Disziplinen geteilte Rolle gewissermaßen als »humanities red teaming« (Offert & Singh Dhaliwal 2024) angesichts eines für grundlegend problematisch befundenen technischen Untersuchungsgegenstandes imaginiert wird.

Diese Studie verfolgt demgegenüber als empirisch fundierte sozialtheoretische Erörterung von KI/ML einen dezidiert anderen Anspruch. Damit geht zugleich eine entsprechend anders ausgerichtete Untersuchungsperspektive einher. Blinde Flecken im Feld von »AI research« im Umgang mit ML können für die Untersuchung zwar durchaus eine wichtige Rolle spielen, doch gilt ihnen mein Interesse dann eher in ihrer Relevanz für das soziologische Verstehen des Untersuchungsgegenstandes und weniger als Ankerpunkte der Formulierung von Kritik. Vor dem Hintergrund meines grundlegenden soziologischen Anliegens werden sie im Kontext dieser Studie also in erster Linie hinsichtlich ihrer sozialtheoretischen Implikationen relevant. In diesem Sinne interessieren mich blinde Flecken (etwa der Beobachter:innen im Feld) vor allem bezogen darauf, inwiefern sie selbst auf genuine Charakteristika von ML als sozialem Phänomen verweisen und deren Verständnis erhellen können. Es ist demzufolge weniger mein Anliegen, den von mir untersuchten Feldern etwa ideologische Verblendung oder reduktionistische epistemische Positionen nachzuweisen. Statt einer vermeintlichen *Korrektur* der beobachteten Fälle mittels Kritik der beobachteten Praktiken geht es mir um ein möglichst tiefenscharfes, normativ neutrales *Verstehen* der von mir beobachteten Zusammenhänge.

Im Sinne eines Resümées der vorangegangenen Ausführungen stellen sich für den sozialtheoretischen Rahmen dieser Studie drei wesentliche Kriterien. Von diesem ist im Anschluss an die Überlegungen zu Betrachtungsebenen und Theorieentscheidungen erstens zu erwarten, dass er angesichts der geschilderten Schwierigkeiten

8 Hier nicht als Verweis auf die soziologische Systemtheorie verstanden, sondern zur Markierung einer Sichtweise, die »all the possible effects of AI systems on all parties [...] [and] social impacts at every stage« (ebd.) zu berücksichtigen beansprucht.

einer sozialtheoretischen ›Abklärung‹ von ML diese nicht nur soziologisch präzise erfassen, sondern darüber hinaus die Aussicht auf einen produktiven Umgang mit ihnen bieten kann. Ausgehend von Dhaliwals Überlegungen zu »technocritical approaches« soll darüber hinaus zweitens das Kriterium gelten, dass der theoretische Rahmen die bislang erarbeiteten Eigenheiten von ML mit analytischer Schärfe genuin soziologisch (reformulierend) erfassen und sich dabei zugleich als anschlussfähig zum Feld der »Critical AI Studies« und anderer referierter, maßgeblicher Literatur aus anderen Disziplinen erweisen soll. Dies würde ermöglichen, dass auch ›fachfremde‹ Einsichten zu ML produktiv verarbeitet werden können, ohne dass dabei Klarheit über die eigene Untersuchungsperspektive durch begriffliche Konfusion gefährdet wäre. Und zuletzt sollte der theoretische Rahmen drittens nicht etwa ein elaboriertes Werturteil über ML und dessen gegenwärtige Stellung in der sozialen Wirklichkeit vorbereiten, sondern in erster Linie allem auf präzise und trennscharfe Art und Weise markieren können, was unter ML zu verstehen sei. Dies ist sowohl mit Blick auf ihr theoretisches Anliegen wie auch ihren empirischen Untersuchungsteil *conditio sine qua non* für den Erfolg dieser Studie.

Künstliche Kommunikation

Als ein solcher theoretischer Rahmen bietet sich die soziologische Systemtheorie im Anschluss an das Werk Niklas Luhmanns an. Nicht nur haben in den vergangenen Jahren einschlägige systemtheoretische Studien den soziologischen Diskurs um KI/ML (und Digitaltechnik im weiteren Sinne) maßgeblich mitbestimmt (vgl. etwa Baecker 2019b, Esposito 2022, Nassehi 2019). Auch vermag ein systemtheoretischer Ansatz, wie ich im Folgenden nachvollziehbar machen will, die eben gesetzten Kriterien für den sozialtheoretischen Analyserahmen dieser Studie erfüllen. Anstelle einer grundbegrifflichen Explikation werde ich angesichts ebendieser Kriterien vor allem spezifische theoretische Prämissen erläutern, die für den Kontext dieser Untersuchung von zentraler Bedeutung sind.

Wie Armin Nassehi beobachtet, zeigt sich schon gewissermaßen auf morphologischer Ebene eine bemerkenswerte Ähnlichkeit zwischen systemtheoretischen Beschreibungen von Gesellschaft und dem Aufbau von digitaler Rechentechnik, so etwa mit Blick auf das Verhältnis von Codierung und Programmierung (vgl. Nassehi 2019, S. 162ff.). Grundlegend scheint der ›digitale Charakter‹ systemtheoretischen Denkens zu suggerieren, dass die systemtheoretische Gesellschafts- und Sozialtheorie Niklas Luhmanns aufgrund ihrer spezifischen Anlage ›immer schon‹ eine Digitalisierungstheorie gewesen sei (vgl. Werber 2004 sowie kritisch dazu Dick-

el 2020, S. 54).⁹ Dass bereits in soziologischen Diskussionen um KI (damals v.a. in Gestalt von Expertensystemen) vor 30 Jahren systemtheoretische Positionen prominent vertreten waren (vgl. Baecker 1995, Esposito 1995), könnte als weiterer Anhaltspunkt für diese These verstanden werden, der zufolge rechentechnische Arrangements wie ML mit Mitteln der Systemtheorie auf fruchtbare Weise soziologisch beobachtet und beschrieben werden können.

Jenseits dieser assoziativen Verknüpfung zeigt sich indes vor allem auf argumentativer Ebene die Produktivität systemtheoretischer Betrachtungen von ML/KI, die häufig an maßgebliche Überlegungen Luhmanns mit Blick auf Computer und deren Beteiligung an Kommunikation anknüpfen, wie er sie vor allem in »Die Gesellschaft der Gesellschaft« (Luhmann 1997) entwickelt hat. Diese Betrachtungen betreffen das Verhältnis von Computern zu »klassischer« Technik (vgl. ebd., S. 529f.), Computer als Verbreitungsmedium von Kommunikation (vgl. ebd., S. 309–315) sowie gesellschaftliche Evolution und Kulturformen (vgl. ebd., S. 409ff.). Bemerkenswert an diesen Einlassungen ist einerseits, dass sie vom gegenwärtigen »Stand der Technik« aus besehen fast 30 Jahre später kaum an Prägnanz eingebüßt habe. Dies gilt vor allem hinsichtlich der Herausforderungen, vor die der Computer die soziologische Theorie und ihre Begriffe stellt. An anderer Stelle zeigt sich deutlich, dass es Luhmann indes keinesfalls um eine systematische Integration im Sinne einer abschließenden sozial- und gesellschaftstheoretischen Klärung des Zusammenhangs von (vernetzten) Computern und Kommunikation gegangen sein kann, sondern vielmehr um die explizite Markierung eines relevanten Problemzusammenhangs:

Eine letzte und ganz offene Frage, auf die ich überhaupt keine Antwort weiß, ist, ob wir mit Kommunikation auch noch dann rechnen, wenn auf Serialität verzichtet wird, wenn man Computerinformationssysteme hat, aus denen man sich fallweise etwas herausucht, das man selbst dann neu kombiniert, und in denen nicht ein Satz auf den anderen folgt, sondern eine Information da ist und dann ein Spektrum von Verweisungen auf andere Informationen gegeben ist. Man sitzt, macht sich eine Bahn und ruft auf den Bildschirm, was man dazu braucht, ohne zwischen Information und Mitteilung unterscheiden zu können. [...] Wer kommuniziert jetzt mit wem? Eignet sich unser Begriff überhaupt noch dafür? Oder sind wir an einer Schwelle, wo man sieht, dass wichtige Informationsverarbeitungsverfahren unse-

9 Die zentrale Stellung von Konzepten (und Personen, etwa Gregory Bateson und Heinz von Foerster) aus dem Umfeld der Kybernetik in Luhmanns Werk bezeugen indes nicht nur den geistesgeschichtlichen, sondern auch den technikhistorischen Kontext von dessen Genese (vgl. Hörl 2012).

rer Gesellschaft schon nicht mehr als Kommunikation klassifiziert werden? Oder müssen wir den Begriff neu bilden, aber wie? (Luhmann 2008, S. 314)¹⁰

Luhmann stellt hier einen der zentralen Begriffe seiner systemtheoretischen Soziologie zur Disposition. Kern der Überlegung ist das mit der Beteiligung von Computern an Kommunikation virulent werdende Problem der Unterscheidung von Information und Mitteilung, weil diese sich dann nicht mehr treffen lasse (vgl. Luhmann 1997, S. 306ff.). Damit geht einher, dass im Vollzug von Kommunikation die »Identität des [...] Gegenübers« (Dickel 2021, S. 24) nicht mehr feststellbar sei, handlungstheoretisch formuliert also nicht mehr klar wäre, wer eigentlich handelt, wenn handlungsähnliches Geschehen erlebt oder beobachtet wird.

Ich setze an dieser Problematisierung des Kommunikationsbegriffs an, weil ich der Ansicht bin, dass sich deren Prägnanz mit Blick auf ML derart zugespitzt zeigt, dass man durchaus plausibel die These vertreten könnte, Luhmanns fast 30 Jahre alte Reflexion von Problemen mit Computern werden erst jetzt in ihrem vollen Umfang praktisch relevant. Dafür spricht unter anderem, dass einer der bekanntesten gegenwärtigen systemtheoretischen Ansätze im Anschluss an diese Überlegungen – Elena Espositos Konzeptualisierung von »virtueller Kontingenz« und »künstlicher Kommunikation« (vgl. Esposito 2017, 2022) –, gerade in den vergangenen Jahren maßgeblich an Anschlussfähigkeit (i. S. zunehmender Rezeption) gewonnen hat, obwohl wesentliche Grundzüge des Ansatzes schon in den 1990er Jahren publiziert wurden (vgl. Esposito 1993, 1995). Ebendiesen Ansatz Espositos werde ich im Folgenden eingehender betrachten, weil er Aussichten auf eine instruktive weiterführende sozialtheoretische Auseinandersetzung mit ML bietet.

Dies gilt unter anderem auch, weil sich in Espositos Überlegungen Resonanzen mit bislang referierter geistes- und sozialwissenschaftlicher Forschung zu KI/ML zeigt, etwa mit Blick auf die Feststellung, dass ML gerade nicht über dessen »Menschenähnlichkeit« theoretisch beizukommen sei. Oben (vgl. Kap. 2, »Abschn. Eine ambivalente Verfassung«) hatte ich etwa Espositos »Künstliche Kommunikation« (neben Hayles »non-conscious cognition« [2017] und Fazis »algorithmic thought« [2021]) als eines von drei Komposita vorgestellt, deren theoriestrategische Funktion

10 Ich verdanke die Entdeckung dieser Stelle Andreas Höntschs Aufsatz über »Die technische Kontingenz der Kommunikation« (Höntsche 2021), in dem er diese als Indiz einer Reflexionsposition Luhmanns jenseits der Grenzen seines eigenen Begriffs von Kommunikation versteht. Diese Position verweise auf die institutionellen Voraussetzungen von Kommunikation, die besonders prägnant in den Blick gerieten, wenn KI Menschen in ihrer Beteiligung an Kommunikation zu ersetzen vermag (»kommunikativen Substitution des Menschen durch Maschinen« [Dickel 2021, S. 26]), weil sich für die Beschreibung dieses Vorgangs grundlegende Reflexionsprobleme (des sozialen Geschehens) und ebenso Bestimmungsprobleme (der technischen Objekte) auftäten, denen nur handlungstheoretisch beizukommen sei (vgl. Höntsche 2021, S. 4f.).

ein Bruch mit der Suggestion ist, dass die soziale Beteiligung von ML der Beteiligung von menschlicher Wahrnehmung gleichkäme. Esposito weist explizit darauf hin, dass diese Annahme irreführend und tatsächlich das Gegenteil der Fall sei (vgl. Esposito 2022, S. X), stellt sie doch fest, dass ML am erfolgreichsten ist, wenn gerade nicht versucht wird, menschliches Bewusstsein oder Denken zu imitieren (vgl. Esposito 2017, S. 249). Folglich erscheint ML notwendigerweise als bislang Unverstandenes, das nur negativ markiert werden kann – oben war von Parisi »alien subject of AI« (Parisi 2019) die Rede. Nicht »Kommunikation« und nicht das für systemtheoretische Sozialtheorie grundlegende Konzept der »doppelten Kontingenz« (vgl. Parsons et al. 1962, S. 16; Luhmann 1996, Kap. 3), sondern in expliziter Differenz dazu: »Künstliche Kommunikation« und »virtuelle Kontingenz« sind Espositos Begriffe, die der Problematisierung der Sozialität von ML dienen. Dies bedeutet – im Sinne der eben zitierten Luhmann-Passage (2008, S. 314) zum Kommunikationsbegriff – eine Infragestellung des verfügbaren Begriffsregisters zur Beschreibung von KI/ML, wie sie gegenwärtig ähnlich auch von anderen gefordert wird (vgl. etwa Borch 2023, Bratton/Agüera y Arcas 2022).

Ich halte Espositos Ansatz ebenso für vielversprechend, weil er mit dem Begriff des *künstlichen Kommunikation* einen konzeptuellen Rahmen für die Beschreibung des kognitiven Charakters von ML (als »Maschinisierung kognitiver Leistung« [Dickel 2021, S. 25]) bietet. *Virtuelle Kontingenz* hingegen schafft als Reflexionsbegriff zu künstlicher Kommunikation eine Grundlage für die Analyse dessen, was ich als die »ambivalente Verfassung« [Kap. 2.2] von ML beschrieben habe. Darüber hinaus bieten sich bei Esposito an anderer Stelle Anknüpfungspunkte an meine Überlegungen zum stochastischen Charakter algorithmischer Modellierung, markieren diese doch einen Fall probabilistischer Beschreibungen sozialer Wirklichkeit. Diesen hat Esposito jenseits von ML eine eigene wissenssoziologische Studie gewidmet (vgl. Esposito 2007), in der sie unter anderem zeitanalytisch die Transformation von Zukunft (zukünftigen Gegenwarten) durch wahrscheinlichkeitsförmige Beschreibungen derselben (als gegenwärtige Zukünfte) in den Blick nimmt (vgl. ebd., S. 27ff.). Vom Rückgriff auf Espositos Einsichten in dieser Forschung verspreche ich mich mir im Zusammenschluss mit den oben im Anschluss an Ian Hacking formulierten Überlegungen zur geschichtlichen Genese probabilistischen Denkens nicht zuletzt Möglichkeiten der relativierenden historischen Einordnung von ML.

Jenseits von Möglichkeiten eines historisierend-relativierenden Blicks auf das, was ML als künstliche Kommunikation in die soziale Wirklichkeit einführt, bietet der systemtheoretische Rahmen Espositos zudem eine präzise Bestimmung der Schwierigkeiten, mit denen sich eine sozialtheoretische Auseinandersetzung mit ML konfrontiert sieht. *Virtuelle Kontingenz* beschreibt explizit eine Disposition, in der die Adressierung von Kommunikation als Handlung problematisch wird. Wie bereits beschrieben, wurde dies mit Blick auf Computer schon von Niklas Luhmann vermutet. Dessen Verdacht, dass also die Beteiligung von Computern

an Kommunikation deren Zurechnung auf Handlung verkompliziert, hat in der systemtheoretischen Diskussion bis zur Frage geführt, ob dies ganz grundlegend »die Anschlussbildung und Anschlussfähigkeit von Kommunikation [gefährden]« (Brosziewski 2014, S. 157) könnte.¹¹ Zurechnungsprobleme angesichts rechen technischer Arrangements sind mithin nichts Neues, doch lässt sich eben vermuten, dass sich diese Lage im »Zeitalter von ML« radikalisiert. Diese Überlegung lässt sich vermittelt über das Konzept *virtueller Kontingenz* begründen.

Mit diesem knüpft an Esposito an das Problem doppelter Kontingenz als systemtheoretische Fassung des Ordnungsproblems soziologischer Theorie an, wie sie zuerst bei Talcott Parsons und später in elaborierter Form bei Niklas auftaucht (vgl. Parsons 1951, S. 36ff., Luhmann 1984, Kap. 3, siehe auch Vanderstraeten 2002). Das Problem doppelter Kontingenz ergibt sich bei Parsons aus der Einsicht, dass soziale Interaktion nicht vollständig durch den diese einfassenden normativen Rahmen bestimmt ist. Deren Verlauf hängt von den wechselseitigen Erwartungen der Beteiligten ab, die sich in Reaktion auf den sich entfaltenden Prozess situativ anpassen:

On the one hand, ego's gratifications are contingent on his selection among available alternatives. But in turn, alter's reaction will be contingent on ego's selection and will result from a complementary selection on alter's part. (Parsons at al. 1962, S. 16)

Luhmann radikalisiert diese Einsicht gewissermaßen in seiner Wendung des Ordnungsproblems. Er kritisiert an Parsons, dass dessen Analyse zufolge doppelte Kontingenz nur durch eine gesetzte normative Orientierung in Form eines Wertkonsenses zwischen Alter und Ego überwunden werden könne (vgl. ebd., S. 149f.) und hält dem ein *order from noise*-Konzept entgegen, das in Erweiterung von Parsons' Fassung die Möglichkeit der zufälligen Ordnungsbildung per *trial and error* unterstreicht: »Alter bestimmt in einer noch unklaren Situation sein Verhalten versuchsweise zuerst« – und »[j]eder darauf folgende Schritt ist dann im Lichte dieses Anfangs eine Handlung mit kontingenzreduzierendem, bestimmendem Effekt« (ebd., S. 150). Ein erster Impuls löst eine Verhandlung der Situationsdefinition aus, die fortan explizit als Kommunikation und implizit in Form wechselseitiger (Erwartungs-)Erwartungen Gestalt annimmt. Wenngleich doppelte Kontingenz in radikaler Form empirisch kaum beobachtbar ist, markiert sie unter der Annahme, dass eine geteilte normative Orientierung nie prinzipiell vorausgesetzt werden und nie als garantiert gelten kann, doch latent den Hintergrund jeden sozialen Geschehens.

11 Achim Brosziewski schlägt in seinem Beitrag vor, dass unter den Bedingungen von »Computerkultur« die »Zurechnung von Kommunikation auf Rechnungen« an die Stelle von deren Zurechnung auf Handlungen treten können; Beobachtungen zweiter Ordnung nähmen dann, so suggeriert er unter Verweis auf Heinz von Foerster, die Form »Rechnungen zweiter Ordnung« an (vgl. ebd.).

Mit Blick auf ML stellt Esposito demgegenüber eine technisch vermittelte Kontingenz fest, die sich in der Beteiligung von ML-basierter Technik an Kommunikation zeige: »I call *virtual contingency* the ability of algorithms to use the contingency of users as a means of acting as competent communication partners« (Esposito 2022, S. 10). Das Auftreten virtueller Kontingenz wird dabei jenseits der Frage verortet, ob das resultierende Geschehen im systemtheoretischen Sinne (vgl. Luhmann 1984, Kap. 4) Kommunikation zu nennen sei: »The user communicates with the machine even if the machine does not communicate with the user« (Esposito 2017, S. 258), weshalb »artificial communication« gewissermaßen »Quasi-Kommunikation« darstellt, bei der nicht klar ist, ob alle beteiligten »communication partners« über Selbstreferenz verfügen.

Als virtuell ist diese Kontingenz künstlicher Kommunikation im Umgang mit Computern insofern zu verstehen, als dass sie Beobachter:innen mit Kontingenz konfrontiert, die entweder ihre eigene ist (wie im obigen Zitat angedeutet) oder aber im Falle vernetzter Computer, d.h. unbekannter Informationsquellen oder lernfähiger Algorithmen überhaupt keiner Adresse zugerechnet werden kann. In solchen Fällen ist bei Esposito von »double virtual contingency« (2017, S. 260) die Rede. Künstliche Kommunikation unter Beteiligung von ML stellt einen ebensolchen Fall dar, weil der Basisdatensatz eines algorithmischen Modells (als dessen »ground truth«) nicht dem Modell selbst entspringt und gleichsam Beobachter:innen hinsichtlich seiner Struktur bekanntlich nicht vollständig bekannt ist¹²:

When users interact with an algorithm capable of learning, they face a contingency that is not their own – even though it does not belong to the machine. The machine in this case is not only behaving in such a way as to allow users to think that it communicates, it actually produces information from a different perspective. The perspective that the machine presents is still a reflected perspective because the algorithm inevitably does not know contingency, but it is not the perspective of the user. The algorithm reflects and represents the perspective of other observers, and users observe through the machine a re-elaboration of other users' observations. (ebd., S. 258f.)

Der entscheidende Unterschied zwischen »einfacher« und doppelter virtueller Kontingenz besteht mithin darin, dass im zweiten Falle der Output einer ML-Anwendung von Beobachter:innen nicht mehr als Reflexion ihrer eigenen Perspektive erkennbar sein kann, weil sich der nicht-trivialen Verarbeitung der gegebenen Inputs keine Erklärung dafür entnehmen lassen, wem der entstandene Output zuzurech-

12 Verfügen Beobachter:innen hypothetisch über *vollständige* Kenntnis der »ground truth« einer ML-Anwendung, könnte die algorithmische Mustererkennung für Beobachter:innen für keine neuen Informationen sorgen.

nen wäre.¹³ Folglich stellt künstliche Kommunikation einen kommunikationsähnlichen Modus der Informationsverarbeitung dar, der – verglichen mit Kommunikation im konventionellen Sinne – ohne »distinct alterity« (vgl. ebd., S. 260) und mithin ohne die Möglichkeit der Adressierbarkeit einzelner Beiträge als Handlungen und folglich der Identifizierung Handelnder auskommt.¹⁴ Doppelte virtuelle Kontingenz verweist stattdessen auf eine unbestimmte Alterität, denn:

What algorithms try to reproduce is not the consciousness of people but the informativity of communication. (ebd., S. 263)

ML scheint zentrale Aspekte von Kommunikation (»informativity«) aufzuweisen, während das Fehlen anderer (»distinct alterity«) die Möglichkeit der Adressierbarkeit von Outputs verhindert, was die beschriebene Disposition virtueller doppelter Kontingenz begründet, über die ich oben vermutete, dass sich in ihr die von Luhmann vor bald 30 Jahren festgehaltene Vermutung über die Unterscheidbarkeit von Information und Mitteilung umfänglich bewahrheitet.

Der vorgestellte systemtheoretische Betrachtungsrahmen erlaubt die Reformulierung und Reflexion der bislang referierten geistes- und sozialwissenschaftlichen Positionen zu ML. Dies gilt insbesondere mit Blick auf dessen ambivalente Verfasstheit: Wenn künstliche Kommunikation virtuelle doppelte Kontingenz impliziert, steht ML einerseits für eine kaum a priori beschränkbare Bandbreite nicht-notwendiger Möglichkeiten und folglich *potenziell* auf plausible Weise auch für all das¹⁵, was (vor allem normativ und spekulativ) auf ML projiziert wird. Gleichmaßen lassen sich mit diesem Ansatz Präferenzen für negative Charakterisierungen von ML (etwa Parisi »alien subject« oder Hayles' »non-conscious cognition«) wie auch Plädoyers für begriffliche Innovation (etwa Bratton/Agüera y Arcas 2022) nachvollziehbar machen. Schließlich handelt es sich bei ML um einen Gegenstand, der

13 Interessanterweise kann die Lernfähigkeit von (manchen) LLMs gerade auch dafür sorgen, dass die Outputs des Modells sich den Inputs (*prompts*) von Nutzer:innen derart anpassen, dass diese den Eindruck bekommen, das LLM würde sie kennen. Ein solches Szenario – gewissermaßen ein »reverse Turing Test« – würde allerdings weniger ein Indiz für die Trivialität der technischen Informationsverarbeitung, sondern vielmehr für die Vorhersehbarkeit (und mithin gewissermaßen Trivialität) der User:innen darstellen: »What appears to be intelligence in LLMs may in fact be a mirror that reflects the intelligence of the interviewer, a remarkable twist that could be considered a reverse Turing test. If so, then by studying interviews, we may be learning more about the intelligence and beliefs of the interviewer than the intelligence of the LLMs« (Sejnowski 2023, S. 309).

14 ML-Anwendungen kann deshalb allenfalls der Status von »Quasi-Personen« (Esposito 2001, S. 248) zugeschrieben werden, wenn diese als personenäquivalent adressiert; man denke etwa an alltagsnahe Beispiele wie Siri (Apple) oder Alexa (Amazon).

15 Es sei etwa an die von Eco inspirierte Schematisierung apokalyptischer und integrierter Positionen in der Einleitung erinnert.

trotz – oder gerade aufgrund – seiner kognitiven Potenziale schwerverständlich anmutet. *Künstliche Kommunikation* zeugt daher von rechentechnischen Modellierungsverfahren, die bezüglich ihrer epistemischen Implikationen in mindestens zweifacher Hinsicht faszinieren: als theoretische wie auch als praktische Herausforderung. Als methodologischer Schlüssel wird mir in dieser Studie indes gerade die Verschränkung beider dienen: Mittels einer empirischen Analyse praktischer Herausforderungen im Umgang mit ML werde ich Einsichten zu erarbeiten versuchen, die neue Perspektiven auf ML als Herausforderung für die soziologische Theoriebildung erlauben.

Empirische Realität und soziotechnische Praxis

Im Kontext dieser Studie möchte ich einerseits untersuchen, ob sich die sozialtheoretische Diagnose doppelter virtueller Kontingenz auf instruktive Weise ergänzen lässt. Im Anschluss an meine obigen Ausführungen liegt dies im Eindruck begründet, dass Espositos Charakterisierung angesichts der großen Bandbreite empirischer Beobachtungen zu ML eigentümlich vage und womöglich derart abstrakt ausfällt, dass sich mit ihr vielen Eigenheiten von ML als sozialem Phänomen nicht hinreichend spezifisch erfassen lassen. Es ließe sich in diesem Zusammenhang etwa anführen, dass es sich bei (doppelter virtueller) Kontingenzbegriff nicht um einem Beobachtungsbegriff, sondern um einen Reflexionsbegriff handelt. Folglich ist er nicht für die unmittelbare empirische Beobachtung von ML und mithin kaum zur Beschreibung der mannigfaltigen Realität von und mit ML geeignet. Stattdessen stellt er vielmehr einen hilfreichen konzeptuellen Ausgangspunkt für die Analyse der Möglichkeitsbedingungen von ML als sozialem Phänomen dar. Weil sich daher mit Espositos Ansatz nicht ohne Weiteres eine solche empirische Untersuchung durchführen lässt, wie es im Rahmen dieser Studie beabsichtigt ist, sind weitere theoretische und methodologische Ressourcen zu Rate zu ziehen.

Dies gilt etwa hinsichtlich einer Prüfung des Arguments, dass sich rechentechnische Arrangements mit systemtheoretischen Mitteln zwar fraglos auf instruktive Weise in ihrer digitalen Operationsweise beobachten lassen, unter diesen Voraussetzungen jedoch gerade relevante Prozesse der *Hervorbringung* digitaler Technik (i.S.v. Technisierung) oder aber analog verfasster Phänomene kaum in das Blickfeld geraten werden. So ist für die systemtheoretische Beobachtung von ML ein blinder Fleck insbesondere mit Blick auf Prozesse der Digitalisierung und Analogisierung zu vermuten, als dessen wesentlicher Grund die »kybernetisch-digitale« Anlage der Theorie anzusehen wäre (vgl. Dickel 2023).

Im Lichte dieser Beobachtung stellt sich offensichtlich die Frage, inwiefern für eine sozialtheoretische Auseinandersetzung mit ML eine Beobachtung der Herstellung von ML-Anwendungen in konkreten Fällen relevant erscheint. Meine Intuition

in diesem Zusammenhang ist, dass sich der Beobachtung der Produktion ML-basierter Technik vor allem mit Blick auf die erläuterten Schwierigkeiten im praktischen Einsatz von ML potenziell instruktive Einsichten entnehmen lassen sollten. Hatte ich oben über die Verwechslung der stochastischen und mithin indeterministischen Operationslogik algorithmischer Modelle mit mechanistischer, kausal simplifizierender und folglich deterministischer Technik geschrieben, dass sie charakteristisch für ML als soziales Phänomen sei, so scheint es naheliegend, dass gerade in dieser Spannung soziologisch Relevantes liegt. Die obigen Ausführungen haben vor Augen geführt, dass ML in vielen Fällen nicht zuverlässig als Kausaltechnik funktioniert. Da ich diesen Aspekt auch in meiner sozialtheoretischen Betrachtung von ML in Rechnung stellen will, scheint es mir wichtig, mich dabei auf konkrete Beobachtungen über die Genese der typischen Probleme im Umgang mit ML beziehen zu können.

Deshalb wird es mir gerade in meiner empirischen Untersuchung ein wesentliches Anliegen sein, nicht allein das zu beobachten, was Esposito als künstliche Kommunikation beschreibt, sondern ebenso in den Blick zu nehmen, was sich in der praktischen Herstellung von künstlicher Kommunikation zuträgt. Schließlich ist zu vermuten, dass die Umstände der Ermöglichung von künstlicher Kommunikation auf relevante Art auf deren je konkreten operativen Vollzug einwirken. Dementsprechend glaube ich, dass die Beobachtung dieser Umstände hilfreiche Einsichten zur Spezifizierung doppelter virtueller Kontingenz als Disposition künstlicher Kommunikation ermöglichen könnte. Künstliche Kommunikation steht entsprechend des oben eingeführten Differenzierungsschema zeitlicher Phasen in ML gewissermaßen am Ende eines Akkumulationsvorganges (vgl. Mackenzie 2017, S. 5f.), in dessen Verlauf sich gleichermaßen die technischen Potenziale wie auch die technische Kontingenz von ML ›anreichern‹. Es scheint mir deshalb aussichtsreich, empirisch genau diesen Prozess in den Blick zu nehmen, um im Anschluss daran sozialtheoretische Implikationen von ML auf der Basis empirischer Einsichten diskutieren zu können.

Im vorangehenden Kapitel hatte ich die These einer konstitutiven epistemischen Lücke ins Zentrum meiner Betrachtungen der Sozialität von (Lern-)Algorithmen gestellt. Mit Blick auf den empirischen Teil meiner Studie scheint es mir entscheidend, die Relevanz dieser Lücke im praktischen Einsatz von ML zu untersuchen. Welcher Art praktischer Umgang mit den epistemischen Unwägbarkeiten von ML lässt sich dort beobachten? Inwiefern sorgen diese Unwägbarkeiten für Probleme in der Herstellung von wie auch in der Anwendung von ML? Und welche Lösungen finden sich für den Umgang mit diesen Problemen? All diese Fragen beziehen sich auf das Umfeld (bzw. prozessual betrachtet: *Vorfeld*) künstlicher Kommunikation, wobei jedoch davon auszugehen ist, dass dieses Umfeld maßgeblich auf die je konkrete Konstitution von Ereignissen künstlicher Kommunikation einwirkt.

Diese Fragen werden meine empirischen Untersuchung anleiten. Von dieser erhoffe ich mir Beobachtungen, die es mir erlauben, in Auseinandersetzung mit Esposito deren Ansatz empirisch unterfüttert zu spezifizieren, zu erweitern und ggf. zu reformulieren. Dies gilt darüber hinaus auch mit Blick auf weitere Positionen in sozialtheoretischen Diskussionen um ML, zu denen ich mit dieser Studie einen Beitrag leisten möchte. Wie die vorangegangenen Ausführungen gezeigt haben, ist das Argument dabei nicht zwangsläufig durchweg ausschließlich auf ML konzentriert, sondern bezieht sich an zahlreichen Stellen jenseits ML-bezogener Spezifika (algorithmische Modellierung, stochastische Operationslogik) in verschiedenen Hinsichten auf Rechentechnik im weiteren Sinne. Daher ist diese Studie auch als Beitrag zum weitläufigeren Feld der soziologischen Forschung an einer Theorie digitaler Technik/Sozialität/Gesellschaft konzipiert, versteht man diese als Projekt, das sich vor allem mit der Frage beschäftigt, »welche Formen der Kommunikation sich zwischen Mensch und Maschine und nicht zuletzt auch zwischen den Maschinen herausbilden« (Baecker 2019a) – und unter welchen ermöglichenden wie einschränkenden Bedingungen sich dies vollzieht.

ML als empirischer Gegenstand

Im Anschluss an die sozialtheoretischen Vorüberlegungen wird es nun im Folgenden darum gehen, ein adäquates Design für die empirische Untersuchung zu entwickeln. In deren Rahmen wird es mein Anliegen sein, im Modus qualitativer Sozialforschung instruktive Antworten auf meine maßgeblichen Forschungsfragen zu finden, um infolge von deren Analyse dann schließlich eine materialreich fundierte sozialtheoretischen Diskussion von ML anzugehen. Im Übergang zur methodologischen und methodischen Konzeption stellt sich zunächst die wesentliche Aufgabe von deren konsistenter Verknüpfung mit den theoretischen Vorüberlegungen sowie den leitenden Forschungsfragen. Dabei ist zuallererst zu erörtern, mittels welcher methodologischer Verknüpfungen davon auszugehen wäre, dass eine empirische Beobachtung praktischer Anwendungsszenarien von ML zur sozialtheoretischen Bestimmung von ML beitragen kann. Dieser Komplex der Methodologie verweist auf anspruchsvolle Fragen zum Konnex von empirischer Beobachtung und Theorie, deren Beantwortung besonders angesichts der beschriebenen Charakteristika von ML kaum als triviale Angelegenheit gelten kann.

Da sich – wie eben dargelegt – die systemtheoretische Konzeption künstlicher Kommunikation vor dem Hintergrund doppelter virtueller Kontingenz allein auf die Anwendungsphase von ML, nicht aber die dieser vorausgehenden Phasen der Datensatzerstellung und des Modelltrainings beziehen lässt, wird konzeptuelle und methodologische Erweiterungsarbeit nötig sein, um ein dem Untersuchungsgegenstand angemessenes Untersuchungsdesign zu entwickeln. Es ist daher eine erste wesentliche Frage, wie eine solche Erweiterung auf eine Art und Weise verfasst

sein kann, ohne etwa bereits gesetzte sozialtheoretische Prämissen zu untergraben. Gerade in unmittelbarem Zusammenhang mit den systemtheoretischen Vorüberlegungen ist zudem zu klären, wie ML empirisch beobachtet werden kann. So impliziert die systemtheoretische These, dass die Beteiligung von ML an Kommunikation die Unterscheidung von Information und Mitteilung verkompliziert, wenn nicht gar verunmöglicht, doch immerhin, dass sich künstliche Kommunikation kaum als Handlung beobachten und folglich handlungstheoretisch schlichtweg überhaupt nicht adäquat beschreiben lässt. Für Beobachter:innen würde sich schließlich in besonderem Maße das unauflösbare Problem der Notwendigkeit von (Handlungs-)Zurechnungen stellen, für die es jedoch keine Grundlage gäbe.¹⁶

Dieser Umstand gesellt sich gewissermaßen zu den aus anderen Beschreibungen von ML bekannten methodologischen Schwierigkeiten hinzu. So war Opazität (vgl. Burrell 2016) zu einem maßgeblichen Aspekt des zudem aufgrund seiner intransparenten (vgl. Amoore 2021) und schwerverständlichen Operationslogik grundlegend befremdlich anmutenden (vgl. Parisi 2019) Phänomens ML erklärt worden. Folglich kann jenseits des ›Handlungsproblems‹ als fraglich gelten, inwiefern sich ML empirisch überhaupt als distinkte soziale Entität ausmachen lässt. Wie lässt sich dieser vertrackten Lage methodologisch beikommen?

Stars Durkheim-Test – Sozialbezüge in ML-Beobachtungen

Instruktive Indizien zur Beantwortung dieser Frage finden sich in Susan Leigh Stars Konzeptualisierung dessen, was sie in ihrem 1989 erschienenen Aufsatz »Die Struktur schlecht strukturierter Lösungen« (Star 2017a [1989]) »Durkheim-Test« nennt. Star schlägt mit dieser Formel in Anspielung auf den hinlänglich bekannten Turing Test einen soziologisch begründeten Gradmesser für die Nützlichkeit von Künstlicher Intelligenz vor. Zudem spielt Star in ihrer Titelwahl ebenso auf Herbert Simons Aufsatz »The structure of ill structured problems« aus dem Jahre 1973 an, in dem sich dieser mit der Kluft zwischen der Notwendigkeit formalisierter (»well structured«) Beschreibungen von Problemen für deren Bearbeitung durch die KI der damaligen Zeit angesichts der Formalisierbarkeit realer Probleme auseinandersetzt (vgl. Simon 1973). Ein »General Problem Solver« (ebd., S. 183), dessen Funktionsweise sich gewissermaßen als Rekombinationsmaschine von Rezeptwissen in Häppchenform beschreiben lässt, habe sich an den informellen und kaum formalisierbaren Anforderungen der sozialen Wirklichkeit zu bewähren, unterstreicht Simon. Die Über-

16 Dies dennoch zu versuchen, hieße folglich, sich womöglich auf einen methodologischen Ansatz zu stützen, der die wesentlichen Aspekte von ML verschleiern könnte. Dies gilt m.E. auch für auf rechentechnische Realitäten »zugeschnittene« Konzeptionen, die Handeln als »gradualisiert« und/oder »verteilt« verstehen (vgl. Rammert & Schulz-Schaeffer 2002).

setzung dieser Anforderung in strukturierte Problemlösungen sei Kernaufgabe für den ›GPS‹ – ›state of the art‹-Ansatz der KI-Forschung in den 1970er-Jahren.

Mit Bezug auf das von sog. Expertensystemen geprägte KI-Feld der späten 1980er Jahre argumentiert Star, dass in sozialen Zusammenhängen allerdings kaum mit formal gut strukturierten *Lösungen* für Probleme zu rechnen sei, selbst wenn die strukturelle Form der Ausgangsprobleme gegenstandsadäquat sauber erfasst worden ist. Es zeichne Lösungen für soziale Probleme dementsgegen oft gerade ihre logische Inkonsistenz und Mehrdeutigkeit aus, was ihrer Funktionalität jedoch nichts nehmen müsse (vgl. Star 2017a [1989], S. 146). Statt formaler Korrektheit und logischer Konsistenz sei das wesentliche Kriterium für nützliche KI ihr Potenzial, zu den Lösungen für reale soziale Probleme beizutragen. Dabei könne sich gerade die Abwesenheit struktureller Determinierung als produktiv erweisen (vgl. Schüttelpelz 2017, S. 232f.).

Per Beobachtung überprüfen lasse sich die soziale Produktivität von KI mittels eines Tests, für den Star Emile Durkheim zum Namenspaten und Gewährsmann einer Überprüfung der Sozialität von KI macht. Habe dessen Soziologie gerade die strukturierende Kraft überindividueller »sozialer Tatsachen« (vgl. Durkheim 1984 [1895]) betont, sei das als Turing-Test bekannte »Imitation Game« doch im Kern ein psychologisches Spiel, dessen Ergebnis wenig über die realweltliche Relevanz und den sozialen Nutzen einer Maschine auszusagen vermöge (vgl. Star 2017a [1989], S. 132ff.). Stars Ansatz fokussiert hingegen explizit nicht auf das Erkenntnis- und Handlungsvermögen von individuellen Akteur:innen, sondern setzt auf der Ebene der sich entfaltenden Sozialität an (an der menschliche Akteur:innen gleichwohl fraglos beteiligt sind). Einen Test für deren Beurteilung müsse daher messen können, was sich zwischen allen Beteiligten »gemeinschaftlich, irreduzibel, verteilt und dynamisch« ergibt. Ein solcher »soziologischer Intelligenztest« sei demnach notwendigerweise ökologischer Natur, weil er »sui generis auf der soziotechnischen Systemebene [social/system level] stattfindet und alle Teile des Systems einbezieht. [...] Der Durkheim-Test entspricht demnach dem Design, der Akzeptanz, dem Gebrauch und der Modifikation eines Systems durch eine Gemeinschaft in Echtzeit« (ebd., S. 135).¹⁷ Das dieser Konzeptualisierung eigene Kernkriterium der Sozialität zielt auf das assoziierende und Beziehungen stabilisierendes Potenzial von KI. Diese könne so »auf ihre Eigenschaft hin getestet werden, auf gemeinschaftliche Ziele einzugehen« (ebd., S. 131).

17 Mit ihrem Konzept der »Grenzobjekte« nimmt Star dabei »wechselseitige Übersetzungen multipler Akteure im Modus ›vieler zu vielen‹« (Gießmann & Taha 2017, S. 25) in den Blick. Als Grenzobjekte versteht Star solche Objekte, die »plastisch genug sind, um sich lokalen Anforderungen und Einschränkungen von mehreren Parteien anzupassen und zugleich robust genug sind, um eine gemeinsame Identität über Ortswechsel hinweg aufrechtzuerhalten« (Star 2017a [1989], S. 139).

Stars Durkheim-Test bestimmt einen genuin soziologischen Zugriff auf KI. Die Vorzüge der Durkheim-Variante gegenüber dem Turing-Test zur Beurteilung von mutmaßlich intelligenten Maschinen erweisen sich in dem Umstand, dass sie KI als Bestandteil einer von vielen Beteiligten geteilten sozialen Welt versteht und in ihrer Wirkung auf diese in ihrer konkreten sozialen Einbettung beobachtet. Darüber hinaus bietet Stars Konzeption als integrierte Perspektive auch die Möglichkeit einer reflexiven Analyse der Möglichkeitsbedingungen von ML. Da der Testrahmen auf den *sozialen Zusammenhang* abzielt, in dem KI zu Geltung und Wirkung kommt, wird dabei zugleich analytisch auch *alles andere* in dem diesen Zusammenhang konstituierenden sozialen Geschehen potenziell relevant, nämlich insofern, wie es einen Einfluss auf das ›Testergebnis‹ haben könnte. Dieser ökologische Charakter ihres Ansatzes schafft ein Bewusstsein für die Relevanz von zunächst »langweilig« (Star 2017b [1999], S. 419) anmutendem (und häufig unmittelbarer Beobachtung entzogen) und häufig kaum sichtbaren Infrastrukturen des beobachteten Zusammenhangs.

Stars Überlegungen halte ich hinsichtlich ihrer methodologischen Implikationen für das empirisch Untersuchungsdesign dieser Studie im Kern aus zwei Gründen für instruktiv. Zum einen demonstriert der Durkheim-Test, wie für die soziologische Beobachtung von ML eine klare Referenz bestimmt werden kann. Der Maßstab für das Wirken von ML – und mithin gleichsam dessen, was daran ›intelligent‹ zu nennen wäre – sind mit Star die »community goals« innerhalb des sozialen Szenarios, in dem es zum Einsatz kommt. Diese konkrete Bestimmung entlastet gewissermaßen von der Bürde einer abstrakten soziologischen Bestimmung von – wie auch immer verfasster – Intelligenz. Stattdessen beobachtet der Durkheim-Test das Design sowie den Gebrauch (inkl. Modifikationen gegenüber dem Design) von Technik in seinen Auswirkungen auf eine »Gemeinschaft in Echtzeit« (Star 2017a [1989], S. 135). ML kann so in seiner je konkreten sozialen Einbettung empirisch verstanden werden.

Der zweite Aspekt, den ich hinsichtlich meines Untersuchungsdesigns für wichtig und hilfreich halte, steht im Zusammenhang mit Stars Hinweis, »dass der Intelligenztest eines verteilten offenen Systems [notwendigerweise] ökologisch« (ebd.) sei. Damit gehe – wie erwähnt – einher, dass er »sui generis auf der soziotechnischen Systemebene [social/system level] stattfindet und alle Teile des Systems einbezieht« (ebd.). Besonders angesichts der beschriebenen Komplikationen einer handlungstheoretischen Rekonstruktion von ML erscheint mir ein solches Plädoyer für eine möglichst umfassende Beobachtungsperspektive einleuchtend. Wenn anzunehmen ist, dass für ein soziologisches Verständnis von ML als empirischem Sozialphänomen die Identifikation von Handlungen und Handelnden womöglich

analytisch nachrangig ist¹⁸, verstehe ich das Optieren für eine bewusst ökologische Perspektivierung des beobachteten sozialen Szenarios als geradezu unabdingbar. Denn nur auf diese Weise – so mein Eindruck – lässt sich die Möglichkeit genuin neuer Beobachtungen hinsichtlich der sich mit/durch/um ML entfaltenden Sozialität bewahren. Schließlich könnten diese gerade die Art und Weise betreffen, wie sich (für Beobachter:innen erster Ordnung) die Konstitution von *agency* und/oder (für Beobachter:innen zweiter Ordnung) Zuschreibungen derselben vollziehen (Vgl. Fn. 40 & 67).

Den von Star formulierten Ansprüchen an die Untersuchung von ML gerecht zu werden, stellt sich als durchaus anspruchsvolles methodologisches und methodisches Unterfangen dar. Dies hat einerseits mit der latenten Unbestimmtheit des Konzepts eines »soziotechnischen Systems« zu tun – was gehört dazu und was nicht? Andererseits finden sich die Kriterien für einen angemessenen Umgang in der Analyse berücksichtigter Perspektiven wohl allein im empirischen Szenario selbst.¹⁹ Aus diesem Grund erscheint Stars Durkheim-Test mehr als Ansporn zu möglichst umfassenden und tiefenscharfen Beschreibungen, denn als präzise Anleitung für ein konkretes methodisches Vorgehen. Zur Erarbeitung einer solchen wie auch eines Brückenschlags zwischen Theorie und Methode sind daher weitere Ressourcen zu konsultieren.

Eine mehrstufige Konstitution (Jaton)

In der Lektüre von empirischen Studien zu ML und anderen gegenwärtigen rechen-technischen Phänomenen stach mit Blick auf diese Zusammenhänge insbesondere Florian Jatons Studie zur »Constitution of Algorithms« (Jaton 2021) heraus. In dieser verfolgt der Autor das Ziel, einen »down-to-earth accounts of practices« (ebd., S. 25) zu erarbeiten, der es erlaubt, den Prozess der Entstehung von Algorithmen soziologisch nachzuvollziehen. Dies gelingt Jaton m.E. auf überaus produktive Weise,

18 Etwa weil »fertig zugeschriebene« Handlungen dann als Residuum bzw. Produkt des eigentlich interessierenden Geschehens zu gelten hätten.

19 Das gleiche Problem stellt sich grundlegend für jede empirische Forschung mit der Akteur-Netzwerk-Theorie (ANT), können Forschende angesichts des fundamentalen Symmetriegebots doch im Grunde nie mit Gewissheit reklamieren, dass die von Ihnen erarbeitete empirische Beschreibung hinreichend »gesättigt« sei, doch erscheint dies zugleich als Bedingung für die Erklärbarkeit des beobachteten Zusammenhangs (vgl. Latour 2006, S. 395f.). Wenn der »Sättigungsgrad [einer Beschreibung] aus der sehr breiten Berücksichtigung zentraler bis so gut wie aller Faktoren und Aktanten innerhalb einer Situation und ihrer Bedingungen wie Folgen« (Ziemann 2011, S. 107) resultiert, läuft Forschung im Anspruch, den Beschreibungsumfang prinzipiell so noch wie möglich zu treiben, allerdings Gefahr, dass ihr »die differenzierten Unterscheidungslogiken und Wertbezüge der »modernen« Kultursphären und Gesellschaftssysteme vollkommen aus dem Blick [geraten]« (ebd., S. 114).

weshalb ich mir einer seiner zentralen methodologischen Prämissen zu eigen machen will: Was schließlich Algorithmus – bzw. im Kontext der dieser Studie: ML – genannt wird, sollte nicht als gegeben hingenommen werden, sondern sich als Ergebnis eines soziologisch beschreibbaren sozialen Geschehens nachvollziehbar machen lassen (vgl. ebd., S. 22).²⁰

Das Interesse an einer präzisen Beobachtung der Verkettung von sozialem Geschehen impliziert notwendigerweise eine ergebnisoffene Forschungshaltung. Es handelt sich um einen Ansatz, dessen Anspruch es ist, weder reduktiv noch spekulativ zu sein, sondern stattdessen eine »down-to-earth vision« (ibd., S. 266) zu bieten, die sich gewissermaßen auf Augenhöhe mit der empirischen Realität befindet. Jatón fasst den Anspruch seiner Forschung so zusammen, dass »die Soziologie« bislang – »with a certain success« – die Effekte von Algorithmen in den Blick genommen habe, es ihm allerdings darum gehe, Erklärungen für diese Effekte zu erforschen, wie verstreut und zahlreich sich diese auch finden mögen (vgl. ebd.).

Ein ähnlicher Anspruch sollte aus den vorangehenden Überlegungen auch für diese Studie als maßgeblich hervorgetreten sein – unter Variation des Untersuchungsgegenstandes: ML erweist sich soziologisch als Phänomen, an dem (Lern-)Algorithmen zwar auf wichtige Weise beteiligt sind, das jedoch darüber hinaus auf die Mobilisierung zahlreicher weiterer Ressourcen angewiesen ist und etwa auch die Anwendung algorithmischer Modelle (im Anschluss an deren Konstitution) umfasst. Mir geht es darum, aus der Beobachtung des Zusammenspiels verschiedener sozialer Entitäten ML als sich darin konstituierendes Phänomen nachvollziehbar zu machen. Damit nehme ich eine gewissermaßen skeptische Haltung gegenüber der Frage ein, ob es »Künstliche Intelligenz« in Form von ML *gibt*. Statt deren soziologisch fragwürdigen »status as a stable and agential entity« (Suchman 2023, S. 1) vorauszusetzen, geht es mir darum, die empirische Konstitution von ML in den Blick zu bekommen. Mein Anliegen dabei ist, mit einer Formel von Florian Jatón und Philippe Sormani (2023): »Enabling ›AI‹« als zeitlich gestreckten Vorgang nachvollziehbar zu machen, d.h. empirisch nachzuzeichnen, welche Wege zu dem Punkt führen, an dem »ML« oder »KI« glaubhaft reklamiert werden kann.

Deshalb hinaus möchte ich – im Sinne einer ökologisch sensibilisierten Perspektive (Star) – Algorithmen nicht a priori als Kernelement der empirischen

20 Diese These wurde freilich nicht von Jatón erfunden, aber von ihm doch auf bemerkenswert ertragreiche Weise auf seinen Untersuchungsgegenstand angewendet: Algorithmen, spezieller dann auch »mathematical models«, »code« sowie die an ihren »constitution« beteiligten Aktivitäten des »ground-truthing, programming, [and] formulating« (ibd., S. 22). Jenseits dieses spezifischen Gegenstands entspricht die Prämissen wesentlich basalen Grundannahmen der Forschung Bruno Latours seit seinen frühen Laborstudien, kann wohl schlechthin als methodologisches Axiom der Science and Technology Studies gelten.

Analyse bestimmen, sondern eine auf empirischen Beobachtungen beruhende, explorative Untersuchung von ML als sozialem Phänomen bieten. Deren genuin soziologischer Charakter hat sich darin zu erweisen, dass in den Beobachtungen durchweg eine Perspektive eingenommen wird, mittels derer die genuin soziale Referenz von ML verfolgt wird. Eine solche Perspektive impliziert hinsichtlich des konkreten empirischen Beobachtungsmodus wie auch der anschließenden Auswertung der Beobachtungen analytisch ein Primat des Sozialen. Diesem Anspruch gerecht zu werden, hieße etwa mit Blick auf die Beteiligung von Algorithmen an Kommunikation in soziologischer Perspektive, dass »nicht der Algorithmus [...] die Daten zur Vorhersehbarkeit [ordnet], sondern die Ereignisse, von denen die Daten mehr oder minder zuverlässig künden, [...] sich selbst [ordnen]« (Baecker 2019b, S. 17f.).

Aus den genannten Gründen werde ich nicht unmittelbar künstliche Kommunikation aus Handlungen zu erschließen versuchen. Solange mein Untersuchungsdesign allerdings über keine verbindliche Bestimmung der zu beobachtenden empirischen Untersuchungseinheit verfügt, kann der Status von Algorithmen im Kontext meiner Analyse hinsichtlich der Interdependenz verschiedener sozialer Entitäten nicht geklärt werden. Diesem unbefriedigenden Umstand möchte ich nun mittels einer methodologisch Spezifizierung meines Untersuchungsdesigns Abhilfe schaffen.

ML als soziotechnische Praxis

Angesichts der beschriebenen Umstände, die eine methodologisch adäquate empirische Beobachtung von ML zu einem herausfordernden Unterfangen machen, scheint mir für den empirischen Teil meiner Untersuchung ein *praxeologisches* Vorgehen naheliegend und aussichtsreich. Dies gilt insbesondere angesichts meiner beiden Anliegen, erstens ML als vielseitigen, in sich differenzierten empirischen Gegenstand zu untersuchen und dabei an diesem zweitens womöglich genuin neue Phänomenaspekte ausmachen, aber auch Bekanntes wiederentdecken zu können. ML empirisch als *soziale Praxis* zu beobachten, scheint mir die besten Chancen dafür zu bieten, diesem Anspruch auf produktive Weise gerecht zu werden. ML als soziale Praxis in den Blick zu nehmen, bietet einerseits ein instruktives Schema für die Operationalisierung des Untersuchungsgegenstandes. Dieser wird mit jenen Praktiken, die unmittelbar an der Genese von ML-Anwendungen beteiligt sind, schlichtweg identifiziert. Über die der Datensatzerstellung (*ground-truthing*), Modellierung (*training*) und Modellanwendung (Technikgebrauch) hinweg werde ich praktische Bemühungen um die Hervorbringung dessen beobachten, was im Ergebnis zu Ereignissen künstlicher Kommunikation führt.

Ein praxeologisches Vorgehen scheint mir im Kontext der Beobachtung von ML eine Reihe von Vorzügen zu bieten. Klassischerweise als »nexus of doings and

sayings« (Schatzki 1996, S. 86) verstanden, bestehen Praktiken nicht etwa »aus einer Menge regelmäßiger Handlungen, sondern aus einem dynamischen Feld unterschiedlicher Aktivitäten« (Schatzki 2016a, S. 16), die dadurch als integrierter Zusammenhang erkennbar werden, dass sie auf gemeinsame Verständnisse, Regeln und normative Orientierungen verweisen (vgl. ebd.). Eine Praktik erscheint daher als »typisiertes, routinisiertes und sozial »verstehbares« Bündel von Aktivitäten« (Reckwitz 2003, S. 289), dessen Analyse unter anderem routineförmige Bedeutungszuschreibungen, scriptförmige Prozeduren und implizites (kognitives wie normatives) Wissen zum Gegenstand hat (vgl. ebd., S. 292).²¹

Die praxeologische Rekonstruktion von Praktiken bezieht sich nicht allein sprachliche Kommunikation (Texte, Sprechakte etc.), sondern berücksichtigt gleichermaßen »stumme, körperliche Vollzüge, situierte bildhafte Performanzen und Ähnliches« (Schmidt 2012, S. 12f.), die von implizitem Wissen (»tacit knowledge«, vgl. Ryle 2002 [1949]) zeugten. Die analytische Aufmerksamkeit gilt mithin nicht etwa subjektiv gemeintem oder verstandenem Sinn, sondern dem ihm Aktivitätsvollzug sich manifestierenden praktischen Sinn (vgl. ebd., S. 24). Praktiken sind der primäre Bezugspunkt praxeologischer Analysen, weshalb beteiligte Personen weniger als Akteur:innen und stattdessen vielmehr als an der Praxis Partizipierende erscheinen (vgl. Hirschauer 2004, S. 74f.). Aus dieser Perspektive erscheinen Handlungstheorien in aller Regel als mentalistische oder kognitivistische Reduktionen des tatsächlichen sozialen Geschehens; eine Kritik, die mitunter selbst von Handlungstheoretiker:innen anerkannt bzw. zumindest partiell gewürdigt wird (vgl. etwa Schulz-Schaeffer 2010).

Entsprechend wird die Dauerhaftigkeit von Komplexen miteinander verbundener Praktiken (vgl. Reckwitz 2003, S. 295) durch die Ausbildung von Selbstreferenz begründet. Als lose Kopplung von Praktiken und beteiligten »Partizipanden« sind solche Komplexe selbst zur Erinnerung fähig (vgl. Hirschauer 2004, S. 74f.) und können als zeitstabile Einheiten für sich analysiert werden.²² Wenngleich sie sich aus nichts anderem als »Einzelpraktiken« ergeben, kann in ihnen die Ausbildung einer Eigenlogik beobachtet werden, die gleichsam als (normatives) Gewebe fungiert (vgl. Reckwitz 2003, S. 295).

Was einen praxeologischen Zugriff auf ML für den empirischen Untersuchungsteil besonders attraktiv macht, ist unter anderem der Umstand, dass ein

21 Die suggerierte Frontstellung gegenüber dem Handlungsbegriff mag zwar eine Öffnung soziologischer Beschreibung für »Koaktivitäten« erlauben, an denen neben Personen auch Artefakte »partizipieren«, doch laufe die Rede von »sayings and doings« Gefahr, hinter das Reflexionsniveau interaktionistischer Theorien zurückzufallen, die sich ihrerseits längst von Vorstellungen solitärer Akteur:innen verabschiedet hätten, vgl. Hirschauer 2016.

22 Sie sind allerdings als solche nicht unmittelbar beobachtbar, sondern müssen von empirischen Beobachter:innen als Aggregatbezeichnungen erst konstruiert werden.

solcher Ansatz keine festgelegte Vorstellung des Sozialen impliziert und deshalb im konkreten Beobachtungsvollzug wie auch in anschließenden Analysen nicht auf die verbindliche Unterstellung von wie auch immer gearteten Kausalzusammenhängen angewiesen ist. Die von praxistheoretischen Prämissen ausgehende Betrachtung der empirischen sozialen Wirklichkeit kann stattdessen vielmehr als von einer grundlegenden Skepsis gegenüber allzu fixierten Vorstellungen des beobachteten sozialen Geschehens geprägt verstanden werden (vgl. Hillebrandt 2009, S. 23). Gerade dieser Aspekt macht sie als Basismethodologie für mein Untersuchungsanliegen geeignet. Dieses besteht eben gerade darin, eine praxistheoretisch fundierte Sozialtheorie von ML zu entwickeln, sondern in der Formulierung eines im Lichte meiner sozialtheoretisch motivierten Fragestellung angemessenen sowie methodologisch und methodisch viablen Untersuchungsdesigns. Insbesondere angesichts der beschriebenen Komplikationen handlungstheoretisch fundierter Auseinandersetzungen mit ML scheint mir ein praxeologisches Vorgehen präferabel. Wenn in anderen Diskussionszusammenhängen aus guten Gründen die Unübersichtlichkeit²³ und fehlende analytische Schärfe praxistheoretischer Beobachtungen sozialen Wirklichkeit zurecht als deren Defizit markiert wird²⁴, soll dies im Kontext dieser Studie nur in seinen Implikationen für empirische Beschreibungen relevant sein. Jenseits sozialtheoretisch fundierter Kritik an der Praxeologie lässt sich in dieser m.E. nämlich eine analytische Disposition erkennen, die eine ertragreiche empirische Untersuchung von ML verspricht. Dies gilt sowohl mit Blick auf die Eigenheiten des Untersuchungsgegenstandes dieser Studie wie auch in der Konvergenz einiger zentraler praxeologischer Prämissen mit Motiven systemtheoretischer Sozialtheorie, wie sie hier zur sozialtheoretischen Problembestimmung bezüglich ML zum Einsatz kommt. Diese Schnittmenge soll im Folgenden genauer bestimmt werden, da von der Identifikation von Überschneidungspunkten nicht zuletzt die Passfähigkeit von empirischer Analyse und anschließender sozialtheoretischer Reflexion abhängig sein wird.

Zwischen Praxistheorie und Systemtheorie erscheinen in mehrfacher Hinsicht Gemeinsamkeiten, die für den Kontext dieser Untersuchung relevant sind. Einerseits zeigt sich in beiden Theorieanlagen ein begriffliches Bemühen um adäqua-

23 Die freilich als Spiegel einer kaum überschaubaren »Mangle of Practice« (Pickering 1993) in der empirischen Realität – in Andrew Pickerings Fall der Wissenschaft – verteidigt werden kann.

24 Wenn mit praxistheoretischen Beschreibungen die Einebnung konstitutiver Differenzen zwischen verschiedenen sozialen Entitäten oder Nivellierung sozialer Formen im Rahmen einer »flachen Ontologie« (Schatzki 2016b) einhergeht, wird etwa die Konzeptualisierung emergenter Sozialphänomene ebenso schwierig wie die Bestimmung des Verhältnisses zwischen Praktiken und Diskursen (vgl. Hirschauer 2016) oder die Berücksichtigung »intentionaler« statt bloß »dispositionaler« Aspekte impliziten Wissens in dessen praktischer Aktivierung und Verarbeitung (vgl. Schulz-Schaeffer 2010, S. 335, siehe auch Bongaerts 2007).

te Beschreibungen der konkreten operativen/praktischen Vollzüge sozialen Geschehens.²⁵ Die Beobachtungsgegenstände beider Theorie erscheinen folglich in temporalisierter Form. Andererseits betonen beide die Relevanz von besonderer Aufmerksamkeit für die Dynamik ebendieser Vollzüge im Kontext soziologischer Analyse (vgl. Nassehi 2011, S. 92f.).²⁶ Zudem lässt sich in Beschreibungen praktischer Vollzüge wie auch systemtheoretischen Beschreibungen von Kommunikation als Ereignisverkettung als gemeinsames Bezugsproblem das eines je gegenwärtigen »operativen Selbst« erkennen, das als solches nur Beobachter:innen zugänglich ist (vgl. ebd., S. 99f.). Zuletzt ist beiden soziologischen Ansätzen eine grundlegende Skepsis gegenüber intentionalistischen Handlungstheorien gemein, die Akteur:innen und deren subjektiv gemeinten Sinn zum Ausgangspunkt sozialtheoretischer Überlegungen machen (vgl. ebd., S. 100). Luhmann wie Bourdieu

dezentrieren die jeweilige Handlung/Kommunikation insofern, als sie sie der Dynamik der Situation, des Systemzustands, der sozialen Struktur eines Feldes, einem sozialen Sinn zurechnen. (ebd., S. 100)

An anderer Stelle identifiziert Armin Nassehi in Verbindung mit dieser Distanzierung explizit den Aspekt basaler Selbstreferenz als zentrales der Schnittmenge von Systemtheorie und Praxeologie (vgl. Nassehi 2006, S. 227f.). Dieser verumögliche eine allzu einfache Identifikation von (Kausal-)Quellen des sozialen Geschehens, was einer »Brechung« (227) bzw. »Disziplinierung des Authentischen« (228) gleichkomme. Als wesentlicher Strang des »soziologischen Diskurses der Moderne« verweise diese Problematisierungslinie, die Akteur:innen »vom systematischen Explanans zum historischen Explanandum mache«, historisch auf den amerikanischen Pragmatismus (Dewey, Mead) (vgl. ebd.).

Aus dieser Gemeinsamkeit abgeleitet lässt sich ein wesentlicher Vorsatz für die empirische Untersuchung von ML in Form eines methodologischen Diktums festhalten: ML ist so zu beschreiben, wie es sich praktisch zeigt. Kurzum: ML soll empirisch als Praxis beschrieben und verstanden werden. Eine solche praxeologische Perspektive zeugt von dem Anspruch, soziologisch präzise zu erfassen, »was tatsächlich geschieht«, statt sich etwa in Spekulation darüber zu ergehen, »was dahinter an Motiven und Repräsentationen vermutet« (vgl. ebd., S. 229) werden könnte. Von einer derartigen »down-to-earth vision« (Jaton 2021, S. 266) verspreche ich mir

25 In diesem Fall ist mit Praxistheorie Pierre Bourdieus Praxeologie gemeint. Bourdieu wie Luhmann begründen ihren Gegenwartsfokus unter Rekurs auf Edmund Husserl (vgl. Nassehi 2011, S. 98f.).

26 Im Kontext von soziologischer Systemtheorie lässt sich dieser Aspekt in der Abgrenzung der Theorie Niklas Luhmanns von Talcott Parsons' Strukturfunktionalismus identifizieren; bei Pierre Bourdieu hingegen stellt der »klassische« französische Strukturalismus (de Saussure, Lévi-Strauss) die Kontrastfolie für praxeologische Überlegungen dar.

insbesondere auch die Möglichkeit eines kontrollierten Umgangs mit einem so facettenreichen Gegenstand wie ML, den ich oben gerade mit Blick auf seinen Status eines *moving target* und kontrovers verhandeltes Spekulationsobjekt charakterisiert habe. Im praxeologischen empirischen Zugriff soll ML folglich nicht über seine mutmaßlichen Potenziale im Kontext von Zukunftsvisionen oder als Fantasieobjekt erschlossen werden, sondern als das, was sich mir als ethnografischem Beobachter an Ort und Stelle zeigt. Gerade nüchterne empirische Beobachtungen praktischer Vollzüge von ML sollten darüber hinaus in einem anschließenden Schritt bestenfalls zudem neue Perspektiven auf sozialtheoretische Diskussionen um ML ermöglichen. Insbesondere möchte ich im Zuge der Reflexion meiner empirischen Resultate prüfen, inwiefern diese Spezifizierungen, Erweiterungen und ggf. Modifikationen sozialtheoretischer Konzepte – wie künstlicher Kommunikation – zur adäquaten Beschreibung von ML erlauben.

Um darüber hinaus weiteren spezifischen Eigenschaften dessen, was ich bislang als ML diskutiert habe, methodologisch Rechnung zu tragen, halte ich im Kontext der praxeologischen Beobachtung von ML dessen Spezifizierung als *soziotechnische* Praxis für sinnvoll. Dieses von John Law geprägte Attribut (vgl. Law 1990) mag mittlerweile historisch auf eine Zeit zurückverweisen, in der durchaus berechtigterweise noch eine gewisse »Technikvergessenheit der Soziologie« (Rammert 1998) angemahnt werden konnte. Law jedenfalls äußerte seinerzeit (1990!) eine gewissen Unmut über die »Zweiweltenlehre«, von der er die Soziologie geprägt sah:

Sociologists, I want to say, tend to switch registers. They talk of the social. And *then* (if they talk of it at all which most do not) they talk of the technical. And, if it appears, the technical acts either as a kind of explanatory *deus ex machina* (technological determinism). Or it is treated as an expression of social relations (social reductionism). Or (with difficulty) the two are treated as two classes of objects which interact and mutually shape one another. (Law 1990, S. 8)

Am Beispiel der Studie des Technikhistorikers Thomas Hughes zur Elektrifizierung westlicher Gesellschaften (vgl. Hughes 1983) demonstriert er die Vorzüge einer Sichtweise, in der die Unterscheidung von Menschen und Maschinen ein nachgeordnete analytische Rolle spiele bei der Betrachtung »of the development of a complex sociotechnical system« (Law 1990, S. 10), dessen Eigenschaften und Dynamiken weder als rein technisch noch rein sozial adäquat erfasst seien. Nun geht es mir – im Unterschied zu Law – hier nicht um eine Kritik theoretischer Grundannahmen der Techniksoziologie, zumal ich der Ansicht bin, dass die Soziologie längst nicht mehr als derart technikvergessen (und theoretisch unterkomplex) gelten muss, dass sie auf die Gegenüberstellung von Sozialem und Technik setzen würde. »Soziotechnisch« soll deshalb auch kein theoriesystematischer Stellen-

wert beigemessen werden, sondern vielmehr allein einen spezifizierenden Akzent hinsichtlich des Charakters der zu beschreibenden Praxis setzen.

Akzentuiert werden soll konkret, dass ML in doppelter Weise Eigenschaften aufweist, die m.E. mit dem Attribut »soziotechnisch« treffend erfasst sind. Einerseits konstituiert sich ML als eine soziotechnische Praxis mit Blick seine Trajektorien. Versteht man ML im vorgestellten Sinne als Technisierungsvorhaben, ist dieses geradezu wörtlich *soziotechnisch* – in dem Sinne, dass ML auf die Technisierung (verschiedener Aspekte) von Kommunikation abzielt. Andererseits betont »soziotechnisch« die konstitutive Rolle bestimmter technischer Verfahren und Sachverhalte (wie die bereits explizit erörterten Lernalgorithmen) für die Logik und Dynamik einer Praxis, die ohne diese schlichtweg nicht denkbar wäre.²⁷ Deshalb meine ich, dass die Rahmung von ML als soziotechnische Praxis einen zentralen Aspekt des Untersuchungsgegenstandes auf eine Weise hervorzuheben vermag, die sich für die weiteren Beobachtungen, Interpretationen und Reflexionen als hilfreich erweisen kann. Schließlich wird so bereits vorab ein analytischer Fokus auf die Bemühungen um die soziale Hervorbringung eines technischen Arrangements gesetzt, das Teilaspekte einer solchen Praxis wie Einrichtung, Instandhaltung, Reparaturen, Modifikationen usw. einschließt.

Im Rückgriff auf Adrian Mackenzie werde ich dieses Verständnis darüber hinaus gegenstandsbezogen konzeptuell noch weiter spezifizieren. Mackenzie nutzt in seiner Studie für die Analyse von ML einen begrifflichen Rahmen, innerhalb dessen er ML aus dem Zusammenwirken verschiedener heterogener »machine learners« heraus als »knowledge practice« (Mackenzie 2017, S. xi) untersucht. Beschreibt er ML als »data practice«, das aus dem Zusammenspiel drei spezifischer Akkumulationen von »settings, data, and devices« (ebd., S. 6) seine Gestalt gewinnt, versteht er »machine learners« dabei als »both humans and machines or human-machine relations [...] situated amid these three accumulations« (ebd.). Mackenzie verzichtet mit dieser Konzeption auf eine apriorische Bestimmung der Beziehungen zwischen unterschiedlichen *machine learners* und dem Ausmaße von deren Beiträgen zu dem, was schließlich in seinen Resultaten »Machine Learning« genannt wird. Diese symmetrische Sichtweise entspricht m.E. präzise Laws eben eingeführter Bestimmung des Soziotechnischen und ermöglicht, dass eine Vielzahl ganz unterschiedlich verfasseter *machine learners* Bestandteil der soziologischen Beschreibung werden kann:

27 Alternativ könnte eine Akzentuierung wohl auch durch Begriffe wie – etwa bei Karin Knorr-Cetina – den der »objekt-zentrierten Sozialität« (Knorr-Cetina 1998) bzw. den des »Postsozialen« (Knorr-Cetina 2008) vorgenommen werden, wenn damit etwa der Umstand beschrieben wird, »daß Objekte Menschen als Beziehungspartner und Einbettungsumwelten zunehmend deplatzen oder daß sie zunehmend menschliche Beziehungen vermitteln und dabei die letzteren von den ersteren abhängig machen« (Knorr-Cetina 1998, S. 83f.), wobei sie insbesondere Computer als solche Objekte versteht.

Machine learners range from the mundane to the esoteric, from code miniatures [...] to the infrastructural sublime of computational clouds and clusters twirling through internet data streams. (Mackenzie 2017, S. 5)

Methodisch setzt Mackenzie auf einen Ansatz, den er als »dig where you stand« or »auto-archaeology« (Mackenzie 2017, S. xi) beschreibt. Seine Studie zeugt daher wesentlich von einem Selbstversuch, im Kontext dessen er eine intensive persönliche Auseinandersetzung mit Materialien begann, die einen engen Bezug zu ML aufwiesen: Lehrbücher, YouTube-Kurse, Hochschulseminare sowie verschiedene berufliche Tätigkeiten. Das in dieser Auseinandersetzung entstandene Buch untersucht foucauldianisch inspiriert (vgl. ebd., S. 6) und im weitesten Sinne wissenssoziologisch die These, dass ML für eine grundlegende Transformation von Wissen Sorge (vgl. ebd., S. 2). In dichter Argumentation und mit mathematischen Formeln und Programmiercode angereichert dokumentiert die Studie Mackenzies Erfahrungen mit ML, die als autoethnografisch erhobenes Datenmaterial seiner Untersuchung fungieren. Wenngleich sich Mackenzies Studie auch jenseits seiner Konzeption von *machine learners* Instruktives entnehmen lässt, werde ich mich im Anliegen der methodologischen Operationalisierung von ML auf die Übernahme dieses hilfreichen Terminus beschränken und Mackenzies autoethnografischem Vorgehen allerdings eine Datenerhebungsmethode vorziehen, die den Blick stärker »nach außen« richtet.

Infolge der vorangehenden Überlegungen zur Operationalisierung des Erkenntnisinteresses und des theoretischen Rahmen dieser Studie werde ich ML daher fortan in einer dualen Konzeption verwenden. Zunächst bin ich in meinen sozialtheoretischen Vorüberlegungen ML zu dem Ergebnis gekommen, dass Espositos systemtheoretischer Begriff der künstlichen Kommunikation eine analytisch ergiebige Bestimmung von ML leistet, die dessen wesentliche Charakteristika, wie ich sie im zweiten Kapitel herausgearbeitet habe, in ihrem soziologischen Gehalt zu fassen erlaubt. In kritischer Auseinandersetzung mit dieser Bestimmung habe ich dann mit Blick auf die v.a. epistemischen Unwägbarkeiten des Einsatzes von ML einerseits zentrale Forschungsfragen bezüglich der empirischen *Realität von ML* extrapoliert. Es zeigte sich dabei, dass insbesondere die Beobachtung der *Realisierung von ML*, d.h. auf die Ermöglichung von künstlicher Kommunikation zielenden sozialen Prozesse Aussichten auf ein umfassenderes soziologisches Verständnis des Untersuchungsgegenstandes bieten würden.

Andererseits boten mir dieselben Unwägbarkeiten Anlass zu methodologischen Überlegungen hinsichtlich der empirischen Operationalisierbarkeit künstlicher Kommunikation im Lichte meiner Fragestellungen, beschreibt Espositos Konzeption doch de facto in erster Linie den erfolgreichen Einsatz von ML. Da dessen Gelingen angesichts der konstitutiven Spannungsmomente und Ambivalenzen der Sozialität von ML (Korrelation/Kausalität, Stochastik/Mechanik, Modell/Realität,

doppelter Informationsbegriff) jedoch keineswegs vorbehaltlos angenommen werden kann und womöglich gerade die Momente des Scheiterns von ML dessen sozialen Charakter prägen, wurde eine zweite Konzeption von *ML als soziotechnischer Praxis* eingeführt. Von dieser verspreche ich mir die Möglichkeit einer umfassenden Problematisierung von ML als empirischem Phänomen, die nicht nur Ereignisse künstlicher Kommunikation, sondern auch die Umstände von deren praktischer Realisierung für die Analyse ihrer sozialen Möglichkeitsbedingungen und Auswirkungen in einem umfassenden Sinne in den Blick bekommen kann.

Situationen maschinellen Lernens

Die Konzeption von ML als soziotechnischer Praxis soll nun als abschließende Spezifizierung der methodologischen Überlegungen eine situationstheoretische Unterfütterung erfahren. Diese Ergänzung wird den praxeologischen Zugriff auf ML als empirisches Phänomen mit einem pragmatistischen Situationsbegriff verschränken, mithilfe dessen der analytische Fokus der empirischen Beobachtungen insbesondere auf *problematische* Episoden der Praxis gelegt werden soll. Solche Episoden, deren Problemhaftigkeit sich etwa in Form von Problematisierungen der Beteiligten und/oder für Beobachter:innen als Unterbrechung regulärer, routinemäßiger praktischer Vollzüge zeigen kann, lassen sich mit John Dewey als Situationen verstehen.

Dessen Konzeption, die mir im Folgenden als analytische Basis dienen wird, ist im Kontext dieser Untersuchung anderen soziologischen Situationsbegriffen vorzuziehen, weil sie sich als besonders anschlussfähig an die erarbeitete praxeologische Perspektive auf ML erweist und diese aufgrund ihres analytischen Gehalts auf hilfreiche Weise ergänzt.²⁸ Diese Erweiterung des methodologischen Zugriffs ermöglicht einerseits die verbindliche Identifizierung von sozialen Situationen als konkreten Untersuchungseinheiten samt einem instruktiven Rahmen für deren Analyse, wie im Folgenden zu zeigen sein wird. Andererseits erlaubt die Kombination aus Praxeologie und Situationsanalyse, Tendenzen praxeologischer Beobachtungen sozialer Realität in Richtung der Überbetonung von Routine, Gewohnheit, Stabilität und Kontinuität, wenn nicht komplett zu vermeiden, so doch zumindest auszubalancieren.²⁹ Dies scheint mir mit Blick auf den Unter-

28 Eine explizite Auseinandersetzung mit weiteren Situationsbegriffen der Soziologie findet sich im anschließenden Abschnitt »Soziologische Bestimmungen der Situation«.

29 Praktiken stellen schließlich per Definition »einen Nexus von wissensabhängigen Verhaltensroutinen« (Reckwitz 2003, S. 291) dar. Dieser verweise auf »»menschliche« Akteure mit einem spezifischen, in ihren Körpern mobilisierbaren praktischen Wissen [und] regelmäßig auch ganz bestimmte Artefakte, die vorhanden sein müssen, damit eine Praktik entstehen konnte und damit sie vollzogen und reproduziert werden kann« (ebd.). Das Routinehafte gibt

suchungsgegenstand dieser Studie und die an diesen gerichteten Fragen zentral. Hatte ich oben im Anschluss an Espositos Konzeption von künstlicher Kommunikation gefragt, unter welchen Bedingungen sich diese überhaupt ereignen kann, lassen sich Antworten darauf wohl nicht zuletzt ex negativo erschließen. Im Sinne ethnomethodologischer Krisenexperimente (vgl. Garfinkel 1967, Kap. 2) wäre etwa davon auszugehen, dass sich maßgebliche Aspekte von ML als soziotechnischer Praxis Beobachter:innen gerade in jenen Momenten offenbaren, in denen deren routinemäßiger Vollzug unterbrochen ist und sich Bemühungen um die (Wieder-)Herstellung der Gelingensbedingungen von ML zeigen.

Darüber hinaus erscheint mir eine empirische Analyse, die Probleme von/mit ML ins Zentrum stellt, vor allem angesichts der bislang herausgearbeiteten ambivalenten Verfasstheit des Untersuchungsgegenstandes aussichtsreich. Schließlich wirkt im Anschluss an die bisherige Darstellung doch gerade die Annahme nahelegend, dass die konstitutiven Spannungen zwischen Korrelation und Kausalität, Modell und Realität sowie technischer Information und Sinn im Zusammenhang mit der opaken stochastischen Operationslogik algorithmischer Modellierungsverfahren für den praktischen Einsatz von ML doch jedenfalls ein großes Problempotenzial bergen. Diese Disposition möchte ich methodologisch produktiv wenden, indem ich die Probleme des praktischen Vollzugs von ML explizit zum Fokuspunkt meiner Untersuchung mache. Als empirischen Gegenstand werde ich ML daher vor allem über eine Analyse dieser Probleme, gleichermaßen aber auch der praktischen Lösungen zur Überwindung derselben zu erschließen versuchen. Zur Plausibilisierung eines konzeptionellen Rahmens für eine solche Analyse wird mir John Deweys Situationsbegriff dienen, der deshalb nun genauer erörtert werden soll.

Deweys Situationsbegriff³⁰

Für Dewey stellt eine Situation ein »hitch« (Dewey 1983 [1922], S. 125) dar; ein Hindernis, das Routinevollzüge (*habits*) unterbricht. Bezugspunkt seiner Konzeption sind biologische Überlegungen bezüglich des Verhältnis eines Organismus zu dessen Umwelt. Genauer geht es ihm um deren gegenseitige Anpassung mittels als »transactions« (Dewey 1984b [1930], S. 220, vgl. zudem Dewey & Bentley 1946³¹)

folglich Praktiken überhaupt erst ihre Form und gewährleistet ihr Fortbestehen. Aufgrund dieser Anlage mag ein praxeologischer Zugriff präreflexive Aktivitäten sowie die Rolle von Körpern und Dingen adäquater als andere soziologische Perspektive erfassen können, gerät jedoch da an Grenzen, wo Reflexivität und dynamischer Wandel für das beobachtete soziale Geschehen eine maßgebliche Rolle spielen (vgl. Pettenkofer 2017, S. 110).

30 Der folgende Abschnitt stellt eine überarbeitete und erweiterte Fassung von Überlegungen dar, die bereits in Groß & Wagenknecht 2023 publiziert wurden.

31 In dem gemeinsam mit Arthur Bentley verfassten Aufsatz »Interaction & Transaction« unterscheidet Dewey die beiden titelgebenden Phänomene systematisch. Beschreibe Interaktion

verstandener Aktivitäten, die im Wortsinn (*trans*) grundlegend relational bestimmt sind, nämlich auf und durch ihr Verhältnis zueinander (vgl. Bridge 2020, S. 69). Organismus und Umwelt erscheinen hier als Phänomene, deren geteilte ökologische Existenz von angemessenen Formen der Kooperation im Sinne der Ausbildung gemeinsamer Aktivitäten abhängt.

Dieser fortlaufende Abstimmungsprozess kann gelegentlich durch das unterbrochen werden, was Dewey Situationen nennt. Im Sinne der etwa aus Katastrophenfilmen bekannten Formel *We have a situation here*³² markieren Situationen Vorkommnisse abseits bekannter und ausgetretener Pfade, die in »strange lands« (Dewey 1983 [1922], S. 122) zu führen vermögen und dabei »disturbed, troubled, ambiguous, confused, full of conflicting tendencies, obscure« (Dewey 1986 [1938], S. 109) sein können. Solche Eindrücke zeugen von der konstitutiven Unbestimmtheit einer in Entstehung befindlichen Situation, in deren Angesicht die Überwindung der vorgefundenen Lage nicht auf direktem Wege möglich scheint.

Wichtig ist, dass die Situation hierbei als eigenlogisch verfasstes Phänomen verstanden wird. Entsprechend zielt Dewey mit seiner Konzeption gerade nicht etwa auf ein akteurszentriertes Verständnis der Situation, sondern betrachtet diese als Gegenstand eigenen Rechts, der für sich analysiert werden kann. Statt die eben genannten Situationseigenschaften als Resultate des Handelns von Akteur:innen oder deren bloß subjektiver Eindrücke zu erklären, insistiert Dewey: »It is the situation that has these traits. We are doubtful because the situation is inherently doubtful« (ebd.). Akteur:innen verfangen sich vielmehr in Situationen, als dass sie diese bewusst aktiv auslösen und was sie als ihre persönliche Eigenschaften oder Charakterzüge erleben, erweise sich vielmehr als Funktion der gegenwärtigen Situation (Dewey 1983 [1922], S. 18).³³ Es zeigt sich hier eine von Pragmatismus und Praxistheorie geteilte grundlegende Skepsis gegenüber reduktionistischer Handlungstheorie, die allzu selbstverständlich von Handlungen und Akteuren als analytisch isolierbaren Einheiten ausgeht (vgl. Joas 1992, S. 214).³⁴ Mit Deweys Situationsbegriff lässt sich

einen Vorgang »where thing is balanced against thing in causal interconnection«, sollte von Transaktion die Rede sein »where systems of description and naming are employed to deal with aspects and phases of action, without final attribution to ›elements‹ or other presumptively detachable or independent ›entities, ›essences,‹ or ›realities,‹ and without isolation of presumptively detachable ›relations‹ from such detachable elements.« (ebd., S. 509). Dass dieser begriffliche Vorschlag in Soziologie und Philosophie wenig Beachtung erfahren hat, mag an seiner ökonomischen Assoziation liegen (vgl. Wiese 2020, S. 14).

32 Dass deren wohl gängigste Übersetzung »Es gibt hier ein Problem« ist, weist schon auf die enge semantische Assoziation von Situation und Problem hin, die in der deutschen Sprache allerdings weniger stark ausgeprägt scheint.

33 Methodologischer ›Situationalismus‹ ist deshalb auch klar von methodologischem Individualismus unterscheidbar (vgl. Knorr-Cetina 1988a, S. 23f.).

34 Weitere Gemeinsamkeiten pragmatistischer und praxeologischer Wirklichkeitsbetrachtung sind die prinzipielle Ablehnung des cartesianischen Dualismus sowie die Betonung der Re-

jedenfalls kaum davon ausgehen, dass sich ›der Akteur‹ und ›die Handlung‹ aus dem je konkreten Geschehen abstrahierend herauslösen lassen. In seiner Perspektive erfasst die Situation die an ihr Beteiligten demgegenüber gewissermaßen ›mit Haut und Haar‹ und markiert nicht nur in kognitiver Hinsicht eine Herausforderung:

The sense of something problematic, of something perplexing and to be resolved, marks the presence of something pervading all elements and considerations. (Dewey 1984b [1930], S. 249)³⁵

Von solchen Annahmen ausgehenden ›situationalistischen‹ Perspektiven auf soziale Wirklichkeit geht es daher – mit Erving Goffman – weniger um »Menschen und ihre Situationen, sondern eher um Situationen und ihre Menschen« (Goffman 1986, S. 9). Diese methodologische Credo insistiert im Kern darauf, dass ein Verständnis der Eigenlogik und Dynamik sozialer Situationen analytische Priorität für das Verständnis sozialer Wirklichkeit hat. Diese stellen keinesfalls nur eine Verkettung von Einzelereignissen dar, sondern sind als »contextual whole« (Dewey 1986 [1938], S. 72) relevant, dessen zeitliche Dauer sich über sein Bezugsproblem definiert.

Die Überwindung einer Situation setzt voraus, dass ein Transformationsprozess in Gang kommt, dessen Verlauf nicht vorab antizipiert werden kann. So steht zunächst allein fest, dass gewohnte Skripte, Regeln und Routinen kaum Abhilfe schaffen und die Mittel zur Überwindung der Situation in dieser selbst gefunden werden müssen. In diesem Sinne stellen Situationen Herausforderungen und zugleich auch Chancen dar, bietet sich in ihnen neben der Gefahr von Scheitern und Kollaps doch ebenso das Potenzial für neue Entdeckungen und Einsichten, d.h. Lernerfahrungen, von denen die Betroffenen profitieren können. Aus diesem Grund ist für Dewey Situationsbewältigung eng mit einem weit gefassten Begriff von Forschung (*inquiry*) verknüpft, die ihm gewissermaßen als spezielle Form der Situationstransformation erscheint:

Inquiry is the controlled and directed transformation of an indeterminate situation into one that is so determinate in its constituent distinctions and relations as to convert the elements of the original situation into a unified whole. (ebd., S. 108)

Diese Überlegung verdeutlicht, dass Situationen nicht nur Gefahren – etwa des Scheiterns, Kollaps, Verlustes oder der Desintegration – inhärent sind, sondern darüber hinaus auch Impulse für die produktive Weiterentwicklung von Routinen bieten können. Dass »[r]eflexive Akteure [...] Effekte irritierender Situationen«

levanz von Körperlichkeit wie auch von Materialität, insbesondere der Dinge für Prozesse sozialer Ordnungsbildung (vgl. Dietz, Nungesser & Pettenkofer 2017, S. 7).

35 Für eine ausführliche Betrachtung der Relevanz von Emotionen im pragmatistischen Situationsverständnis Deweys vgl. Pettenkofer 2012.

(Potthast 2019, S. 390) seien, wäre etwa eine typische Ansicht der situationszentrierten Perspektive Deweys (vgl. Dewey 1983 [1922], S. 127ff.). In pragmatistischer Perspektive bieten Situationen vor allem Anlässe für Reflexion angesichts von Unbestimmtheit und können deshalb für genuin transformative Anliegen geradezu wünschenswert erscheinen. Zugleich stellt sich dann allerdings die Frage nach der Stabilität und Integrität der Praktiken, die in Situationen geraten (vgl. Pettenkofer 2017).

Für Forschung (*inquiry*) ist in jedem Falle von einem solchen Transformationsanliegen auszugehen (vgl. Brown 2012, S. 279) – und ebenso gilt dies für Kunst. So notiert Dewey, dass Wissenschaftlichkeit eine Haltung beschreibe, die ihren eigenen Zweifel genießen könne (vgl. Dewey 1984a [1929], S. 182). Nicht unähnlich erscheint ihm künstlerischer Ausdruck als »process in which both of them [self and environment] acquire a form they did not at first possess by progressive organization of ›inner‹ [imaginative] and ›outer‹ [concrete] material« (Dewey 1980 [1934], S. 65 u. 75). Beide weisen aufgrund der Trajektorien ihrer Aktivitäten eine Affinität zur Situationen auf, die deshalb – so viel kann im Vorgriff auf die empirischen Fallstudien bereits verraten werden – im Kontext künstlerischer und wissenschaftlicher Praktiken eine besondere Rolle spielen.

Der Status wie auch die Relevanz von Situationen sind prinzipiell als praxisrelativ zu verstehen (vgl. Brown 2012, S. 273), schon weil sie sich aus den je konkret gegebenen Umständen und Vorgeschichten praktischer Dispositionen heraus ergeben. In Deweys pragmatistischer Perspektive ist die Beteiligung an einer Situationen daher nicht durch vermeintlich objektivierende Parameter wie zeitliche und räumliche Nähe bestimmt, sondern durch die Verstrickung in eine gegebene situationale Unbestimmtheitslage (vgl. Bridge 2020, S. 71 u. 83).³⁶ Was zu einer Situation gehört, bestimmt sich im Zuge der Beurteilung situativer Relevanz (Brown 2012, S. 273). Dabei ist letztlich vor allem die Erwartung daran entscheidend, was zur Transformation situativer Unbestimmtheit beitragen könnte.

Situationen unterscheiden sich hinsichtlich des ›Einsatzes, den sie erfordern‹ (›stakes‹). So können sich manche Situationen als weitaus dringlicher, herausfordernder, anspruchsvoller oder umwälzender erweisen als andere. Unabhängig von jeweils konkreten Situationsdynamiken gilt allerdings für jede Situation, dass sie von einem Initialzustand der Unbestimmtheit ausgeht, der selbst die Bestimmung des vorliegenden Problems einschließt:

[I]t is artificial, so far as thinking is concerned, to start with a ready-made problem, a problem made out of whole cloth or arising from a vacuum. In reality such a ›pro-

36 Terminologisch unterscheide ich im Folgenden »situativ« und »situational« derart, dass sich die erstere Bezeichnung auf die Form einer Situation, die zweite hingegen auf die Beteiligung/Verstrickung an/in eine Situation, d.h. ihren Problemcharakter bezieht.

blem« is simply an assigned task. There is not at first a situation and a problem, much less just a problem and no situation. There is a troubled, perplexed, trying situation, where the difficulty is, as it were, spread throughout the entire situation, infecting it as a whole. If we knew just what the difficulty was and where it lay, the job of reflection would be much easier than it is [...]. In fact, we know what the problem exactly is simultaneously with finding a way out and getting it resolved. (Dewey 1998 [1933], S. 140)

Gerade mit Blick auf die empirische Analyse von Situationen soll deshalb zwischen situativen *Problemtisierungen* und bereits bestimmten *Problemen* unterschieden werden (vgl. auch Dewey 1983 [1930], S. 249). Die Bearbeitung einer Situation kann nicht einfach von den sie herbeiführenden Problemen ausgehen, sondern hat diese erst zu bestimmen, was gewissermaßen bereits ›die halbe Miete‹ bedeutet: »a problem well put is half-solved« (Dewey 1986 [1938], S. 112). Im Zuge von Problemtisierungen gewinnt die zunächst konfuse Situation an Kontur und Gestalt, bestenfalls verbunden mit baldiger Aussicht auf ihre ›Bereinigung‹ (vgl. Dewey 1983 [1922], S. 126, siehe auch Jung 2010).³⁷

Deweys Situationskonzeption bietet einen instruktiven Rahmen für die empirische Analyse von Situationen. Mit ihr erscheinen Situationen als Unterbrechungen des Gewohnten, deren plötzliches und unvorhergesehenes Auftreten für grundlegende Unbestimmtheit sorgt. Im weiteren Verlauf einer Situation zeigen sich Versuche ihrer sukzessiven Bestimmung. Die initiale Unbestimmtheit weicht konkreten Problemtisierungen der gegenwärtigen Lage, die ein Verständnis – und mithin eine Definition – der Situation leisten, auf dessen Basis Mittel und Zwecke für ihre Transformation ausgewählt und umgesetzt werden. Eine an Dewey geschulte soziologische Situationsanalyse ist deshalb vor allem als Problemanalyse zu verstehen. In Verschränkung mit den vorangehenden praxeologischen Überlegungen scheint es mir naheliegend, den sozialen Bezugspunkt von Situationen in Praktiken zu identifizieren und Situationen entsprechend als Störung ihres routinemäßigen Vollzugs zu verstehen, der unbedingt die Bestimmung der unmittelbaren Fortsetzung des Geschehens und ggf. eine erneute grundlegende Aushandlung der Routinen erforderlich machen kann (vgl. Pohlmann 2020).³⁸ Folglich werde ich ML nicht nur als soziotechnische Praxis untersuchen, sondern im Rahmen meiner Studie insbesondere *Situationen maschinellen Lernens* als Bestandteile dieser Praxis in den Blick nehmen.

37 Interessanterweise identifiziert Dewey in determinierenden Formgebung bzw. Ab- oder Aufklärung einer Situation »the essential function of intelligence« (Dewey 1983 [1922], S. 126), worauf zurückzukommen sein wird.

38 Routinen können Situationen zwar nicht unmittelbar beseitigen – sonst würden weitere gewissermaßen ihres Namens nicht würdig sein –, aber doch freilich indirekt zur Überwindung einer Situation beitragen, woraus Louis Quéré in Rekurs auf Dewey hinweist (vgl. Quéré 1998, S. 236).

Die konkret beobachteten Problematisierungen und Probleme werden dabei in ihrer Bedeutung für die untersuchten Praktiken angesichts ihres ambivalenten Status gerade auch hinsichtlich ihres Nutzens für die Praktiken zu untersuchen sein. In diesem Sinne werde ich mich mit Blick auf meine sozialtheoretisch motivierten Forschungsfragen empirisch dem ›pragmatistisch-situationalistischen‹ Credo verpflichten, dass sich – wenn überhaupt, dann – »erst in Situationen herausstellt, wer handelt und was wirkt und wie man die Effekte jeweils zurechnet« (Rammert 2007, S. 8).³⁹ Mittels einer empirischen Analyse von ML als Situationen konfrontierende und bewältigende soziotechnische Praxis verfolge ich das Anliegen, ML als soziales Phänomen im Sinne eines »ongoing, contingent accomplishment« (Garfinkel 1967, S. 1), soziologisch zu erschließen.

Um diesem Ziel näher zu kommen, werde ich nun zunächst Deweys Situationsbegriff soziologisch ausleuchten und kontextualisieren sowie insbesondere mit Blick auf die Anforderungen an die Untersuchungen von ML als soziotechnischer Praxis ergänzen. Anschließend daran werde ich im letzten Abschnitt des Kapitels mein konkretes methodisches Vorgehen und meine Untersuchungsfälle vorzustellen.

Soziologische Bestimmungen der Situation

Deweys Situationsbegriff weist Parallelen zu maßgeblichen soziologischen Konzeptionen der Situation auf, was einerseits mit dem sehr grundlegenden Gehalt seiner Einlassungen zu tun haben mag, zumal Deweys Situationsverständnis keinen übermäßig eklektischen Charakter aufweist, sondern vielmehr in vielerlei Hinsicht eine konzise Explikation gängiger Alltagsverständnisse leistet. Andererseits kann die hohe soziologische Kompatibilität der Situation nach Dewey womöglich auch mit der breiten historischen Wirkung pragmatistischen Denkens erklärt werden. Im Folgenden werde ich mich indes nicht der systematischen Rekonstruktion soziologischer Debatten um den Situationsbegriff widmen. Stattdessen werde ich das Ziel verfolgen, vor dem Hintergrund der anschließenden empirischen Fallstudie und im Anschluss an die vorgetragenen Überlegungen Deweys eine tiefenscharfe methodologische Konzeptualisierung der Situation als Untersuchungseinheit zu entwickeln – und mich dabei freilich auf einschlägige Beiträge zum soziologischen Situationsbegriff beziehen.

39 Darin steckt m.E. in Gestalt der Betonung von Relevanz und Eigenlogik ›kleiner‹ sozialer Formen wohl im Kern ein allgemeines Plädoyer für die ›mikrosoziologische‹ Betrachtung sozialer Wirklichkeit, verwandt etwa mit dem Insistieren darauf, »dass die Betrachtung und Behandlung von etwas als Datum stets kontextgebunden stattfindet« (Knorr-Cetina 1984, S. 159ff.), wie Karin Knorr-Cetina in ihrer wissenschaftssoziologischen Studie zur Fabrikation von Erkenntnis festhält.

Grundlegend – und gewissermaßen theorieübergreifend – seien soziale Situationen in soziologischer Betrachtung durch ein Thema bestimmt, das ihren Gegenstand darstelle und den geltenden Wirklichkeitsbezug definiere, führt Andreas Ziemann in seiner Erörterung der »soziologischen Strukturlogiken der Situation« (vgl. Ziemann 2013b, S. 113f.) aus. Darüber seien sie in ihrer Zeit- und Objektdimension erfassbar (vgl. ebd., S. 114ff.). Situationen unterlägen zudem gewissermaßen einem Zwang zur (expressiven und choreografischen) Inszenierung und seien in ihrer prozessualen Entfaltung von einem konstitutiven »Alteritätsprinzip« gekennzeichnet, das selbst angesichts des Ringens um »Handlungskontrolle« und »Kommunikationsmacht« unterstreicht, dass »Führung der Situation durch die Anderen« erfolge (vgl. ebd., S. 117f., 108 u. 116f.). Ziemann betont in seiner Einleitung zum von ihm herausgegebenen Sammelband zur »Philosophie und Soziologie der Situation« (Ziemann 2013a) darüber hinaus die mit soziologischer Situationsanalysen einhergehenden reflexiven Herausforderungen, die sich aus anthropologischen Basisüberlegungen ergeben: Menschen hätten als handelnde Personen immerzu einen reflexiven und selektiven Situationsbezug⁴⁰, wobei schon jede wahrnehmungsmäßige Bezugnahme *situativ* – innerhalb einer Situation – erfolge und darüber hinaus jedes Handeln *situiert*, also in konkrete Situationen eingebettet stattfinde und *situierend*, d.h. die Situation bestimmend wirke (vgl. ebd., S. 7f.).

Hatte ich oben dargelegt, dass meine Präferenz einer praxeologischen Untersuchungsperspektive gerade an meiner Skepsis gegenüber handlungstheoretischer Beschreibungen von ML liegt, so geht es mir bei diesem Hinweis auf den reflexiven Charakter von sozialer Situiertheit vor allem um Implikationen für die empirische Beobachtung von Situationen. Schließlich gilt nicht zuletzt für mich als ethnografischer Forscher, dass mein Handeln im Feld situierend wirkt, meine Beobachtungen als Handlungen in einem spezifischen empirischen Szenario situiert sind und sich situativ vollziehen. Damit gehen offensichtlich Anforderungen an methodische Kontrolle empirischer Beobachtung einher, etwa durch Reflexion meiner eigenen Positionalität und mithin Situiertheit als Feldforscher, auf die ich weiter unten explizit zu sprechen kommen werde. Im Anschluss an die Ausführungen zu Dewey möchte ich nun drei Kernaspekte sozialer Situationen hervorheben, die mir mit

40 Wie Talcott Parsons in seiner Beschreibung des Verhältnisses von »Aktor« – als Bezeichnung für »eine Einheit zum Zweck der Beschreibung und Analyse von Handlungssystemen« (Parsons 1986, S. 61), unterschieden von konkreten Akteur:innen – und Situation unterstreicht: »Er zeigt wie der Organismus eine gewisse Unabhängigkeit von seiner Umwelt bzw. von seiner Situation. Er »reagiert« nicht bloß auf deren Stimuli, sondern »nützt« die Situation, um seine Ziele und normativen Tendenzen voranzubringen. Die Beziehung zur Situation ist selektiv und nicht bloß einer der Abhängigkeit« (Parsons 1986, S. 68). Dies kann gewissermaßen als theoretisch elaborierte Spezifizierung des als »Thomas-Theorem« hinlänglich bekannten Credos zur Situationsdefinition gelten (»If men define situations as real, they are real in the consequences«, Thomas & Thomas 1928, S. 572).

Blick auf das weitere Vorgehen besonders maßgeblich erscheinen: die konstitutive Bedeutung von Problemen, die zentrale Stellung von Reflexion und schließlich die Implikationen situativer Unbestimmtheit.

Deweys Ansatz nicht unähnlich, verstehen auch Ann Mische und Harrison White Situationen maßgeblich über die Ungewissheit, die mit ihnen einhergeht, was den Aufbau verbindlicher Erwartungen verunmöglicht: »[T]he future is perceived [...] as problematic and unresolved« (Mische & White 1998, S. 700). Zudem seien Situationen – im Unterschied zu relativ belangloser »conversation« – dadurch ausgezeichnet, dass es in ihnen tatsächlich um etwas geht und es folglich auch etwas zu verlieren gibt. »Situations impose stakes« (ebd.) – und folglich wird Ihnen in der Regel ein hohes Maß an Relevanz zugeschrieben. Das Ungeklärte einer Situation beziehe sich indes auf sich überschneidende Beziehungen, die situativ akut werden und Klärungsversuche im Sinne eines transformativen »realignment« (ebd.) hätten sich auf diese zu beziehen. Das »Thema« einer Situation erweist sich damit als ein zu bestimmender »Problemaspekt« (Ziemann 2013b, S. 113) innerhalb des im Zuge einer Situationsdefinition sich implizit bestimmenden Bezuges auf die »restliche« soziale Wirklichkeit.⁴¹

Mit Blick auf die Unterscheidung zwischen »situation« und »conversation« (vgl. Mische & White 1998, S. 696f.) bleibt indes zu fragen, als wie trennscharf diese angesichts nicht immer völlig eindeutiger empirischer Verhältnisse verstanden werden kann. Beschreiben die Autor:innen in ihrem Aufsatz Situationen als »problematic, high-stakes episodes that cast our prescribed roles and trajectories into question« (S. 697), die von »social charge and mobilizing force« (S. 696) gekennzeichnet seien, fällt auf, dass die genannten Kriterien in binärer Logik (vorhanden/nicht vorhanden) womöglich qualitativ nicht hinreichend verstanden sind. Schließlich ist leicht vorstellbar, dass unterschiedlich in einer Situation nicht allein »alles« oder »nichts«, sondern durchaus unterschiedlich viel (Einsatz – *stakes*) auf dem Spiel stehen kann. Abhängig davon etwa, so scheint mir leicht ersichtlich, können sich ganz unterschiedliche Situationsdynamiken ergeben, etwa mit Blick auf die Intensität des Ringens um eine Lösung.

Ebenso scheint mir naheliegend, dass verschiedenen Situationen nach dem Grad der mit ihr einhergehenden Unbestimmtheit unterschieden werden können.

41 Ein ähnliches Argument fundiert das für die STS maßgebliche Konzept von »situatedness«, etwa im Sinne von »situated knowledges« (Haraway 1988) oder »situated action« (Suchman 1987, 2007). In diesem Sinne verstanden bezieht insistent »situatedness« darauf, dass jede Beobachtung aus konkreten sozialen Umständen heraus stattfindet und von diesen geprägt wird, was das Reklamieren einer vermeintlich objektiven Sichtweise auf die Welt als »god trick« (Haraway 1988, S. 581) entlarvt. Ein vermeintlicher »view from above« sei deshalb schlichtweg »from nowhere« (ebd., 589). Mit Blick auf den Gegenstand der Untersuchung erweisen sich darüber hinaus Konzeptualisierungsversuche derartiger Situierungsanliegen mit Blick auf Algorithmen als interessant, vgl. Draude et al. 2020.

Als »wie gravierend« eine Situation wahrgenommen wird, kann einerseits angesichts von drohenden Einsatzverlusten (*stakes*) abhängen, andererseits aber auch davon, als wie unklar und verwirrend sich die situativen Gegebenheiten zeigen, sowohl hinsichtlich der Bestimmung des Problems als auch mit Blick auf dessen Lösung, sofern dieses bereits bestimmt ist. Insofern ist anzunehmen, dass die Unbestimmtheit von Situationen unterschiedlich stark ausgeprägt sein kann. In diesem Zusammenhang unterstreicht David Stark die

difference between occasions when we look for solutions within a set of established parameters and other occasions [...] ripe with uncertainty and yet, precisely because of that, also ripe with possibilities. (Stark 2009, S. 2)

Es deutet sich hier an, dass in sozialen Situationen also nicht nur Einsatz und Unbestimmtheit, sondern gewissermaßen auch die Aussichten auf mögliche Erträge von deren Bewältigung variieren können. Diese drei Aspekte möchte ich als Ausprägungen dessen verstehen, was ich fortan *Situationalität*⁴² nennen werde. Entsprechend der vorangehenden Ausführungen kann diese unterschiedlich stark ausgeprägt sein. *Starke Situationalität* liegt dann etwa vor, wenn der Eintritt einer Situation mit der vorübergehenden Entwertung aller maßgeblicher bis dato verbindlicher Normen und Verständnissen der gegenwärtigen Lage, also umfassender Anomie oder Chaos einhergeht. Ebenfalls soll damit erfasst werden, was Luc Boltanski und Laurent Thévenot als »kritische Momente« (Boltanski & Thévenot 2011, S. 43) beschreiben: Ereignisse, in denen der Zusammenbruch einer vormals verbindlich geglaubten Ordnung mitsamt anhängender Routinen und Konventionen droht. Das Bewältigen solcher nicht selten konflikthafter Momente lasse sich allein qua Einigung auf eine legitime Realitätsprüfung oder aber durch einen Kompromiss zwischen den konfligierenden Parteien erreichen (vgl. ebd., S. 66 sowie Boltanski & Thévenot 2007, S. 302).⁴³ Dementgegen soll *schwache Situationalität* Situationsbedingungen beschreiben, unter denen mit der Unbestimmtheit der Situation ohne grundlegende Schwierigkeiten ein Umgang gefunden werden kann, diese sich mithin ohne allzu große Umwege bestimmen lässt. Die Situation erscheint dann nicht etwa grundlegend, sondern nur in gewisser Hinsicht als problematisch, wobei Probleme wie Lösungen sich nicht unmittelbar, aber bei entsprechenden Bemühungen doch

42 Entsprechend der Unterscheidung von *situativ* und *situational*, wie ich sie in Fn. 156 eingeführt habe.

43 Das Ringen um eine gemeinsame Situations- und mithin Wirklichkeitsdefinition zeige sich etwa im Gebrauch von Enthüllung suggerierender Floskeln wie »Tatsächlich«, »in Wirklichkeit«, »um ehrlich zu sein«, »was man ... nennt«, »was man als ... bezeichnet« (»was man als Wirklichkeit bezeichnet«), »ist nur«, »liegt zugrunde«, »unter dem Vorwand von« und so weiter« (ebd., S. 294).

recht zuverlässig zeigen. Und selbst im Falle eines Scheiterns an der Situation wären keine völlig katastrophalen praktischen Folgen zu erwarten (*low stakes*).

Zuletzt scheint mir mit Blick auf meine Untersuchung ein weiteres zentrales Kennzeichen von Situationen in Deweys pragmatistischem Verständnis deren enge Assoziation mit Reflexivität zu sein. Wie bereits ausgeführt, sorgt in Situationen die Unterbrechung von praktischen Gewohnheiten und Routinen in Form in Gestalt von Unbestimmtheit gewissermaßen für ein Sinnvakuum, das sich absent verbindlicher sinnförmiger Orientierungshilfen nur reflexiv füllen lässt. Es ist demnach die Situation, die Anlass und Impuls für Reflexion stiftet, womit sie auf die an ihr Beteiligten durchaus irritierend wirken kann (vgl. Dewey 1983 [1922], S. 127ff.). Dies gilt schon insofern, als dass die Beteiligten sich weniger aktiv auf die Situation einlassen, als vielmehr von ihr vielmehr »ergriffen« (Pettenkofer 2012) und zur Reflexion angestiftet zu werden. Praxeologisch betrachtet erweist sich situative Reflexion als Lern- und Innovationschance sowie Adaptionsoffensive zwischen einer Praxis und ihrer Umwelt. Die über Deweys pragmatistische Perspektive vermittelt Einsicht in den zentralen Stellenwert von Reflexion in situativem Geschehen kommt indes einer allgemeinen soziologischen »Aufwertung der Situation« gleich, wie Andreas Pettenkofer unter Rekurs auf Hans Joas und Laurent Thévenot festhält (vgl. ebd., S. 203). Er weist zudem darauf hin, dass die »Ergreifung« von Personen durch Situationen eine adäquate handlungstheoretische Beschreibung des Reflexionsvollzugs erschwert (vgl. ebd.). Deren Bezeichnung als Beteiligte (der Praxis, der Situation) erscheint daher in dieser Hinsicht plausibler als etwa von Akteur:innen auszugehen, liegt im Ergriffensein doch eine erlebensförmige passive Beteiligung vor, im Lichte derer die Situation selbst gewissermaßen den Takt anzugeben scheint. Die Möglichkeit, auf diese Aspekte zu fokussieren, halte ich für einen maßgeblichen Vorteil von Deweys Situationsbegriff, der sich in seiner methodologischen Anwendung gerade im Hinblick auf das verfügbare sprachliche Register zur Beschreibung von Situationen unter Beteiligung von ML zu eignen scheint, ist von solchen Situationen doch bereits vermutet worden, dass ihnen strikt handlungstheoretisch kaum beizukommen sein wird.

Situation und (Rechen-)Technik

Deweys Konzeptualisierung von Situationen bleibt auch unter Berücksichtigung von dessen expliziten Überlegungen zu Technik instruktiv. Technik betreffe laut Dewey »things and acts in their instrumentalities, not in their immediacies« (Dewey 1929, S. 122). Diese seien folglich nicht schon *für sich* Technik, sondern nur unter Bezug auf eine Entität, die sie als Technik nutzt sowie andere Dinge, die von der technischen Nutzung in Anspruch genommen werden (vgl. ebd., S. 122f.). Technik habe deshalb »an objective relation as its own defining property« (ebd.). Dieses Verständnis erweist sich vor allem aufgrund ihres relationalen Charakters als

anschlussfähig an die hier erarbeitete Operationalisierung von ML als soziotechnischer Praxis. Hatte ich in den vorangehenden sozialtheoretischen Einlassungen gleichermaßen nicht ML als Technik *für sich*, sondern unter Berücksichtigung ihrer sozialen Referenz verschiedene Eigenschaften zugeschrieben, war mein Anliegen hinter der praxeologischen Perspektivierung, eine möglichst ergebnisoffene empirische Beobachtungsdisposition zu ermöglichen. Die Zusammenführung von Deweys technikbezogenen Überlegungen mit seinem Situationsbegriff suggeriert, dass die anvisierte pragmatistische Grundierung dieser Perspektivierung dies zu leisten vermag. In pragmatistischer Betrachtung, so konstatiert Cornelius Schubert,

tools and instruments are neither neutral, nor are they autonomous or subservient – their transformative capacities emerge out of situations involving practical judgements. That is to say, in the pragmatist conceptualisation, tools, devices or instruments have no transformative qualities per se [...] nor can they be reduced to simple cases of social determinism. (Schubert 2015, S. 8)

Eine an Dewey geschulte methodologische Konzeptualisierung stößt allerdings offensichtlich dort an Grenzen, wo sie zur Beschreibung von Situationen dienen soll, an denen Rechentechnik, die zu Deweys Lebzeiten noch kaum vorstellbar war, auf maßgebliche Art und Weise beteiligt ist. Dieses Defizit soll jedoch freilich nicht kritisch Dewey als Mangel an dessen Konzeption angehängt werden, zumal es weit über ihn hinausweist und gleichermaßen soziologische Situationsverständnisse viel späteren Datums betrifft. Eine situationsanalytische empirische Untersuchung von ML wird zwangsläufig zu einem womöglich aussichtslosen Unterfangen, sofern dieser ein Situationsbegriff zugrunde liegt, der die Bedeutung der Beteiligung von Techniken und Medien nicht systematisch berücksichtigt. Eine solche Kritik ließe sich etwa Erving Goffman vorhalten, ist seinen einflussreichen situations-theoretischen Überlegungen doch gewissermaßen ein ›präsentistischer bias‹ zu unterstellen, wenn Situationen definiert als: »environments in which two or more individuals are physically in one another's response presence« und daraus schließt: »[that] [p]resumably the telephone and the mail provide reduced versions of the primordial real thing« (Goffman 1983, S. 2).⁴⁴

44 Dass Interaktion unter körperlicher Angesehenheit der Beteiligten ›realer‹ als ein Telefongespräch ist, lässt sich soziologisch schwerlich plausibilisieren. Dass historisch betrachtet mit der Verbreitung des ›Fernsprechens‹ jedoch aufgrund damit ermöglichter Erweiterungen verfügbarer Erfahrungsräume und Erlebensformen genuin veränderte Weltbezüge eingingen, darf indes als unstrittig gelten (vgl. Schrage 2001a, Kap. II.1 sowie 2001b). Dieser Aspekt soll indes an dieser Stelle nicht weiter vertieft werden, schon weil Goffmans Situationsbegriff im weiteren Verlauf des Arguments nicht zentral sein wird, da dieser und Deweys schlichtweg »worlds apart« (Ogien 2022, S. 38) voneinander sind. Situationen werden von Goffman vor

Diese Ansicht wurde u.a. von Karin Knorr-Cetina kritisiert. Ihr zufolge sei eine solche interaktionistische Perspektive nicht mehr angemessen zur Beschreibung einer sozialen Wirklichkeit, in der »Objekte an die Stelle von Menschen als Interaktionspartner treten und traditionelle, über Interaktion vermittelte soziale Einbettungen ersetzen« (Knorr-Cetina 2008, S. 25f.).⁴⁵ Mit Blick auf die technische Ausstattung von Situationen und insbesondere deren Mediatisierungsfunktion schlägt sie den Begriff der »synthetic situation« (Knorr-Cetina 2009) vor, um Umstände zu beschreiben, unter denen sich Menschen trotz physischer Abwesenheit in der »response presence« (ebd., S. 69) Anderer befinden. Mit dieser Konzeption überwindet Knorr-Cetina die Körper- und Lokalizitätszentriertheit der Situation in den Augen Goffmans – und implizit Deweys. Insbesondere aber problematisiert sie damit auch Goffmans »exclusive focus on human interaction« (ebd.). Situationen seien in ihrer je konkreten Gestalt und Dynamik keineswegs allein Resultat der physischen Ko-Präsenz menschlicher Akteur:innen, sondern maßgeblich von den »synthetics of synthetic situations« (ebd., S. 81f.) abhängig. Dieses Argument steht in engem Zusammenhang mit den methodologischen Erwägungen, die mich dazu bewegen haben, ML als *soziotechnische Praxis* zu operationalisieren.

»[G]etting the synthetics right« (ebd., S. 70, Hervorh. i.O.) – dies ist Knorr-Cetinas Kurzformel dafür, dass ein wesentliches Kriterium für das Gelingen sozialer Situationen unter maßgeblicher Beteiligung von Technik eine adäquate Einrichtung und Strukturierung derselben ist. Dies gilt auf der Ebene von »Sinnverarbeitung« (Kommunikation, Handlung) i.S.v. »assembling the right pieces of information ,[and] ordering them adequately« (ebd.) in Bildschirmarrangements (»scopic elements«, ebd., S. 83) und ist insbesondere mit Blick auf ML hinsichtlich der »epistemic function« (vgl. Knorr-Cetina 2014, S. 59) synthetischer Komponenten von Situationen relevant, weil diese die Kopplung von rechentechnischen und sozialen Operationen (etwa zu künstlicher Kommunikation) überhaupt erst ermöglichen. Darüber hinaus betrifft dies (rechen-)technische Infrastrukturen, die gewissermaßen das Rückgrat synthetischer Situationen darstellen (vgl. Marres 2020, S. 6).⁴⁶ Insofern wird für mich die empirischen Beobachtung von *Situationen maschinellen Lernens*

allem als verhaltens- und erfahrungsorganisierende Beschränkungsstrukturen, also in ihrer limitierenden Funktion verstanden, wohingegen sie Dewey in der beschriebenen Ambivalenz nachgerade als »locus of human experience« (ebd.) erscheinen.

45 Wenngleich 25 Jahre zwischen beiden Publikationen liegen, wage ich zu bezweifeln, dass Knorr-Cetinas Argument allein aus seinem technikhistorischen Kontext plausibel wird, zumal ihre bereits zehn Jahre zuvor veröffentlichten Überlegungen zu »objekt-zentrierter Sozialität« (vgl. Knorr-Cetina 1998) in eine ähnliche Richtung zielen.

46 Das seit der Covid 19-Pandemie berüchtigte Scheitern am Versuch der Herstellung einer stabilen Verbindung für Videokonferenzen kann hier wohl als nicht nur in akademischen Kreisen leidlich bekanntes Beispiel angeführt werden.

vor allem auch die Betrachtung des praktischen Zusammenspiels einer Vielzahl ›natürlicher‹⁴⁷ wie synthetischer Situationselemente bedeuten.⁴⁸

Noch über Knorr-Cetina hinausgehend hat Noortje Marres diese Problematisierungslinie weiter vorangetrieben. Mit »situational analytics« (statt *situational analysis*) schlägt sie eine Methode zur Untersuchung etwa von Kommunikation auf Social Media-Plattformen vor, für die sogenannte »semi-situations« charakteristisch seien: »moments in which ›aboutness‹ – the capacity of situations to have a coherent referent – or accountability between actors is not necessarily realized« (Marres 2020, S. 13). Marres' Beschreibungen verstehe ich als Indiz dafür, dass »*getting the synthetics right*« im Sinne einer Situationstransformation keinesfalls eine triviale Aufgabe darstellt. Verweise »aboutness« auf die ethnomethodologische Grundfrage »What is going on?«, so zeige sich, dass diese von Beteiligten in vielerlei ›Online-Situationen‹ kaum auf eine so aussagekräftige Weise beantworten werden können, wie die bei Situationen unter physischer Ko-Präsenz der Beteiligten der Fall sei (vgl. ebd., S. 3):

[S]ituations as they unfold in computational settings often do not unproblematically belong or contribute to clearly defined fields of activity, and may present not-quite situations or semi-situations. (ibd., S. 7)⁴⁹

Wenngleich es für deren Interpretation neue Möglichkeiten quantitativer Datenanalyse (*analytics*) gäbe, könnten diese zudem meist wenig zur Klärung der »aboutness« und insbesondere der »problematicness« (ibd., S. 4) einer Situation im prag-

47 Knorr-Cetina unterscheidet synthetische Situationen von »natural« situations« (ibd., S. 70), die für Goffman das »primordial real thing« (Goffman 1983, S. 2) waren: Situationen, die auf »response presence« im Sinne körperlicher Ko-Präsenz am gleichen Ort beruhen. An der relativierenden Zeichensetzung deutet sich jedoch m.E. recht deutlich an, dass es Knorr-Cetina kaum darum geht, diese etwa als »wahrhaft der menschlichen Natur entsprechende« Situationen zu markieren, vielmehr scheint es sich um eine ironische Anspielung auf Goffmans Formulierung zu handeln.

48 Und freilich potenziell auch eine Vielzahl unterschiedlich verfasster, natürlicher wie synthetischer Situationen, ist durch meine Konzeptualisierung von ML als soziotechnische Praxis doch keinesfalls festgelegt, dass es sich bei *Situationen maschinellen Lernens* um synthetische Situationen handeln muss. Stefan Hirschauer zufolge hätten Möglichkeiten von »Teleinteraktion« zur einer »Pluralisierung von Situationen« (Hirschauer 2014, S. 121) geführt, was freilich nicht gleichbedeutend ist mit einer prinzipiellen Vorrangstellung synthetischer Situationen. Angesichts der längst etablierten »Normalität der Koexistenz von ›natürlichen‹ und ›synthetischen‹ Situationen« (ibd.) erkennt er allerdings eine Herausforderung für den soziologischen Situationsbegriff gerade darin, »die erhebliche Medienvermitteltheit des Erlebens und des Wissens« (ibd.) innerhalb dieser Normalität adäquat zu erfassen.

49 Michael Wesch sowie Alice Marwick und danah boyd haben hat einen verwandten Aspekt dieser situativen Unbestimmtheit als »context collapse« beschrieben (vgl. Wesch 2009, Marwick & boyd 2011).

matistischen Sinne beitragen, sei doch ein Grundproblem von statistischen Korrelationsanalysen, dass sie die sinnhafte Verfasstheit und insbesondere die Unbestimmtheit von Situation nicht abbilden könnten (vgl. ebd., S. 3).⁵⁰

Nicht zuletzt aus diesem Grund habe ich für den empirischen Teil dieser Studie einen qualitativen methodischen Zugriff auf den Gegenstand dieser Untersuchung gewählt. Basierend auf einer praxeologische Operationalisierung werde ich die empirische Realität von ML zu beschreiben versuchen. Von einer Analyse der Situationen, die mit ML als soziotechnischer Praxis einhergehen, verspreche ich mir die Möglichkeit einer instruktiven soziologischen Erschließung von ML. Im Anschluss an die vorangehende Erörterung zentraler Aspekte von ML in der Forschungsliteratur wie auch insbesondere an die sozialtheoretischen Vorüberlegungen soll eine soziologische Auseinandersetzung mit ML ermöglichen, neue Aspekte der Sozialität des Untersuchungsgegenstandes auf Basis eines Verständnisses der mit ihm assoziierten Probleme zu erschließen, wie sie sich in empirischen *Situationen maschinellen Lernens* zeigen. Der nun folgende letzte Abschnitt dieses Kapitels wird das konkrete methodische Vorgehen der anvisierten empirischen Fallstudie zu ML-Situationen vorstellen.

Empirische ML-Situationsanalyse

Situationsanalyse und Situationsbegriff

Den Ausgangspunkt meiner Überlegungen zu geeigneten methodischen Verfahren der empirischen Untersuchung von ML stellt die Situationsanalyse (im Folgenden: SA) nach Adele E. Clarke dar (vgl. Clarke et al. 2018). Als umfängliches »Theorie-Methoden-Paket« (ebd., S. 24, übers. RG) präsentiert sich mir Clarkes Ansatz als vielversprechende Option für einen Konnex zwischen Praxeologie, Situationstheorie und meiner empirischen Fallstudie inkl. anschließender Datenanalyse und -interpretation. Nicht nur scheint Clarkes Konzeptualisierung von sozialen Situationen explizit an Dewey anzuschließen (vgl. ebd., S. XXV, 57 u. 69). Im Anspruch, Grounded Theory »after the interpretive turn« (Clarke et al. 2018) anzubieten, beansprucht sie zudem, sich auch methodologisch bzw. wissenschaftstheoretisch »auf der Höhe der Zeit« zu befinden, d.h. einen nicht naiv-positivistischen, sondern reflexiv belastbaren »Werkzeugkasten« für qualitative empirische Forschung anzubieten. Der von Clarke anvisierte »interpretive turn« der Grounded Theory bestehe für empirische Forscher:innen in der expliziten Zuwendung analytischer Aufmerksamkeit »toward understanding their own knowledge practices as situated« (Clarke et al. 2018, S. 11).

50 Marres weist darauf hin, dass dies im Übrigen auch Goffman bereits beobachtet habe, vgl. ebd. sowie Goffman 1964, S. 134.

Das die Wende weg von allzu positivistischen Varianten von Grounded Theory motivierende Argument, dass empirische Sozialforschung nur unter Berücksichtigung der eigenen Beobachtungsvoraussetzungen auf transparente (und eben nie »objektive«) Weise Resultate produzieren könne, möchte ich mir fraglos ebenso gern für meine Forschung zu eigen machen. Gewissermaßen analog zu Diskussionen um autologische Aspekte soziologischer Theoriebildung⁵¹ beginne Reflexion der eigenen empirischen Forschungspraxis (und der -ergebnisse) bei der Einsicht, dass diese offensichtlich an der Beobachtungssituation beteiligt sowie – im Sinne von »situatedness« (vgl. Fn. 161) – abhängig von den konkreten Begleitumständen der Forschung ist.⁵²

Vor allem aber wirkte Clarkes Ansatz affin zu meinen Bedenken bzgl. einer handlungstheoretischen Beschreibung von ML und, vermittelt darüber, zu meinem praxeologischen Ansatz, versteht sie sich doch als »antideterministic vis-à-vis causality« (ebd., S. 368) und skeptisch gegenüber allzu schematischen begrifflichen Oppositionen (etwa Handlung vs. Struktur, Mikro vs. Meso vs. Makro, vgl. ebd., S. 44).⁵³ Entsprechendes gilt für die »Erklärungsformel« »agency« (vgl. Fn. 40). Diese wird beschrieben als »something messy, sticky, and distributed, varyingly animating all the elements that constitute a particular situation.« Ausgehend von dieser kritischen Haltung gegenüber allzu mechanistischen Verständnissen sozialer Wirklichkeit lautet Clarkes Definition sozialer Situationen: »a somewhat enduring arrangement of relations among many different kinds and categories of elements that has its own ecology« (ebd., S. 17). Es handele sich um ein Arrangement aus heterogenen Elementen (»human and nonhuman, material, and symbolic/discursive«, ebd., S. 128) und insbesondere dem ökologischen Beziehungsgeflecht, das diese Elemente bilden, gelte das analytische Interesse dieser Variante von SA. Ansätze für Theoriebildung zum beobachteten situativen Geschehen seien folglich vor allem im »momentum of the relationality among the different elements in the situation« (ebd., S. 70) zu finden.

Im Sinne forschungspraktischer Implikationen dieser Annahmen stellt sich allerdings die Frage, wonach empirische Beobachter:innen im Feld schließlich konkret Ausschau halten sollten. Clarke plädiert unter Verweis auf Arbeiten u.a. von

51 Vgl. für den Fall von Gesellschaftstheorie: Luhmann 1997, S. 16–22, siehe auch Beetz 2010, Kap. III.

52 Was insbesondere in Anthropologie bzw. Ethnologie als zentral mit empirischer Sozialforschung befassten Disziplinen für anhaltende und nachhaltige historische Reflexionen zu den Implikationen des kolonialen Erbes im eigenen Fach und anthropologischer Wissensproduktion überhaupt geführt hat, etwa in Form der Debatte um »writing culture« (vgl. Clifford & George 1986), siehe auch Strathern 1987, Geertz 1993.

53 Für eine ausführliche Erörterung maßgeblicher Parallelen zwischen Clarkes SA und praxeologischer Methodologie vgl. Leger 2023.

Bruno Latour, Donna Haraway und Brian Massumi für »fresh *methodological* attention [...] to be paid to objects in situations: cultural objects, technologies, media – all the nonhuman, animate, and inanimate things that also constitute situations we study.« (S. 14). So einleuchtend und vielversprechend dies zunächst klingen mag, bleibt in den Ausführungen zur SA doch unklar, in welches analytische Verhältnis all die genannten heterogenen Elemente zueinander wie auch zur Situation zu bringen sind. Es ist hier die Integration (auch rechen-)technischer Sachverhalte in die Analyse daher zwar gewissermaßen explizit vorgesehen, etwaige Besonderheiten hinsichtlich des geltenden Verständnisses von Technik werden jedoch nicht expliziert. In diesem Umstand lässt sich an Clarkes SA erkennen, was Noortje Marres ihr als »residual naturalism« (2020, S. 7) attestiert, etwa im Hinblick auf die Schwierigkeit, situationsanalytisch eine Annäherung an digitale Infrastrukturen zu schaffen. Aspekte von Technisierung und technischer Vermittlung in sozialen Situationen, wie ich sie in Rekurs auf Marres und Knorr-Cetina als wesentlich für die Analyse von ML-Situationen herausgearbeitet habe, scheinen für Clarke keine analytisch relevante Rolle zu spielen.

Ähnliche grundlegende Schwierigkeiten zeigen sich angesichts meines Forschungsanliegens mit Blick einen weiteren Aspekt des Verfahrens. Es zeigt sich, dass Clarkes SA trotz vielfältiger Verweise auf einschlägige situationssoziologische Arbeiten über einen nur sehr vage bestimmten Situationsbegriff verfügt.⁵⁴ Neben den bereits erwähnten Dewey-Referenzen finden sich im entsprechenden Abschnitt zur Konzeptualisierung der Situation (vgl. Clarke et al. 2018, S. 68ff.) ebenso Bezüge auf Arbeiten u.a. von William & Dorothy Swayne Thomas, George Herbert Mead und Karl Mannheim, ohne dass in Auseinandersetzung mit diesen jedoch eine explizite theoretische Bestimmung der Situation erarbeitet würde. So bleibt es bei dem bereits referierten Verständnis der Situation als »a somewhat enduring arrangement of relations among many different kinds and categories of elements« (ebd., S. 17). Situationen bestünden aus mehreren Ereignissen und überdauerten diese (vgl.). In der Folge zeigt sich in Exkursen zu für Veranschaulichungszwecke referierten konkreten empirischen Fallstudien (vgl. ebd., S. 132–138, 177–194), dass im Zuge der darin durchgeführten Situationsanalysen die Situation mehr oder minder synonym mit dem Fall selbst, also dem empirischen Szenario als Untersuchungsgegenstand wurde.

Mit Blick auf mein Forschungsanliegen besteht folglich ein wesentliches Problem darin, dass Clarkes SA deutlich mehr als »nur« eine Analyse von empirischen Situationen im Sinne Deweys zu untersuchen beansprucht. Sie zielt nicht zuletzt vor allem auf eine Erschließung der »broader situation« (Clarke et al. 2015, S. 14),

54 Dass dem Situationsbegriff allgemein interessanterweise in theoretischen Debatten deutlich mehr Beachtung geschenkt zu werden scheint als in der empirischen Sozialforschung, bemerkt Jürgen Friedrichs schon 1974 (vgl. Friedrichs 1974, S. 46).

d.h. der »social worlds« und »arenas«, innerhalb derer sich die untersuchte Situation abspielt. Abgesehen von fragwürdigen gesellschaftstheoretischen Implikationen dieser von Anselm Strauss übernommenen Konzeptualisierung⁵⁵ scheint es mir im Lichte meines Untersuchungsanliegen nicht unmittelbar naheliegend, konkrete Situationsanalysen um (zudem fraglos aufwendige) Analysen des die Situation rahmenden organisationalen bzw. institutionellen Gefüges zu erweitern. Es zeigt sich in konkreten empirischen Situationsanalysen (etwa Fosket 2015, Washburn 2015, Pérez & Cannella 2015, Gagnon, Jacob & Holmes 2015, French & Miller 2015) sogar, dass die Erschließung der »broader situation of interest« (Clarke et al. 2018, S. 117) letztlich das Hauptziel des Verfahrens darzustellen scheint. Dieses – ein verständnisfördernder »sense of the ›big picture« (ebd.) – kann jedoch freilich nur auf der Basis konkreter empirischer Situationsbeobachtung aus erreicht werden.

Da sich Clarkes Verfahren der SA in zentralen Hinsichten als maßgeblich inkompatibel mit meinem Forschungsanliegen erweist, vermag dieses also trotz gegenteiliger erster Eindrücke kein maßgeschneidertes »Theorie-Methoden-Paket« für meine empirische Untersuchung bieten.⁵⁶ Sowohl mit Blick auf sozialtheoretische und methodologische Grundüberlegungen wie auch die Spezifika meines Untersuchungsgegenstandes deuten sich grundlegende Komplikationen an. Deshalb werde ich in Abgrenzung von Clarkes Ansatz eine eigene Variante empirischer Situationsanalyse vorstellen und durchführen und dafür auf bereits geschaffene methodologische Grundlagen zurückgreifen. Die vorangehende, gemessen an den überschaubaren Erträgen womöglich exzessiv anmutende Auseinandersetzung mit Clarkes Situationsanalyse sollte indes ex negativo implizit bereits die Konturen des von mir anvisierten methodischen Vorgehens vermittelt haben. Dieses wird sich analytisch maßgeblich auf Deweys Situationsbegriff stützen, um eine Analyse von Situationen maschinellen Lernens als empirische Problemanalyse durchzuführen.

55 »Society as a whole then, can be conceptualized as consisting of layered mosaics of social worlds and arenas that are constantly in flux« (Clarke et al. 2007, S. 364).

56 Dass ich darüber hinaus auch das Erschließen von Situation mittels »Kartografieren« als maßgebliches analytisches Verfahren von Clarkes SA (vgl. Clarke et al. 2018, S. 17f.) nicht überzeugend finde, liegt vor allem an dessen analytischen Implikationen. M.E. gibt es angesichts der qualitativen Unterschiede einblendenden Darstellungsform der Verhältnisse zwischen in »situational maps« »kartierten« Situationselementen keine Möglichkeit, mittels eines solchen Mappings Ambivalenzen in deren Beziehungen zum Ausdruck zu bringen, weil allein die Stärke/Intensität/Relevanz einer Beziehung sowie die Position (zentral/peripher) der beteiligten Elemente als Mittel zur Kennzeichnung von deren Charakter eingesetzt werden können. Für weiterführende Überlegungen zu inhärenten Limitierungen der Präsentation von Informationen mittels Kartierung in Clarkes SA bzgl. der Kartierbarkeit von Komplexität und Multidimensionalität von Untersuchungsgegenständen vgl. Uri 2015.

und darüber soziologisch ML im vorgestellten Sinne als soziotechnische Praxis zu erschließen.⁵⁷

Eine vergleichende ethnografische Fallstudie

Zur empirischen Beobachtung von Situationen maschinellen Lernens werde ich eine vergleichende ethnografische Fallstudie durchführen. Ethnografische Zugänge haben sich in der sozial- und geisteswissenschaftlichen Erforschung von ML bislang fraglos als überaus fruchtbar erwiesen.⁵⁸ Deren Produktivität leuchtet anhand einer Reihe von Eigenschaften ethnografischer Methoden ein, die insbesondere angesichts meines spezifischen Anliegen im Zusammenhang mit der empirischen Untersuchung von ML aussichtsreich scheinen. Wenngleich sich die Effekte des Einsatzes von ML soziologisch grundlegend mit einer Vielzahl methodischer Zugänge erforschen lassen, kann es gewissermaßen als das Privileg des ethnografischen Modus teilnehmender Beobachtung gelten, Daten zu erheben, mithilfe derer sich die praktische Genese dieser Effekte *in situ* rekonstruieren lässt (vgl. Marda & Narayan 2021, Blackwell 2021). Gerade angesichts eines so facettenreichen Phänomens wie ML, dessen teils gravierende Auswirkungen in einer Vielzahl sozialer Zusammenhänge evident (und unlängst wissenschaftlich dokumentiert) sind, erscheint ein tiefenscharfes Verständnis von je konkreten Umstände und Bedingungen der Folgen des Einsatzes von ML »account for the realities that give rise to such outcomes«, vgl. Marda & Narayan 2021, S. 187) unbedingt erstrebenswert.⁵⁹ Ethnografischen Feldforscher:innen bietet sich dabei zudem mittels »Relevanzaufspürung« (Hirschauer & Amann 1997, S. 20) nach (in aller Regel) feldfremden Kriterien die Möglichkeit, dessen implizite Logik und Dynamik zu explizieren, im Feld als selbstverständlich Angenommenes zu problematisieren und vermittelt darüber ethnografische Berichte über das Feld zu produzieren (vgl. ebd., S. 24).⁶⁰

57 Diese Perspektive weist insbesondere in ihrer situationstheoretischen Fundierung Parallelen zur von Florian Jatón und Philippe Sormani jüngst vorgeschlagen Untersuchung von ML im Sinne der »situated production of commensurabilities« (Jatón & Sormani 2023) auf. Dass sich zeitgleich zu und unabhängig von dieser Studie ähnlich ausgerichtete Ansätze in der sozial- und geisteswissenschaftlichen Forschung zu KI/ML entwickelt haben, deute ich als Ausdruck des Potenzials eines pragmatistisch grundierten »flank movement in the understanding of ›AI‹« (ebd., S. 626).

58 Für konkrete Fallstudien siehe etwa Both 2021, Henriksen & Bechmann 2020, Jatón 2021, Marda & Narayan 2021, Moats & Seaver 2021, Sachs 2020.

59 Wenngleich mit dem »Durchführungscharakter« (Hörning & Reuter 2006, S. 56) der Methode freilich zugleich einhergeht, dass die untersuchte Praxis immer nur partiell-situativ und deshalb etwa Routinen weder in ihrer »Routinenhaftigkeit« noch in ihren langfristigen Veränderungsdynamiken beobachtet werden können.

60 Die ggf. auch für die Angehörigen des Feldes instruktive Einsichten bereithalten können. Dies berichtet etwa Diane Forsythe über Reaktionen zu Publikationen ihrer Forschung zu Exper-

Mittels eines ethnografischen Vorgehens kann nachvollzogen werden, wie sich ML als mehrstufiger Akkumulationsvorgang entfaltet bzw. wie es als soziotechnische Praxis über verschiedene Zeitpunkte hinweg seine Gestalt gewinnt und verändert. Dies verspricht instruktive Einsichten, gerade weil es eine solche Perspektive erlaubt, Zusammenhänge sichtbar zu machen, die sich aus den finalen Produkten der untersuchten Praktiken nicht erschließen lassen. Mit Blick auf die zwei Anwendungen von ML in Kunst und Wissenschaft, die meine Untersuchungsfälle darstellen werden, ist dies unmittelbar offensichtlich. Die Betrachtung von Kunstwerken und wissenschaftliche Publikationen mag für sich interessante und inspirierende Einsichten hervorbringen. Doch ist mit Blick auf meinen Untersuchungsgegenstand ML unbedingt zu beachten, was Diane Forsythe bereits vor 30 Jahren in ihrer Forschung zu Expertensystemen feststellte: Die als ›finale Resultate‹ deklarierten Produkte soziotechnischer Praxis sind in aller Regel hochgradig bereinigte Gegenstände, wobei Spuren gerade der für deren Genese ganz entscheidenden sozialen Dynamiken, Problemen und Konflikten bewusst getilgt worden sind (vgl. Forsythe 1993, S. 465).⁶¹ In ethnomethodologischer Perspektive erscheinen solche als Endpunkte markierten Phänomene mithin immerzu als erklärungsbedürftige »practical accomplishments« (Garfinkel & Sacks 1986, S. 163). In diesem Sinne gilt gewissermaßen als Credo für die vorliegende Untersuchung, was Florian Jatón in der Einleitung seiner ethnografischen Studie zu Algorithmen als methodologischen Grundsatz formuliert:

[W]hat ends up being called a ›mathematical model‹, ›code‹, or even ›algorithm‹ must be, one way or another, the product of accountable courses of action unfolding within specific situations [...]. (Jatón 2021, S. 23)

tensystemen in einer Replik zu James Flecks Kritik Ihrer Arbeit (vgl. Forsythe 1994, S. 120f., Fleck 1994). Fleck hält Forsythe vor, sie trivialisiere das Wissen der beobachteten Ingenieure und erzeuge mithin ein Verhältnis epistemischer Asymmetrie (vgl. ebd., S. 106ff.) – ein Vorwurf, der besonders aufgrund der Kolonialgeschichte des Faches im anthropologischen Diskurs fraglos Gewicht hat. Der Anschuldigung, sie stelle die beobachteten Ingenieure unangemessen vereinfachend (und herablassend) als naive »techies« (ebd., S. 107) dar, entgegnet Forsythe, dass dies ihren Untersuchungskontext völlig falsch charakterisiere. Sie befinde sich tatsächlich in einem Verhältnis des »studying up« (Forsythe 2001, S. 120), da die von ihr beobachteten Personen einen höheren sozialen Status als sie innehätten. Folglich hätten sie die Zusammenarbeit jederzeit beenden können, zumal Forsythe offiziell in dem untersuchten Projekt beschäftigt und damit umso mehr vom Wohlwollen ihrer Informanten abhängig gewesen sei. Ausführungen zu meiner konkreten Positionalität als Feldforscher im Kontext meiner Fallstudie finden sich im nachfolgenden Abschnitt »Positionalität im Feld« (S. 160–165).

61 Forsythe verweist hier auf ihre eigene Erfahrung als Ethnografin wie auch auf die mündlich kommunizierte Beobachtung Susan Leigh Stars, insbesondere Informatiker:innen hätten die Tendenz, das Soziale aus den Produkten ihrer Arbeit geradewegs zu löschen (»delete the social«), vgl. ebd. sowie S. 476 (Anm. 70).

Folglich stellen Algorithmen in diesem soziologisch plausibilisierten erweiterten Sinne den Gegenstand von Jatons Untersuchung dar. Jenseits von »well-defined computational procedure[s]« (Burke 2019, S. 1) und deren materieller Manifestation als rechentechnischer Code berücksichtigt Jatons genetische Perspektive auf die soziale Emergenz von Algorithmen (»Constitution of Algorithms«) in erster Linie die zur dieser auf verschiedene Weise beitragenden Aktivitäten (vgl. Jatón 2021, S. 16). Als solche identifiziert er auf Basis empirischer Beobachtungen verschiedene praktische Bemühungen um das »Ground-Truthing, Programming, [and] Formulating«, die notwendige Bedingungen für die Implementierung von Algorithmen als Rechentechnik darstellen. Jatón untersucht, wie der praktische Einsatz von Algorithmen ermöglicht wird, indem er die Aktivitäten von deren Herstellung (bzw. Konstitution) von konzeptuellen Entwürfen bis hin zur technischen Anwendung ethnografisch in entsprechenden Forschungseinrichtungen nachverfolgt.

Analog dazu werde ich empirisch das praktische Geschehen in den Blick nehmen, das zur Manifestation dessen beiträgt, was schlussendlich ML genannt wird. Dabei werde ich ML als soziotechnische Praxis der Kooperation verschiedenartiger »machine learners« (Mackenzie 2017) verstehen und mich analytisch – konzeptuell vermittelt über Deweys Begriff der Situation – insbesondere auf die mit der Anbahnung einer solchen Kooperation einhergehenden Probleme fokussieren. Als ethnografischer Feldforscher werde ich im Rahmen zweier Fallstudien vor allem diesbezüglich »Relevanzaufspürung« (Hirschauer/Amann 1997, S. 20) betreiben, d.h. im Rahmen des praktischen Vollzugs als problematisch, aber dabei zugleich auch als selbstverständlich Markiertes und womöglich als routinemäßig Auftretendes nicht weiter explizit Thematisiertes meinerseits problematisieren (vgl. ebd., S. 24).⁶²

Im Kontext meiner ethnografischen Feldforschung werde ich in meinen Fallstudien vor allem im Modus teilnehmender Beobachtung Forschungsdaten erheben. Dabei werde ich als Ethnograf »selbst das ›Forschungsinstrument‹« darstellen und mithin »das methodische Konzept verkörpern« (Breidenstein et al. 2020, S. 42). Ethnografische Verfahren stellen als Formen »erfahrungsbasierter Forschung« unter reaktiven, nicht kontrollierbaren Bedingungen in besonderem Maße Methoden dar, in denen die Maxime eines offenen Forschungsprozesses besonders zur Geltung kommt (vgl. ebd.).⁶³ Damit gehen besondere Anforderungen an Forscher:innen

62 Dies gilt insbesondere auch im reflexiven Selbstbezug: Gerade Fehlschläge und mutmaßliche Sackgassen in einer gegebenen Forschungssituation können als »Gelegenheiten der Relevanzaufspürung« verstanden werden: »Wo etwas verborgen wird, zeigt ein Feld, dass es etwas zu sehen gibt; wo man etwas falsch versteht, gibt es etwas Interessantes zu verstehen; was auf den ersten Blick als scheiternder Zugang erscheint, ist schon das erste Datum« (Breidenstein et al. 2020, S. 44).

63 Und die sich zudem historisch als resistent gegenüber (einen Zuwachs an Kontrolle und Zuverlässigkeit versprechenden) Versuchen einer allzu starken Formalisierung des Forschungsprozesses erwiesen haben (vgl. Pöferl & Schroer 2022, S. 3), wenngleich diese Tendenz mitun-

einher, die sich dem aufgesuchten Feld in »anhaltender Kopräsenz« (ebd., S. 45) aussetzen und dabei in ihren »Verhaltens- und Beobachtungsweisen« gewissermaßen mimetisch der »gelebten Ordnung des Feldes« (ebd., S. 43) anzupassen haben.⁶⁴ So haben Feldforscher:innen etwa mit »Immunreaktionen« (Wolff 2000, S. 343)⁶⁵ des Feldes gegenüber ihren Zugangsversuchen zu rechnen. Angesichts solcher (und anderer) forschungspraktischer Hürden sind sie darauf angewiesen, im Sinne eines »feldspezifischen Opportunismus« (Breidenstein et al. 2020, S. 39 u. 44) Gelegenheiten zu erkennen und auf sich verändernde Bedingungen flexibel im Sinne ihres Forschungsanliegens zu reagieren. Dies mag auf Seiten der Forscher:innen für grundlegende Verunsicherung sorgen. Doch ist diese Verunsicherung nachgerade als »gesuchter Zustand« (ebd., S. 45, Hervorh. i.O.) zu verstehen, kann mit ihr doch bestenfalls gleichermaßen ein geschärftes Bewusstsein für die Kontingenzen des beobachteten Geschehens einhergehen.

Ein solches Bewusstsein stellt sich im Grunde als Möglichkeitsbedingung von Erkenntnisgewinn mittels ethnografischer Forschung dar, ist sie doch als Voraussetzung dafür anzusehen, dass Feldforscher:innen dem Wissen der im Feld »Beheimateten« Neues hinzufügen können. Neben tiefscharfer Kenntnis des untersuchten Feldes (auch etwa in fachfremden wissenschaftlichen und technischen Hinsichten) und über den eigenen Untersuchungsfall hinausweisendes Anregungspotenzial für innerfachliche Debatten kann dies als maßgebliches allgemeines Gütekriterium »guter Ethnografie« verstanden werden (vgl. Hess 2007, S. 238f.) – unabhängig von disziplinärem Hintergrund und spezifischem Untersuchungsgegenstand. Als genuin soziologische Ethnografie wendet sich meine Fallstudie – im Unterschied zu Forschung in anderen Disziplinen – indes keinem mir größtenteils fremden oder nur aus der Literatur vertrauten Wirklichkeitsausschnitt, sondern einer mir »mehr

ter in zugespitzter Form für gewissermaßen mystifizierende Formeln zur Abwehr von objektivierenden Kriterien für gelungene Ethnografien sorgte. So geben die Kulturanthropologen George E. Marcus and Michael M. J. Fischer 1986 in diesem Zusammenhang lapidar zu Protokoll: »You only know one when you read one« (Marcus & Fisher 1986, S. 266). Dass ausbleibende Formalisierung allerdings keinesfalls gleichbedeutend mit methodischem Eklektizismus sein muss, kann mittlerweile als Konsens gelten, vgl. insb. für Technikethnografie i.S.v. STS: Hess 2007, S. 238f., siehe darüber hinaus grundlegender etwa Gay y Blasco & Wardle 2006, Breidenstein et al. 2020. Für grundlegende Darstellungen des ethnografischen Vorgehens als systematische Forschungspraxis vgl. etwa Gobo 2008 und Hammersley & Atkinson 1995.

64 In diesem Sinne erscheint die Rede vom »Methodenzwang des Feldes« (Hirschauer/Amann 1997, S. 19) plausibel.

65 Als typische Reaktionen nennen Breidenstein et al. unter Verweis auf Thomas Lau und Stephan Wolff etwa das »Hochzonen« – Verweise auf die Zuständigkeit höherer Autoritäten –, das »Abwarten« – Hinhalten bzw. Aussitzen von Anfragen – sowie die strategische Integration der Forscher:innen in feldinterne Angelegenheiten, das sog. »Eingemeinden« (vgl. Breidenstein et al. 2020, S. 61).

oder weniger vertrauten Welt« (Pöferl & Schroer 2022, S. 2) zu, die es auf erkenntnisgenerierende Weise soziologisch zu befremden gilt.⁶⁶

Zwei empirische Fälle in Wissenschaft und Kunst

Die empirische Untersuchung wird in Form einer vergleichenden Fallstudie exemplarisch ML-Anwendungen in Kunst und Wissenschaft in den Blick nehmen. Die Auswahl dieser Untersuchungsfelder erfolgte maßgeblich aus zwei Gründen. Erstens scheinen Kunst und Wissenschaft – in Anknüpfung an die referierten Überlegungen Deweys zu den Potenzialen von Situationen – als »Heimaten« experimenteller Praktiken in besonderem Maße aufschlussreiche Beobachtungen des Umgangs mit situativer Unbestimmtheit und technischer Kontingenz zu versprechen. Wie Hans-Jörg Rheinberger argumentiert, sind beide Felder konstitutiv von epistemischer Unsicherheit geprägt (vgl. Rheinberger 2019) und zeitigen »forms of world exploration« (ebd., S. 236), die auf die Herstellung neuer Weltbezüge qua Wissen oder künstlerischen Formen abzielen. Deshalb ist zu vermuten, dass diese Disposition in der Einrichtung und dem Ausprobieren von (wissenschaftlichen wie künstlerischen) Experimentalanordnungen unter Einsatz von ML dessen Eigenlogik besonders zur Geltung bringen könnte. »Experimentieren« (»Experimentation«) birgt mit Rheinberger epistemische wie ästhetische Potenziale in sich, die ohne die Unwägbarkeiten einer solchen Praxis nicht zu haben wären. Von ML-Experimenten in Kunst und Wissenschaft soll deshalb vermutet werden, dass ihre Beobachtung nicht zuletzt auch spannende Erkenntnisse über ML zutage fördern können. Es kann vermutet werden, dass in Kunst und Wissenschaft in weitaus größerem Maße als »andernorts« explizit an unausgeschöpften (wenn nicht gar noch unbekannten) Potenzialen von ML gearbeitet wird, schon in dem Sinne, dass in Experimentalsettings nicht im Vorhinein bestimmt werden kann, welcher Art Ergebnisse überhaupt zu erwarten sind. Kunst wie Wissenschaft sind in diesem Sinne von kreativen Praktiken gekennzeichnet, die in ihrer Ausrichtung auf die Herstellung neuartiger ästhetischer oder epistemischer Objekte hin ausgerichtet sind. In dieser Tendenz können sie als »objectual practice« (Knorr-Cetina 2001) verstanden werden. Mit diesem Begriff beschreibt Karin Knorr-Cetina Praktiken, die weniger von einem routinemäßigen, regelhaften Charakter als vielmehr durch ein sich dynamisch erst stabilisierendes Geschehen geprägt sind. Sie bezieht sich dabei vor allem auf die Eigenschaften und den zentralen Status von »epistemic objects« (vgl. Rheinberger 1997) im Kontext wissenschaftlicher Praxis. Um deren »changing, unfolding character« (Knorr-Cetina 2001, S. 182) als »processes and projections rather than definite things« (ebd.,

66 Spezifische Ausführungen bezüglich meines Verhältnisses zu den untersuchten Feldern finden sich weiter unten im Abschnitt »Positionalität im Feld«.

S. 181) zeichnen sich Konturen einer Form von Praxis ab, deren initiale Unbestimmtheit in ein interessantes Verhältnis zur ML eigenen technischen Kontingenz treten könnte.

Wenn es in Kunst und Wissenschaft also explizit um die experimentelle Hervorbringung von genuin Neuem geht, dann sollte der Einsatz von ML hier gerade auf Affordanzen von ML abzielen, die andere technische Arrangements nicht bieten können. Zudem scheint denkbar, dass in Kunst und Wissenschaft in besonderem Maße produktiv zu machen versucht wird, was in anderen Zusammenhängen – man denke etwa an Wirtschaft, Politik oder Verwaltung – als zu unwägar oder riskant abgelehnt werden muss. Es wird angenommen, dass dabei gegenüber anderen Anwendungsfeldern von ML zudem weniger systemisch bedingte Motivation zur Invisibilisierung von Unwägbarkeiten vorliegt. Damit ist gemeint, dass in wissenschaftlichen Experimenten die Transparentmachung der operativen Bedingungen im Sinne der Ermöglichung von Reproduzierbarkeit normativ regulierend wirkt, während im künstlerischen Einsatz von ML gleichermaßen die ästhetische ›Erkundung von Unbekanntem‹ ein wesentliches Motiv darstellt. Weniger umständlich formuliert: Künstlerische wie wissenschaftliche Praktiken bieten die Aussicht auf innovative Formen des Einsatzes von ML und sind – aus unterschiedlichen Gründen – auf einen reflexiven Bezug auf ML angewiesen.

»Experimentation« im Sinne Rheinbergers weist darüber hinaus eine interessante Parallele zum Konzept der sozialen Situation auf. Denn es sind gerade die mit ML verbundenen situativen Spannungen, Hindernisse und Schwierigkeiten, die für jene unbestimmten und unvorhersehbare Momente sorgen, die sich rückblickend nachgerade als Voraussetzung generativer Einsichten und produktiver Ergebnisse erweisen. Pragmatistisch gewendet sind Wissenschaft wie Kunst daher explizit auf Situationen angewiesen. Situationen sind hier – vorbehaltlicher ihrer antizipierten produktiven Auflösung – mithin keine Ausnahme, sondern die Regel. Dies bringt Kunst und Wissenschaft in ein interessantes Verhältnis zu ML, und ebenso zu Situationen im Sinne Deweys. Es ist anzunehmen, dass die situative Präsenz und Wirkung von ML aufgrund seiner Eigenschaften für spezifische Situationen sorgen wird. Von diesen Situationen wird im Umkehrschluss vermutet, dass sich ihrer Beobachtung Einsichten zur Sozialität von ML gewinnen lassen. Mein Interesse ist dabei nicht auf die Beobachtung des ›Meisterns‹ von ML-Situationen beschränkt. Neben der produktiven und generativen Transformation von Situationen können schließlich gleichermaßen Pannen, Misserfolg und Scheitern Wesentliches über den Untersuchungsgegenstand verraten. Im Fokus auf die Beobachtung problematischer Episoden in ML sollen deshalb beide Momente seiner praktischen Entfaltung eingefangen werden.

Darüber hinaus fiel die Wahl auf Fälle in Kunst und Wissenschaft aus einem zweiten, forschungspragmatisch motivierten Grund. Gegenüber anderen Zusammenhängen sind Kunst und Wissenschaft als Anwendungsgebiete von ML von sozi-

al- und geisteswissenschaftlicher Forschung wie auch von (post-)massenmedialer Berichterstattung bislang verhältnismäßig weniger beachtet geblieben. Dies mag nicht zuletzt auch mit dem Maß an skandalträchtigeren Feldern beigemessener außerwissenschaftlicher Relevanz zu tun haben. Weniger als in anderen Zusammenhängen werden in Kunst und Wissenschaft notwendigerweise massenmedial etablierte (und wirksame) Klischees um KI/ML aufgegriffen. Zugleich kann weniger von persönlicher Betroffenheit potenzieller Leser:innen ausgegangen werden, die öffentliches Interesse motivieren könnte. Unabhängig von den Gründen für diese Disposition scheint mir die noch relativ überschaubare Forschungslage jedenfalls ein nahegelegener Grund, mich an deren Anreicherung selbst zu beteiligen.

Positionalität im Feld

Der beschriebene experimentelle Aspekt wissenschaftlicher wie künstlerischer Praxis suggeriert eine Nähe bzw. Verwandtschaft beider Felder hinsichtlich der für sie typischen kognitiven Modi. Zugleich macht er Kunst und Wissenschaft gemessen am leitenden Erkenntnisinteresse dieser Studie zu besonders interessanten Kandidaten für empirische Untersuchungsfelder, da sich mit diesen in der vorliegenden Studie gewissermaßen eine spannende Verdopplung (bzw. Verdreifachung) der Perspektive auf ML ergibt: Die von mir beobachteten Praktiken sind maßgeblich (wenn auch nicht ausschließlich) als ML-vermittelte Verstehensversuche interpretierbar – ebenso wie meine Untersuchung als ein solcher erscheint. Aus diesem Grund gehe ich davon aus, dass meine Fälle aufgrund ihrer feldspezifischen Kontexturen in besonderem Maße geeignet sind, sozialtheoretisch relevante Einsichten zu ML offenbaren, auch weil sie ihrerseits in gewissem Maße schon ML-Sozialtheorien zu enthalten versprechen.

Mit diesen Überlegungen zur Symmetrie in der Untersuchung gehen zugleich wichtige Anschlussfragen einher, da Symmetrie nicht allein in Bezug auf den Untersuchungsgegenstand eine Rolle spielt. Ebenso ist für die Beurteilung von Ergebnissen ethnografischer Feldforschung von zentraler Bedeutung, welche Art Verhältnis sich zwischen Ethnograf:in und Informant:innen ergibt. Diese Frage nach der Positionalität der Forscher:innen in ›ihren‹ Feldern hatte zunächst das koloniale Erbe der Anthropologie und Ethnologie in den Blick gebracht und mithin das Herrschaftsgefüge, innerhalb dessen sich beide Fächer als empirische Disziplinen entwickelten.⁶⁷ Für ethnografische Forschung zu KI jedoch ergibt sich zumindest eine etwas andere Lage. In einer Vielzahl der Fälle – die hier erforschten mit eingeschlossen – bringen sich die Forschenden mit ihrer Arbeit nicht in ein Verhältnis des »studying down«,

67 Zu diesem wichtigen, für diese Studie aufgrund der beschriebenen spezifischen ethnografischen Situiertheit jedoch nicht zentralen Thema bietet der einflussreiche Band »Writing Culture« (Hg. Clifford & Marcus 1986) einen facettenreichen Überblick.

wie es für ›klassische‹ ethnografische Forschung typisch war.⁶⁸ Oft ist tatsächlich eher das Gegenteil der Fall, wenn sich Ethnograf:innen etwa große, mitunter internationale Unternehmen ›vorknöpfen‹ oder aber mit anderen Informant:innen zu tun haben, die ihnen gegenüber als statusüberlegen und mithin ›mächtiger‹ gelten können. Von solchen Fällen des »studying up« (Forsythe 2001, S. 120) berichtet etwa Diane E. Forsythe. In ihrer anthropologische Forschung untersuchte sie in den späten 1980er Jahren als teilnehmende Beobachterin eine Reihe amerikanischer ›KI-Labore‹. Ihre Beschreibungen erzeugten durchaus eine Differenz zu den Ansichten, die in den von ihr beobachteten Forschungsgruppen vorherrschten. Ihre Studien zur Konstruktion von »expert systems« machen nachvollziehbar, wie die Vorstellungen der zuständigen Ingenieure in technisch operationalisierter Form funktional die Operationsweise der Maschine, die darüber hinaus über keine nennenswerten ›Freiheitsgrade‹ verfügte, mehr oder weniger direkt bestimmten (vgl. Forsythe 1993). Dies geschah jedoch keineswegs zum Nachteil der beobachteten ›knowledge engineers‹. Diese fanden Forsythes Einsichten ihrerseits tatsächlich als hilfreiches Korrektiv ihrer Arbeit durchaus interessant, wenn nicht gar instruktiv (vgl. Fn. 180). Ich werde weiter unten im Zusammenhang mit meinen konkreten Fällen auf diesen Aspekt zurückkommen und ausführlicher die meine Positionalität im Feld und deren Stellenwert für meine Beobachtungen erörtern. Zunächst jedoch möchte ich bei Forsythe bleiben, da sich in ihren Reflexionen weitere aufschlussreiche Überlegungen zum (Selbst-)Verständnis meiner Positionalität als in meine Fälle involvierter Feldforscher finden.

Nicht unerheblich für die glücklichen Fügungen bei Forsythe – ein ›Win-Win‹ für ihre Forschung in dem Sinne, dass von deren Veröffentlichung nicht nur sie, sondern auch ihre Informanten ›profitieren‹ konnten – war vermutlich der Umstand, dass sie über eine besondere Verbindung zu den von ihr untersuchte Laboren verfügte. Diese hatte mit ihrer eigenen familialen Sozialisation zu tun und war zweifelsohne prägend für ihre ethnografische Erfahrung: ihre eigenen Eltern waren renommierte Informatiker:innen, was ihr den Status von Quasi-Zugehörigkeit zum untersuchten Feld einbrachte. Dass ihre Eltern ihren Informanten, wenn nicht persönlich bekannt, dann zumindest ein Begriff waren, erleichterte zunächst den Zugang zu den entsprechenden KI-Laboren. Gleichmaßen beschleunigte es vermutlich ihre Integration in die Beziehungsgefüge ihrer Fälle. De facto als ›eine der Ihren‹ hatte sie weniger Misstrauen gegenüber ihrer Präsenz und Arbeit im Feld zu befürchten. Forsythe bezeichnet diesen (ihren) Status als »science kin« (ebd., S. 193) – eine Art Quasi-Verwandtschaftsstatus, den sie in der Zeit ihrer Forschung ›im Feld ihrer Eltern‹ genoss.

68 Als eine Ausnahme hätten hier freilich Untersuchungen der Infrastrukturen von ML, etwa der erwähnten »ghost work« (Suri/Gray 2019) zu gelten.

Dieser Forsythe-Bezug hilft mir maßgeblich, meine eigene Positionalität als Feldforscher zu explizieren, weil er mir erlaubt, die Umstände meiner Arbeit besser zu verstehen. Diese findet – wie bei Forsythe – nicht »outside of our native worlds of experience« statt. Feldforschung eher »vor der eigenen Tür« als »away from home« (ebd., S. 192) zu betreiben, scheint interessanterweise die eigene persönliche Verwicklung ins Feld in viel stärkerem Maße begründungsbedürftig zu machen. Dies gilt jedenfalls in der Hinsicht, dass es schwieriger werde, persönliche und professionelle Interessen sauber zu separieren (vgl. ebd., S. 192f.). Paradoxerweise problematisiert gerade die größere Nähe zum Untersuchungsfeld den eigenen Bezug zu diesem, da unmittelbar klar ist, dass man nicht plausibel vorgeben kann, über kein oder kaum praktisch relevantes Vorwissen zum Feld zu verfügen. Dieser Umstand lässt sich jedoch ebenso derart interpretieren, dass mit dem Feld in mancher Hinsicht »Vorvertraute« – in ihrem Fall: »science kin« in STS – tatsächlich gewisse Vorteile hätten, da es ihnen leichter falle, Distanz zu von Informant:innen geäußerten Ansichten zu wahren (vgl. ebd., S. 195). Anders gewendet: Sie sind womöglich in geringerem Maße mit dem Problem konfrontiert, als solche festgehaltene (»für bare Münze genommene«) Fakten von »bloßen persönlichen Meinungen« bzw. zu unterscheiden – eine Herausforderung, die sich Ethnograf:innen klassischerweise geradezu zu Beginn ihrer Feldforschung stellt.⁶⁹

Auch ich geriet im Zuge meiner Feldforschung in ein Spannungsfeld von Nähe und Distanz. Dies gilt insbesondere für den zuerst vorgestellten Fall, in dem ich den deutschen Medienkünstler Fabian Hampel und mit ihm den Entstehungsprozess eines Kunstwerks begleitete. Mit Fabian verbindet mich eine langjährige Freundschaft und mithin ein unmöglich hinreichend präzise, geschweige denn vollständig rekapitulierbarer Vorlauf an Austausch über Kunst ebenso wie ML. Zwar war mir der Bezug zu meinem Fall nicht wie bei Forsythe quasi in die Wiege gelegt, doch profitierte ich offensichtlich ebenso von Zugangs- und Vertrauthkeitsprivilegien, die mir meine konkrete Feldforschung überhaupt erst ermöglichten.⁷⁰ Darüber hinaus steht meine Freundschaft zu Fabian Hampel (wie auch zu anderen Künstler:innen) wohl auch für einen gewissen Grad persönlicher Vertrautheit mit Medienkunst meinerseits – jenseits von theoretischen Beschreibungen als Feld, (Sub-)System, oder Welt. Dieser Umstand prägt zweifellos meinen Blick auf Fabians Praxis ebenso wie mein Verständnis dessen, was sich vor meinen Augen vollzieht. Eine solche Vorvertrautheit mit dem zu untersuchenden Feld, die sich ohne ausführliche Rekapitulati-

69 Auch wenn die vorgefundenen Meinungen selbstverständlich ihrerseits als Beschreibungen innerhalb des Feldes ihrerseits faktischen Charakter haben. Systemtheoretisch formuliert geht es hier um die Unterscheidung (und Unterscheidbarkeit) zwischen Beobachtungen erster und zweiter Ordnung – wie das Feld *ist* vs. wie es *beobachtet wird*.

70 Angesichts von Kontaktrestriktionen unter der Bedingungen der Covid 19-Pandemie in der Anbahnungsphase meiner Fallstudien.

on meiner eigenen Biografie kaum hinreichend, geschweige denn vollständig explizieren lässt, prägt dennoch maßgeblich meine Erfahrung als Forscher eben in diesem Feld.

Gleichmaßen stellt meine freundschaftliche Beziehung zu Fabian Hampel fraglos eine reflexionsbedürftige Tatsache dar, besonders im Hinblick auf die Datenerhebung. Was er mir etwa mitteilte (wenn nicht ›verriet‹), hätte er anderen Forscher:innen womöglich nicht preisgegeben – und umgekehrt. In der Annahme, dass man für erleichterten Zugang und Vertrauthetsprivilegien letztlich womöglich doch ›einen Preis zu bezahlen hat‹, behalte ich diesen Umstand hinsichtlich meiner Analysen im Hinterkopf und werde mich, wo naheliegend, explizit auf ihn beziehen. Über die (interpersonalen) Eigenheiten einer freundschaftlichen Beziehung hinaus ist unser Verhältnis (und mithin meine Erfahrung als Feldforscher) gleichermaßen von Ähnlichkeiten hinsichtlich sozialer Identität geprägt. Beide sind wir gleichen Geschlechts, in etwa gleichen Alters, aufgewachsen als deutsche Staatsbürger in Leipzig (›Post-DDR‹) mit vergleichbaren Bildungsverläufen; ähnliche Sozialisationsbiografien also, die auch zu ähnlichen habituellen Mustern geführt haben, etwa hinsichtlich Interessen und Präferenzen in Kunst, Literatur, Musik etc.

Mit Abstrichen zeigt sich eine vergleichbare Gemengelage auch in meinem zweiten Fall. Dieser betrifft das Geschehen innerhalb einer universitären Forschungsgruppe, wenn auch nicht an der gleichen Fakultät angesiedelt und von anderen Fachkulturen und -traditionen geprägt. Das Personal der Gruppe ist vorwiegend männlich, weiß und deutsch sozialisiert – Rahmenbedingungen, die meine unauffällige Integration in das Feld fraglos erleichtern und zugleich dafür sorgen, dass mir womöglich selbstverständlich erscheint, was andere Forscher:innen auffällig fänden. Es kommen hier ähnliche Kategorien sozialer Identität zum Tragen wie im ersten Fall, wenn auch abzüglich des Faktors der Vorvertrautheit mit dem Feld.

Beide Fallstudien ähneln sich jedenfalls schon darin, dass ich mich in ihnen als Feldforscher mit ausgeprägtem Interesse an und einer gewissen Faszination für KI und mithin für die beobachteten Praktiken zu erkennen gebe. Es ist dies eine Form der Selbstpräsentation, von der ich mir Aussichten darauf erhoffe, möglichst schnell vertraute Verhältnisse zu meinen Informant:innen aufzubauen. Darüber hinaus vermute ich, dass sich angesichts des anhaltenden Hypes um KI/ML relativ leichte ›Einstiege‹ finden lassen sollten. Wenn wie am Fließband tagesaktuell (post-)massenmediale Diskussionen produziert werden, bieten diese sich freilich auch immerzu als unverbindliche Aufhänger für Gespräche im Feld an.

Ich präsentiere mich im Feld gewissermaßen als sympathisch zugewandter Beobachter, dem nicht primär an einer soziologischen Dekonstruktion von ideologischen Verblendungszusammenhängen gelegen ist. Damit entspreche ich also gerade nicht dem Äquivalent eines investigativen Journalisten, der die ›schmutzigen Ge-

heimnisse« der untersuchten Zusammenhänge aufdecken will.⁷¹ Ich erkläre in beiden Fällen, dass meine Absicht nicht die Entlarvung von weshalb auch immer problematischen Strukturen ist, sondern dass es mir in erster Linie darum geht, durch meine Beobachtungen zu »einem besseren Verständnis« von KI/ML zu gelangen. Es sind dies wesentliche Aspekte der Situiertheit meiner ethnografischen Studie, die nicht nur meine Situationsbeschreibungen und -analysen prägen, sondern nachgeordnete konstitutive Elemente der Situationen darstellen, an denen ich als teilnehmender Beobachter schließlich selbst Anteil habe. Deshalb sind sie unbedingt angemessen analytisch zu berücksichtigen.

Datenerhebung

Die Erhebung von Forschungsdaten wird in beiden Fallstudien multimodal stattfinden und u.a. meine Zeit als Teilnehmer Beobachter im Feld dokumentierende Feldnotizen und Fotos (vgl. Breidenstein et al. 2020, S. 99–109) umfassen. Auf deren Basis werde ich »tagesaktuell« explizierende und systematisierende Beobachtungsprotokolle und Memos verfassen (vgl. ebd., S. 110–124). Neben den sich im Rahmen der teilnehmenden Beobachtung ereignenden (und entsprechend zu dokumentierenden) informellen Gesprächen – i.S.v. unsystematischen »friendly conversations« (Spradley 1979, S. 55ff.) – werde ich darüber hinaus zu einem späteren Zeitpunkt meiner Feldforschung explizite Interviews mit Beteiligten der untersuchten Fälle durchführen (vgl. Breidenstein et al. 2020, S. 93–99). In diesen wird es mir darum gehen, ausgehend von meinen bis dato vollzogenen Beobachtungen und vorläufigen Analysen – sowie gestützt auf meine bis dahin erarbeitete Vertrautheit mit den Beteiligten – meine Kenntnis der Untersuchungsfälle gezielt zu vertiefen. Um dies zu gewährleisten, werde ich diese Interviews leitfadengestützt durchführen. Anschließend werde ich die Interviews auf Grundlage von Tonaufzeichnungen gemäß dem Regelsystem für die inhaltlich-semantische Transkription (vgl. Dresing & Pehl 2024, S. 21) verschriftlichen. Dieser Transkriptionsstandard wurde vor allem aus forschungspragmatischen Gründen ausgewählt, da er eine meinen zeitlichen Ressourcen angemessene Erfassung des Gesagten erlaubt. Das Regelsystem sieht eine wortgetreue Erfassung des gesprochenen Wortes in Annäherung an das Schriftdeutsch vor, wobei »Verstehensäußerungen« (ebd., etwa »Hm«, »Ja«, »Genau«) nur dann erfasst werden, wenn sie den Redefluss unterbrechen oder nicht allein Sprechpausen überbrückende »Füllwörter«, sondern eine explizite Antwort auf eine gestellte Frage darstellen. Sprechpausen werden ab einer Länge von drei Sekunden notiert und ebenso werden nicht-sprachförmige Expressionen wie Lachen, Seufzen, Weinen (in Klammern) wie auch verstehensrelevante Betonungen (durch

71 Auf diese Kontrastfolie werde ich mich in der Darstellung meines Forschungsanliegen im Feld mehrfach beziehen.

den Einsatz von Versalien) erfasst (vgl. ebd.). Fallspezifische Details und Besonderheiten werden jeweils zu im Kontext der Einführungen in die Untersuchungsfälle erörtert.

Datenanalyse

Parallel zur Datenerhebung im Rahmen meiner Feldforschung wird die Analyse der erhobenen Daten beginnen. Eindrücke der unmittelbaren Erfahrungen sollen dabei einerseits systematisierend ausgewertet werden. Andererseits soll zu diesen mittels analytischer Methoden bewusst Distanz aufgebaut werden. Ich werde meine Forschungsdaten zunächst durch ein Verfahren offenen Kodierens (vgl. Strauss & Corbin, S. 101–121, Breidenstein et al. 2020, S. 145ff.) analysieren und anschließend durch axiales Kodieren (vgl. Strauss & Corbin 2008, S. 123–142) systematisch auswerten. Das offene Kodieren sieht vor, im Lichte der Forschungsfragen relevante Phänomene im Datenmaterial zu identifizieren und kategorisieren. Dabei werden die in den Forschungsdaten erkannten Phänomene in durch spezifische Eigenschaften und Dimensionen bestimmte Gruppen eingeordnet. Die daraus gewonnenen Kategorien werden dann sukzessive in Auseinandersetzung mit dem Datenmaterial weiter differenzierend in Subkategorien aufgegliedert. Mittels des axialen Kodierverfahrens werden die erarbeiteten Kategorien und Subkategorien daran anschließend in fortwährender kritischer Betrachtung der Forschungsdaten miteinander verknüpft, bis ein hinreichender Grad analytischer Sättigung des empirischen Materials festgestellt werden kann. Dieses analytische Verfahren soll einen erkenntnisfördernden Bruch (»deconstruction« [Gobo 2008, S. 227]) mit dem »natural flow of actions and events« (ebd., S. 228) ermöglichen, wie er sich zunächst noch in der Kombination aus Dokumenten der Feldforschung und den Erinnerungen der Forschungsperson an ihre Beobachtungen zeigt.

Hatte ich oben bereits auf die Resistenz ethnografischer Verfahren gegenüber allzu starker Formalisierung hingewiesen, so wäre als ein weiterer, im Sinne der Beurteilung der Qualität meiner empirischen Feldforschung komplizierender Faktor darauf hinzuweisen, dass die Auswertung ethnografischer Forschungsdaten mitunter als unterreflektiert eingeschätzt wird (vgl. ebd., S. 226). Zwar werden die im methodologischen Kontext von Grounded Theory entwickelten und für die Anwendung in dieser Studie vorgesehenen Kodierv Verfahren als vorbildliches Gegenbeispiel zu allzu idiosynkratischen, wenn nicht poetisierend-verschleiern den Vorgehensweisen verstanden, wie sie der Ethnografie bisweilen vorgehalten werden (vgl. ebd., S. 227). Doch ließe sich dementsgegen dennoch mit gewisser Plausibilität das Argument anführen, dass sich fundamentale Probleme hinsichtlich eines angemessenen reflexiven Umgangs mit erhobenen Forschungsdaten nie vollständig lösen, sondern nur gewissermaßen pragmatisch einhegen lassen. Schließlich gilt für Ethnografie (wie auch für andere qualitative Verfahren empirischer Sozialforschung):

[that] the collection and the analysis of data [...] are not strictly distinct phases. Instead, they are closely intertwined processes which proceed circularly in reciprocal interaction because the data analysis drives closely-focused sampling and information collection. (ebd.)

Diese Spannungslage markiert für die vorliegende Studie fraglos eine Herausforderung mit Blick auf das gewählte ethnografische Verfahren der Datenerhebung und die daran anschließende Datenanalyse. An sie schließt zudem die Frage nach einer angemessenen Form für die Darstellung der Forschungsergebnisse an. Das grundlegende ›Darstellungsproblem‹ für wissenschaftliche Forschung besteht darin, dass sie die ihr eigenen Dynamiken als Praxis⁷² nie vollständig transparent explizit machen kann. So wird in wissenschaftlichen Publikationen, wie Thomas Scheffer anmerkt, im Grunde »der tatsächliche Erkenntnisprozess [...] in der wissenschaftlichen Erkenntnisproduktion auf den Kopf gestellt« (Scheffer 2001, S. 26). Es erscheint dann zwangsläufig so, »als habe der Forscher bereits vorher sowohl das Thema als auch seine Herangehensweise gewusst« (ebd.). Die Unverzichtbarkeit einer linearen Darstellungsform lässt zwangsläufig in wesentlicher Hinsicht unsichtbar verbleiben, welche wesentlichen Transformationen ein Forschungsprojekt auf dem Weg zu seiner finalen Form der Publikation durchlaufen hat. Dies gilt in besonderer Form für Ethnografien, gerade weil sie in deutlich expliziterer Form als andere Forschungsarten Erfahrungsberichte von Forscher:innen darstellen, die von sich selbst als Prozess, als Geschichte erzählen. Aus dieser Disposition heraus ergeben sich die benannten Schwierigkeiten, doch vielleicht in mancher Hinsicht auch größere Freiheitsgrade, denn »wie man jemand anderen Erfahrung machen lässt, ist weniger ein pädagogisches als ein literarisches Problem« (ebd., S. 34). In diesem Sinne verstehe ich die Produktion des nun folgenden empirischen Berichts als Herausforderung, aber auch als Chance.

72 Man denke nur an die oben referierten Ausführungen Deweys zur Produktivität von Situationen für Wissenschaft wie Kunst, vgl. Abschnitt »Deweys Situationsbegriff«.

Über Bäume, Bienen und Maschinen

Zwischen Sommer 2019 und Ende 2021 führte ich mittels des beschriebenen methodischen Vorgehens die Datenerhebung für die vergleichende ethnografische Fallstudie durch. Dieses Kapitel ist der Präsentation der Ergebnisse meiner Feldforschung gewidmet.

Für eine anschauliche wie nachvollziehbare Präsentation der Resultate werden beide Fälle mitsamt der Mittel ihrer Erschließung zunächst überblicksartig referiert. Im Anschluss daran folgen in Form von jeweils drei empirischen Vignetten fokussierte Darstellungen von Episoden, die sich in meinen Analysen als Schlüsselszenen erwiesen haben. Jeder referierten Vignette folgt eine Kurzanalyse, in der wesentliche Beobachtungsmotive herausgearbeitet werden. Die Kurzanalysen beziehen zudem weitere empirische Materialien ein und verfolgen damit das Ziel der Systematisierung meiner Beobachtungen. Im Anschluss an die Detailanalysen wird das folgende Kapitel eine Erörterung verschiedener Vergleichsaspekte sowie eine kontrastierende Einordnung der Fälle zur Verdichtung und Systematisierung der erarbeiteten analytischen Motive leisten.

Noch vor den ausführlichen Einführungen in beide Fallstudien scheint mir bereits an dieser Stelle eine Erklärung zu den Umständen der Anbahnung und Durchführung meiner Feldforschung naheliegend, da sie für deren grundlegenden Charakter, etwa im Hinblick auf Datenerhebungsmodi, prägend waren. Bekanntermaßen waren ab Frühjahr 2020, als meine Zeit als Promotionsstipendiat des Schaufler Lab@TU Dresden begann, infolge der pandemischen Situation rigide zwischenmenschliche Kontaktbeschränkungen an der Tagesordnung. Dies sorgte für Umstände, infolge derer exploratives »nosing around« zur Erschließung des untersuchten Feldes, wie es seinerzeit Robert Ezra Park für urbane Forschungsprojekte in Chicago empfahl, zeitweise unmöglich war.¹ Sich unverbindlich einen Eindruck lokaler Begebenheiten zu verschaffen (wiederum mit Park: »get the feeling« und »beco-

1 Park suchte mit dieser »wenig seriös« anmutenden Formulierung vermutlich eher eine Assoziation mit der Techniken der journalistischen Reportage als der ethnografischen Fachdebatte und beabsichtigte damit wohl nicht zuletzt eine Polemik gegen die methodischen Konventionen der Anthropologie, mit der sich die Soziologie an der University of Chicago unter einem Dach ein Department teilte, vgl. Lindner 2007 [zuerst 1984], S. 11f.

me acquainted with people«, zit. in Lindner 2007 [1984], S. 10) ist jedoch unabdingbar dafür, spannende Zusammenhänge überhaupt erst aufzuspüren. Es waren also auch gerade diese vermeintlich »hemdsärmeligen«, aber zugleich elementar wichtigen Teilaspekte ethnografischer Forschungspraxis (vgl. Honer 2011), die aufgrund der Maßnahmen zur Eindämmung der Covid-19-Infektionszahlen zwischen 2020 und 2021 vorübergehend nicht umsetzbar waren. Ich passte daraufhin meinen Plan für die Datenerhebung in beiden Fällen an und setzte vorerst vorrangig auf Modi digitaler Ethnografie², dabei hoffend, dass sich zu einem späteren Zeitpunkt Möglichkeiten klassischer teilnehmender Beobachtung unter Bedingungen physischer Kopräsenz noch ergeben würden, was ab dem Frühjahr 2021 erfreulicherweise der Fall war. Aufgrund dieser Umstände speisen sich meine Fallstudien aus diversen Untersuchungsmodi und Beobachtungsquellen.

Fallstudie 1: Visionen transformierter Bäume

Überblick

In der ersten meiner zwei Fallstudien begleitete ich den deutschen Medienkünstler Fabian Hampel im Entstehungsprozess eines Kunstwerks über einen Zeitraum von zehn Monaten von November 2020 bis August 2021.³

Fabian studierte von 2012 bis 2020 Fotografie und Bildende Kunst an der Hochschule für Grafik und Buchkunst in Leipzig, im Hauptstudium erst bei Heidi Specker (Fotografie), dann in der Fachklasse Expanded Cinema vor allem bei Clemens von Wedemeyer. Fabians Arbeiten wurden u.a. im Le Fil Saint-Étienne (Frankreich), im Kunstverein Meißen sowie in der Galerie für Zeitgenössische Kunst in Leipzig ausgestellt. Er war zudem Artist in Residence bei Urbane Künste Ruhr und wurde für seine Arbeit durch die Stadt Leipzig sowie die Kunststiftung Bonn gefördert.

In seiner künstlerischen Praxis nutzt Fabian *StyleGAN* (vgl. Karras et al. 2018), ein Bildgenerierungsmodell im Verfahren eines *generative adversarial network* (GANs, vgl. Goodfellow et al. 2014) zur Herstellung von visuellen Materialien für seine künstlerischen Arbeiten, die zumeist im Medium Film operieren. Die wechselseitige Kenntnis des Umstands, dass wir mit bzw. über »KI« arbeiten, hatte bereits zu

2 Die in Zeiten wiederkehrender Lockdowns lebhaft diskutiert und weiterentwickelt wurden, denn Feldforschung inmitten einer Pandemie stellte sich offensichtlich nicht nur für mich als forschungspraktische Herausforderung dar, vgl. etwa Lupton 2021.

3 Fabian Hampel hat sein Einverständnis zur Veröffentlichung persönlicher Daten gegeben. Auf Anfrage stelle ich Leser:innen gerne die im Rahmen dieser wie auch meiner zweiten Fallstudie erhobenen Forschungsdaten, auf deren vollständigen Abdruck hier aus Platzgründen verzichtet wurde, zur Einsichtnahme zur Verfügung.

ML-bezogenem Austausch zwischen Fabian und mir geführt, lange bevor meine seine Arbeit begleitende Forschung konkrete Gestalt annahm.

Die Datenerhebung erfolgte zunächst in der Form persönlicher Online-Meetings per Videochat. Der Modus der regelmäßigen (in einem ca. zweiwöchentlichen Takt für eine Dauer von etwa vier Monaten) Treffen lässt sich als erweitertes Interview beschreiben: ich stellte Fabian Fragen, nach Updates zu seinem Arbeitsvorhaben wie auch anderen Themen im Zusammenhang mit seiner künstlerischen Praxis, und wir kamen darüber ins Gespräch. Ebenso bat ich ihn wiederholt um kommentierte Präsentationen bereits vorhandener, für das aktuell in Entstehung befindliche Werk relevanter Materialien und früherer Arbeiten. Im Anschluss daran fand eine Intensivphase teilnehmender Beobachtung in Leipzig statt, wo der Künstler zu dem Zeitpunkt lebte. Diese Intensivphase fand im Mai und Juli 2021 statt und war zweigeteilt; für jeweils anderthalb Wochen begleitete ich Hampel an Arbeitstagen für jeweils etwa acht Stunden.

Wie bereits erwähnt, bin ich mit Fabian seit etwa 2014 persönlich befreundet. So habe ich mit ihm auch vor meiner Feldforschung in den letzten Jahren regelmäßig in Kontakt gestanden und unsere bestehende Freundschaft war offensichtlich ein ausschlaggebender Faktor dafür, dass unsere Zusammenarbeit zustande kam. Für das Verständnis des Charakters unserer Zusammenarbeit erweist sich die folgende Passage aus einem Konzeptpapier, das Fabian anlässlich einer Bewerbung um finanzielle Förderung seiner Arbeit verfasste, gerade deshalb als instruktiv, weil Fabian hier seine Perspektive auf meine Begleitforschung zu seiner Arbeit expliziert:

Begleitet wird diese Handlung [gemeint ist die »Werkstattarbeit« am Projekt] in einer semipermeablen Zusammenarbeit mit dem Soziologen Richard Groß. Richard Groß promoviert zu dem Thema »Deep Learning als soziale Situation« und beobachtet im Rahmen dieser meine künstlerische Arbeit mit maschinellern Lernen. Es entstehen Momente der Dualität, ich produziere Material, Richard Groß wertet jenes, wie auch den Entstehungsprozess wissenschaftlich aus, ich künstlerisch. Diese wissenschaftliche Perspektive und Richard Groß' Anbindung an das Schaufler Lab der TU Dresden ist für meine künstlerische Arbeit insofern erträglich, als dass sie gleichzeitig der Ursprungsort der *tools*[.] mit welchen gearbeitet wird[,] ist. Denn bildgenerierende neuronale Netze werden größtenteils noch in einem akademischen, forschenden Kontext entwickelt und verwendet.

(Dokument: Projektbeschreibung »Quality of Blur«)

Wohlgemerkt handelt es sich bei diesem Positionspapier um ein Dokument, das zu Beginn unserer Zusammenarbeit entstand und deshalb also wesentlich Antizipationscharakter, d.h. eher Fabians Erwartungen an unsere gemeinsame Zeit offenbart, als dass es im Zuge der Feldforschung geteilte Erfahrungen dokumentiert. Auffällig erscheinen allemal mindestens drei Aspekte des Textes. Neben dem im Kontext

gewissermaßen kryptisch anmutenden Attributs »semipermeabel« bemüht Fabian zur Charakterisierung unserer Zusammenarbeit erstens die klassische Vorstellung der Dualität von Wissenschaft und Kunst. Aus dieser ergibt sich eine Unterscheidung zwischen (künstlerischer) »Produktion« sowie künstlerischer und wissenschaftlicher »Auswertung« des gemeinsamen Gegenstandes: dem »Material« ergibt. Zweitens identifiziert er interessanterweise anschließend meine »wissenschaftliche Perspektive« als gleichursprünglich mit den »*tools*« seiner Arbeit. ML scheint ihm der Wissenschaft nicht nur zu entstammen, sondern in ihr gewissermaßen beheimatet zu sein, wobei zunächst keine weitere Differenzierung stattfindet, etwa zwischen Natur- oder Technik- und Geistes- oder Sozialwissenschaften. Es ist dies eine Charakterisierung, die mir zu denken gibt: Sie rückt mich in (aus meiner Wahrnehmung) überraschend große Nähe zum Gegenstand meiner Untersuchung, wohingegen ich diese Nähe ja gerade mit dem von mir untersuchten Fall assoziiere – und eben nicht mit mir selbst. Auf diese Problematisierung der Zurechnung von Gegenstandsbezügen im Hinblick auf Nähe und (weil eben nicht selten: kritischer) Distanz wird in der weiteren Analyse zurückzukommen sein. Und drittens verrät die Darstellung zugleich etwas über Fabians Verständnis der eigenen künstlerischen Nutzung von ML: einer Aneignung fremder i.S.v. jedenfalls nicht genuin eigener Mittel und mithin einer Zweckentfremdung.

Rückschau: Poetologische Introspektion als spekulative ML-Phänomenologie

Im Kontext der kommentierten Präsentationen und Materialbesprechungen kamen wir ausführlich auf seine letzte Arbeit zu besprechen, einen 23 Minuten langen Film mit dem Titel »This Ghost Does Exist« (vgl. Hampel 2020). Aus dem Kontakt mit diesem Werk heraus entstand meine Idee, die Entstehung von Fabians nächster Arbeit ethnografisch zu begleiten.

Der Filmessay versetzt seine Betrachter:innen in eine Disposition, in der sie direkt von einer Sprecherin adressiert werden, während sich sukzessive eine animierte abstrakte Formenwelt aufbaut. Die Sprecherin lädt ein zu einer »kollektiven Halluzination« und gibt »sich«⁴ zu erkennen als künstliche Intelligenz in Form eines Wesens, das im Verlauf des Films verschiedene Gestalten annehmen wird. In Monologform meditiert dieses Wesen seine (Viel-)Gestalt, seine Genese sowie seine Beziehung zur/m Betrachter:in. Die Stimme verhandelt die Bedingungen ihrer eigenen Existenz, während sich kontinuierlich visuelle Metamorphosen vollziehen, zunächst eine einzige, später viele parallel, in einem Raster angeordnet. Betrachter:innen der Arbeit können ohne Hintergrundinformationen zum Werk nicht mit Gewissheit sagen, welche Anteile der Arbeit wie entstanden sind, ob etwa die »ihre

4 Von einer Kommentatorin der Arbeit zu unterscheiden aufgrund der Bezugnahme der Sprecherin auf die visuellen Formen sowie die sprachliche Selbstreferenz (»Ich«) im Text.

Existenz« meditierende Sprecherin ›ihre‹ visuellen und auditiven Erscheinungsformen – oder ›ihre‹ Stimme und ›ihren‹ Text – selbst hervorgebracht hat.

Abbildung 1: *This Ghost Does Exist* (2020), Still



Die dramaturgische Spannung des Films beruht auf Momenten der Unentscheidbarkeit, die mit der charakteristischen Unschärfe und mithin Unbestimmtheit der dargestellten visuellen Formen korrespondierend. Diese sind nicht nur maßgeblich an der Entstehung dieses Eindrucks beteiligt, sondern prägend grundlegend das ästhetische Prinzip der Arbeit. Sie dienen als optische Grundlage einer poetischen Dramaturgie, die ihre Spannung aus dem Oszillieren zwischen verschiedenen Ungewissheiten und konkreter Form bezieht. Diese visuelle Kulisse sorgt in Kombination mit dem gesprochenen Wort der Erzählerin sowie polyfonem, nicht-sprachförmigem Gesang für die kontemplative Stimmung und Atmosphäre des Films.

»This Ghost Does Exist« reflektiert auf verschiedenen Ebenen quasi-phänomenologisch ML als Existenzweise. Mit den Worten der Stimme im Film: »Ich bin die Möglichkeit jeder für Sie vorstellbaren Form. Also bin ich keine einzelne Form. Vielmehr bin ich eine Metapher für jede Form« (Hampel 2020). Das Werk stößt Betrachter:innen durch seine Uneindeutigkeit ebenso zu hypothetischen Reflexionen über die Beziehung zwischen Kunstwerk, Künstler und Bildgenerierungsverfahren wie der StyleGAN an, etwa: Was hieße es, wenn KI diesen Film über sich selbst generiert hätte? Was andererseits, wenn alles nur »ein Fake« und KI an dem Film gar nicht beteiligt wäre? Während der Materialsichtung kamen wir unter anderem auf die Aus-

gangsbilder für den Datensatz, der ›Ground Truth‹⁵ des Films wurde, wie auch den Implementierungsvorgang des Modells zu sprechen. Es ging um die »Kuratierung« der Bilder sowie technische und rechtliche Fragen bzgl. deren ›Beschaffung‹ aus digitalen Museumssammlungen ebenso wie der Provenienz ihrer analogen Ursprünge.

Abbildung 2: »Figure, 9th–11th century (?), Hawai'i« Abbildung 3: »Figure, 18th century, China«



In der Entstehung der Arbeit seien allerersten Versuchen der Bildmanipulation mit StyleGAN konzeptuelle Überlegungen gefolgt, woraufhin Fabian dann weiter in »diesem Space rumgeguckt« habe, um besser mit der Visualität und den Mechanismen der Bildverarbeitung mit neuronalen Netzen vertraut zu werden (vgl. Beobachtungsprotokoll 17.5.2021). Er habe dann verschiedene Frameworks ausprobiert und vor allem auf YouTube, Reddit usw. rumgeschaut, um zu »sehen, was es schon gibt«, habe vor allem »high dimensional space visualization« (vgl. Google for Developers 2016) spannend gefunden, sei damit allerdings noch nicht wirklich zufriedengestellt gewesen. Ihm sei es darum gegangen, »mehrere Datenebenen« für sich fruchtbar zu machen: den Datensatz, dessen Struktur, die Bilder für sich usw. »Point Clouds sind aber so ein bisschen 2010, transmediale...« (Beobachtungsprotokoll 17.5.2021) – so begründet er mir seine Unzufriedenheit mit den Ergebnissen der ersten Visualisierungsversuche mit seinen Funde. So habe er viel ausprobiert, aber auch viel (›fast alles‹) wieder verworfen.

Im Prozess der Bilderzeugung mit StyleGAN habe er die Bilder ›live‹ zu evaluieren gehabt. Wenn alle paar Sekunden oder Minuten neue Bilder erzeugt wurden,

5 Vgl. für »Ground Truthing« als soziale Aktivität Jatón 2024, Jatón 2021, Kap. 1 & 2.

habe er sie sofort geprüft, um zu sehen, ob etwas Überraschendes oder anderweitig Interessantes dabei war, und um zu verstehen, inwiefern abstrakte Eingriffe – in den Parametern der Verarbeitung mit StyleGAN – konkrete Unterschiede auslösen. »Naive Bilder« (ebd.) hätten die spannendsten Ergebnisse gebracht bzw. solche Bilder, »die am ehesten eine Funktion mit dem Medium eingehen« (ebd.). Mit »Medium« meint Fabian hier auf Nachfrage StyleGAN, das er mitunter ebenso als »Instrument« beschreibt (Beobachtungsprotokoll 18.5.201). Der Bezug auf »Medium« scheint eher in jenen Momenten relevant zu werden, in denen es um die ästhetischen Qualitäten der Bilder geht.

Fabian wollte nach eigenen Aussagen einen phänomenologischen Zugang zur Bildverarbeitung mittels KI erreichen. Seine Auswahl habe 1. auf dem vagen Schlagwort »figure« beruht, einer zuerst recht willkürlich anmutenden Beschränkung, die vor allem etwas über die Art und Weise verraten kann, wie Bilder in institutionellen Sammlungszusammenhängen klassifiziert werden. Er habe beabsichtigt, einen möglichst formdiversen Datensatz zusammenzustellen, dessen Verarbeitung interessante Ergebnisse versprechen würde. Von den Ergebnissen der mit dem Schlagwort »figure« durchgeführten Bildersuche habe er sich zudem inspirierende und vielseitige Resultate für wie auch immer geartete figurative Konstellationen (vgl. Abb. 2 & 3). Er habe vorgehabt, im Prozess der »kollektiven Halluzination« schließlich selbst Figuren hervorzubringen, die Antworten liefern können auf die Frage nach der Repräsentation des kaum visuell Darstellbaren, in diesem Falle künstlicher Intelligenz (vgl. Hampel 2020).

Aufgrund des heterogenen Datensatzes sei das Training »nicht so perfekt« (Beobachtungsprotokoll 17.5.2021) verlaufen, die Näherung sei abstrakt geblieben. Das bewusst vage wie bildnerisch grundlegende Suchwort »figure« habe in der umfangreichen digitalen Sammlung des Metropolitan Museum of Art New York vielfältige Resultate gebracht. Die charakteristische Unschärfe der in der Arbeit verwendeten Bilder liege vor allem am sehr variationsreichen Datensatz, der über unzählige Zeiten, Orte, Traditionen, Stile und Techniken verstreute Bilder beinhaltet, weshalb die Modelloutputs den Trainingsbildern kaum in einem realistischen Sinne ähnlich gewesen seien (vgl. ebd.). Wobei dies allerdings auch gar nicht Fabians Anliegen gewesen sei. Interessant seien für ihn im Prozess der Bilderzeugung vor allem »Crashes« gewesen, da diese unerklärliche – mitunter »magische« – Verschiebungen auf Bildebene erzeugt hätten. Bei 30 »Projektionen« – einem Vorgehen, bei dem modellintern von einem Datenpunkt im neuronalen Netz ausgehend »Optimierungen« mit einer bestimmten (vektoralen) Trajektorie durchgeführt werden – sei es zu zwei solcher magischen Crashes gekommen (vgl. ebd.).

Auf dieser Basis habe Fabian mit StyleGAN dann »genug Operatoren« gehabt, um visuell Spannendes zu erreichen. Er habe darin Anreize und Inspiration für Dramaturgie, (Bild-)Sprache und Haptik finden wollen; im »Changieren zwischen Abstraktion und Konkretion, Langsamkeit und Schnelligkeit« (ebd.). Ausgangspunkt

dieses Vorgehens seien für ihn »Magic Moments« mit »Transfer Learning« in Videos auf YouTube gewesen, in denen andere ihre Kreationen vorstellen. Dort habe »ein Typ« mit einem Datensatz voller Landschaftsbilder gearbeitet, die schon zweimal transferiert worden seien: von »Human Faces« zu »Paintings« zu »Landscapes« (ebd.). Man sehe in dem Video »morphende Landschaften«, in denen auf einmal Gesichter auftauchen, was niemand habe erklären können, da durch die multiplen Transfers diese Informationen in dem Datensatz überhaupt nicht mehr enthalten gewesen sein sollten. Wie Spuren von Vergessenem bzw. Gelöschtem unerklärlicherweise dann doch wieder auftauchen, habe Fabian fasziniert. So sehr jedenfalls, dass er weiter künstlerisch mit ML experimentieren wollte (vgl. ebd.).

Vorschau: Experimentelle ML-Ikonologie [Quality of Blur, 2021]

Während meiner Feldforschung konnte ich einem solchen Experiment beiwohnen. Das entstehende Werk trug in der Zeit meiner Datenerhebung den Arbeitstitel »Quality of Blur«. Dieser Titel, so eröffnete mir Fabian bei einer ersten Vorstellung seines Konzepts, bringe sein Anliegen einer künstlerischen Untersuchung der Transformation optischer Phänomene mittels ML-Verfahren, genauer: StyleGAN, auf den Punkt. »Blur« – im Sinne von Unschärfe, Verzerrung, Trübheit oder Verschwommenheit – kennzeichne eine Reihe von Effekten in der Bildaufnahme mit optischen Linsen. Ebenso jedoch seien die StyleGAN-Outputs von einer charakteristischen Unschärfe geprägt, wie man in »This Ghost Does Exist«, aber auch vielen anderen, unter Einsatz von StyleGAN hergestellten Kunstwerken und Bildern nachvollziehen könne.

Fabian schreibt in einem anlässlich einer Bewerbung um finanzielle Förderung der Arbeit verfassten Konzeptpapier über sein Anliegen Folgendes:

Ziel ist das Erkunden des angenommenen Spannungsverhältnisses zwischen »analogem Gefühl« und »präziser mathematischer Mitte«, zwischen auratischer Verklärung und kontrollierter Reproduktion. Dabei können die jeweiligen Pole in ihrer Stellvertreterposition auch die Plätze tauschen. (Dokument: Projektbeschreibung)

Er wolle mittels StyleGAN »aus einem anderen Winkel Eingriffsmöglichkeiten in die Bildwelt [...] [eigens erzeugter Fotoserien] erlangen« und diese dabei »medienreflexiv« (ebd.) untersuchen. Dabei gehe es ihm darum,

Künstliche Intelligenz als ein bildnerisches *tool* [zu] begreifen, mit welchem in dem Medium scheinbar entferntes Thema verhandelt oder auch nur eine Atmosphäre, ein ästhetisches Moment verfolgt wird.« [...] In diesem Prozess stellt sich

eine Art Werkstattarbeit ein, Studien und Skizzen, Bilder, Videos und Texte werden angefertigt, nach interessanten Reibungen gesucht. (ebd.).

Meine Feldforschung verschaffte mir vielseitige Einblicke in das, was Fabian hier als »Werkstattarbeit« charakterisiert. Aus diesem Grund verzichte ich auf eine ad hoc-Analyse des eben allein einführend Referierten an dieser Stelle, um stattdessen unten eine gebündelte Auseinandersetzung mit dem Material anzugehen. Die Darstellung der nun folgenden drei Vignetten dient zunächst der anschaulichen Vermittlung meiner Beobachtungen. Die daran anschließenden Analysen sollen nachvollziehbar machen, welche Einsichten ich aus meinen Beobachtungen gewinnen konnte.

Die Auswahl der drei Episoden erfolgte im Anschluss an die Aufbereitung und Analyse der erhobenen Forschungsdaten in Form von Feldnotizen, Memos und anderen Aufzeichnungen. Es zeigte sich infolge der Auseinandersetzung mit dem Material, dass die folgenden »Empirie-Splitter« jeweils Kernaspekte des Falls veranschaulichen. Sie entstammen verschiedenen Phasen meiner Datenerhebung und werden in chronologischer Ordnung präsentiert.

Die erste Episode fand im Februar 2021 statt und hat ein etwa einstündiges Online-Videogespräch zum Gegenstand. Im Gespräch aus der Frühphase meiner Fallstudie erläutert mir Fabian materialreich den Ansatz für die langsam konzeptuelle Gestalt annehmende Arbeit. Die Darstellung geht von der Videoaufzeichnung und Transkription der Sitzung sowie während des Gesprächs angefertigten Notizen aus.

Die zweite Vignette beschreibt einen gemeinsam erlebten Arbeitstag, wie er sich im Mai 2021 zu der Zeit meiner ersten Phase teilnehmender Beobachtung zutrug. Die Darstellung stützt sich auf Feldnotizen und von mir aufgenommene Fotos. Schauplätze des Geschehens sind eine Parkanlage und das Studio des Künstlers in Leipzig.

Die dritte Vignette bezieht sich auf zwei weitere, aufeinanderfolgenden Arbeitstage, die ich im Zuge der zweiten Phase meiner teilnehmenden Beobachtung im Juli 2021 mit Fabian verbrachte.⁶ Das Episode spielt sich im Wesentlichen in Fabians Studio und dort zumeist am Schreibtisch ab, mit Fokus auf den Computerbildschirm. Die Darstellung beruht gleichermaßen wesentlich auf Feldnotizen, Memos, Fotos sowie im Arbeitsprozess entstandenen Dokumente und visuellen Objekten, die Fabian mir im Anschluss zur Verfügung stellte.

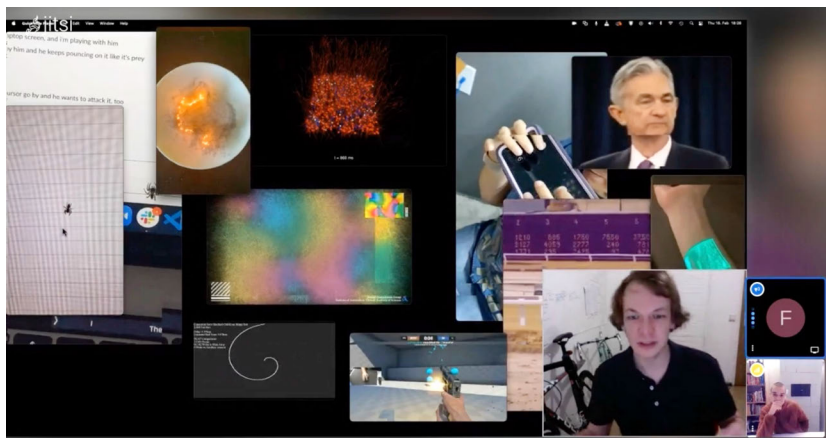
6 Eine frühere Version dieser Vignette sowie der anschließenden Analyse wurde bereits in Groß & Wagenknecht 2023 referiert.

Vignette 1.1: Online-Materialpräsentation

Wir sind für den frühen Abend verabredet. Ich richte mich kurz vor 18 Uhr vor meinem Schreibtisch ein und teile den Jitsi-Link mit Fabian, wie wir es vorher ausgemacht hatten. Kurz darauf erscheint auf dem Bildschirm sein Gesicht samt Oberkörper in einem Raum, den ich als sein Studio erkenne. Nach kurzem Smalltalk für ein paar Minuten gehen wir dazu über, was wir uns vorgenommen hatten: Fabian wird mir »den aktuellen Stand« der Arbeit präsentieren, deren weitere Entwicklung ich in den kommenden Monaten begleiten werde.

Als Fabian seinen Bildschirm zu teilen beginnt, erscheint eine Vielzahl von Bildern in einem wilden Arrangement. Einige der Bilderkacheln, die sich über das gesamte Fenster verteilen, überlagern sich; manche entpuppen sich als Videos, was ich aufgrund von wohl bandbreitenbedingter niedriger Videoauflösung und Ruckeln mitunter jedoch erst später bemerke. Ich bekomme den Eindruck, eine Collage zu betrachten, deren Elemente offensichtliche ›found footage-Signaturen‹ aufweisen. Wolle brennt in einer weißen Schale, Insekten kriechen über gerasterte Oberflächen, ein Jockey bestreitet ein Pferderennen ohne sein Pferd, das anscheinend retuschiert wurde, wie Datenvisualisierungen anmutende Punkthäufen verändern ihre Form und außerdem erkenne ich einen Screenshot aus einem Egoshooter-Spiel.

Abbildung 4: Screenshot, Videochat



»Ja, vielleicht lasse ich das erst einmal so, es sind noch ein paar mehr, aber ich glaube, irgendwann erkennt man auch einfach nichts mehr«, meint Fabian. Er erklärt, dass es sich um Internet-Fundstücke handle, von denen er sich denkt, dass »da vielleicht was Interessantes drin [ist]« und »vielleicht wird das dann irgendwann in irgendeiner Form verwendet.« Über die Punktehaufen sagt er, dies seien

Visualisierungen von hochdimensionalen Räumen, die er gewissermaßen als Repräsentationen von ML verstehe. Er halte es jedoch – so fügt er gleich hinzu – für »sehr unwahrscheinlich«, dass solcherart Material einen Weg in die Arbeit finden würden, weil er ML jetzt »mehr als Tool benutzen und eben weniger das Tool an sich dabei dauerhaft reflektieren« wolle. Unmittelbar geht er zu den nächsten Bildern über:

»Das hier zum Beispiel ist auch, das ist ja auch gerade so ein bisschen ein Trend, also das ist auch sozusagen diese Footage, aber das sind halt die rausgecropten Pferde. Das hier ist eigentlich so ein Meme, das ist hier der US-amerikanische Finanzchef, der halt als Deepfake so einen japanischen Popsong singt. Ich finde die Ästhetik ziemlich crazy.«

Fabian schaltet für ein paar Sekunden den Ton des Videos an, wir hören einen schrillen, japanischen Popsong und lachen auf. Kurz darauf frage ich nach, was wirklich in den Kacheln zu sehen ist, da ich den Eindruck habe, nicht alles angezeigt zu bekommen. Ich fühle mich etwas orientierungslos angesichts der überwältigenden Fülle an Material, das jedoch aufgrund von Verbindungsproblemen – nichts Neues und kaum überraschend – zumeist nur in schlechter Auflösung bzw. gar nicht angezeigt wird, weshalb Fabians Ausführungen für mich nicht immer unmittelbar nachvollziehbar sind. »So, hier diese, diese brennende Stahlwolle, ist auch, finde ich, vielleicht ganz interessant, um die auch als einen Datensatz zu nehmen.«

Auf meine Fragen danach, was das Material für ihn bedeute und wie er draufschau, antwortet Fabian, »dass es tatsächlich mit so einem angewandten – und was steckt da für ein Möglichkeitsraum – Blick draufschau, also [...] eine vorhersehbare Handlung, die einem Muster folgt und die aber trotzdem gleichzeitig auch nicht komplett vorhersehbar ist, also die statistisch und mathematisch passiert, aber trotzdem chaotisch... So, und dann, und die so in einem variablen Spielraum begrenzt ist, aber trotzdem komplex. Das ist jetzt das Gleiche, aber anders formuliert. [...] Und [...] das ist dann tatsächlich erstmal nur die Vermutung, dass neuronale Netze das ganz gut reproduzieren können.«

Während des Gesprächs, so stelle ich im Nachhinein fest, gebe ich fortwährend Zustimmungssignale, als hätte ich unmittelbar verstanden, was Fabian meint. Mit etwas Distanz – zeitlich wie analytisch – verschwindet zu einem beträchtlichen Teil die unmittelbare Selbstverständlichkeit des Materials. Ich denke mir etwa, dass allein bereits die von Fabian gewählte Form der Präsentation des Materials eine spezifische Ästhetisierung des »digitalen Alltags« (auf YouTube o.ä.) vollzieht, die mir implizit auch etwas über seine künstlerische Auseinandersetzung verrät. Einem solchen überwältigenden Raster im weitesten Sinne kurioser und merkwürdiger (bzw. bemerkenswerter) Bildmaterialien ausgesetzt zu sein, sensibilisiert auf eine sehr spezifische, gewissermaßen abseitige Weise für die Komposition visueller Artefakte, wie sie in den »Untiefen« des Internets – etwa dem von Fabian erwähnten Sub-Reddit »Oddly Satisfying« – zu finden sind.

Womöglich passten die technischen Schwierigkeiten bei der Übertragung eigentlich gerade zum Material, denke ich mir, und Fabians Ansatz zielt explizit auf

die Verfremdung von Sehgewohnheiten, die etwa durch die gezielte Manipulation konventioneller Präsentationsformen gebrochen werden können. Ich empfinde die Sitzung als gleichermaßen verwirrend und instruktiv. Fabian betont wiederholt, dass zu diesem Zeitpunkt völlig unklar sei, was dieses Material konkret für die Arbeit bedeuten würde. Seine Ausführungen werden durchgehend begleitet von expressiver Gestik, vor allem seine stets beschäftigten Hände fallen mir auf. Mal bauen sie einen Stift auseinander und wieder zusammen, schmeißen ihn hoch und fangen ihn wieder, mal beschreiben sie Bewegungen oder Verhältnisse oder fahren durch Haar und Gesicht, mal drehen und halten sie Zigaretten. Fabian scheint dabei zu sein, die Bedeutung all der potenziell wichtigen Zusammenhänge für sich selbst überhaupt erst zu klären. Seine nervös-unruhige Art signalisiert mir eine Suchbewegung. Die vehement aktiven Hände scheinen gewissermaßen zu versuchen, das beabsichtigte künstlerische Unterfangen im wörtlichen Sinne greifbar zu machen.

Seine Aussagen zu den Gegenständen sind zumeist vage, vorsichtig und/oder im Konjunktiv verfasst: »das könnte man natürlich dann angewandt benutzen« – »vielleicht passt das doch irgendwie und man kommt darauf in irgendeiner Form zurück«.

Es deutet sich an, dass Fabians »Möglichkeitsraum-Blick« – so bezeichnet er im Gespräch seine Perspektive – in jedem Falle mehr auf generative Prozesse als verbindliche Pläne abzielen scheint. Zugleich scheint mir das womöglich bewusst etablierte Moment der Verwirrung gewissermaßen einen Schutzschild für Fabian zu erzeugen, der infolge stets nur angedeuteter Potenziale zumindest vorläufig keine Verbindlichkeiten einzugehen scheint. Stattdessen offenbaren sich für mich die Konturen eines künstlerischen Prozesses, der sich die emergenten Qualitäten und generativen Potenziale relativ ungerichteter und unübersichtlicher Auseinandersetzungen zu eigen machen sucht. Die häufige Verwendung von »gleichzeitig« etwa suggeriert ein Bewusstsein des Arbeitsprozess in parallelen Ebenen, die simultan relevant werden, und betont die Relevanz der assoziativen Verbindung.

Zugleich (sic!) bewahrt mich die Reflexion der situativen Umstände davor, das Beobachtete in falscher Weise zu verabsolutieren, um stattdessen nach weiteren Elementen eines Prozesses zu forschen, von dem ich an dieser Stelle ohnehin nur einen Ausschnitt beobachten konnte. Was sich mir hier zeigte, war weniger die konkrete Herstellung des Kunstwerks als vielmehr eine Art Recherche bzw. Vorstudie, zudem aufgrund des medialen Settings und unserer Vereinbarung unbedingt eine, die Fabian mir explizit präsentieren musste und die ohne mich schlichtweg nicht stattgefunden hätte.

Wenige Wochen zuvor hatte Fabian von einer »abstrakten Inspirationsphase« (Feldnotiz 22.1.) gesprochen, in der er sich mit seiner Arbeit aktuell befinde. Diese sei gekennzeichnet von einem »Deep Dive in Theorie, in künstlerische Sachen, technische Sachen« (ebd.), wobei er als [technischer] Autodidakt jedoch aufpassen müsse, angesichts mitunter »krasser Lernkurven« und Momenten, in denen er »schon von kleinsten Erfolgen ziemlich begeistert« (ebd.) sei, kritische künstlerische Distanz zum technischen Medium zu bewahren. Ihm gehe es schließlich

selbstverständlich nicht um eine bloße Demonstration des technisch irgendwie Möglichen; »Technikvisualisierung« allein wäre für ihn in etwa auf dem Niveau »transmediale 2006« (ebd.). So ähnlich hätte es wohl sein Professor formuliert, der ihm als etablierter Medienkünstler auch in den letzten Jahren häufig hilfreiche Ratschläge gegeben und ihn »vor manchen Falltüren bewahrt« habe. Dennoch bleibe »Kill your darlings« ein entscheidendes Motto für Fabians künstlerischen Ansatz.

Analyse 1.1: Möglichkeitsprojektionen

Die nun anschließende Kurzanalyse der empirischen Beschreibung verfolgt die Absicht, das Dargestellte von den wesentlichen Forschungsfragen ausgehend in den Blick zu nehmen. Zentrales Anliegen ist daher, nachvollziehbar zu machen, welche Erscheinungsformen ML als Bestandteil der künstlerischen Praxis annimmt, mit welchen Erwartungen dies einhergeht und für welche Probleme der Einsatz von ML sorgt.

Hinsichtlich der Frage nach konkreten situativen Manifestationen von ML ist zunächst zu unterscheiden zwischen imaginierten und tatsächlich materiell vorliegenden Formen. Der Darstellung lassen sich in erster Linie Hinweise hinsichtlich der Imagination von ML entnehmen. Es handelt sich hier um Vorstellungen, die den künstlerischen Einsatz von ML nicht nur rechtfertigen, sondern ebenso als praktischen Vollzug anleiten. Es zeigt sich, dass Fabian Hampel ML in doppelter Hinsicht als Linse imaginiert; einerseits im streng optischen Sinne, wobei angenommen wird, ML könne für künstlerisch interessante optische Transformationen sorgen – und andererseits als Linse für die künstlerische Wirklichkeitsbetrachtung in einem allgemeineren, das rein Optische transzendierenden Sinne. Dabei scheint mir wichtig, dass die Effekte des Einsatzes von ML hier also antizipiert werden und auf Basis des Antizipierten Material gesichtet wird im Hinblick auf seine Eignung als Datensatz. Die Betrachtung der Materialien erfolgt also unter Imagination desselben im durch ML transformierten Zustand. Die mir präsentierten Materialien sollen allein der Sortierung von Überlegungen dienen, um eine Annäherung daran zu schaffen, was bestenfalls eine spannende und fruchtbare Auseinandersetzung in einem doppelten Sinne werden soll: mit ML – doch im Unterschied zur früheren Arbeit »This Ghost Does Exist« gerade *nicht nur* mit ML, sondern ebenso einer Welt, die durch die »ML-Linse« in neuem Licht erscheint.

Dieses vorläufige, tastende Vorgehen vollzieht sich mithilfe des erwähnten »Möglichkeitsraum-Blicks«, der auf die Identifikation von künstlerischer Potenzialen abzielt. Die Episode ist wesentlich von der ungewöhnlichen Kombination aus der überwältigend-chaotischen Materialpräsentation und der Vagheit der ausgeführten Überlegungen an und mit diesen Materialien geprägt. Wesentlich scheint mir das situativ Unsichtbare (und mithin für mich nicht unmittelbar Beobacht-

bare): vom Material ausgehende Projektionen dessen, was unter dem Einsatz von ML erreicht werden *könnte*. Es sind dies fraglos von konkreten Erfahrungen mit ML inspirierte Projektionen, die gleichwohl (noch) keine manifeste materielle Form haben, sondern allein als Erwartungen artikuliert werden.

Ähnliches gilt situativ für ML selbst. Situativ nur als Vorstellung präsent, lässt sich gleichwohl spezifizieren, um welche Art von Vorstellung es sich handelt und was diese impliziert. Vermeintliche Nuancen werden hier interessant, etwa die typografische Markierung von »*tool*« – so bezeichnet Fabian in seinem Konzeptpapier die Rolle bzw. Funktion von ML für seine künstlerische Praxis. Nicht nur die Präferenz des englischen »tool« gegenüber »Werkzeug« fällt auf, sondern insbesondere die typografische Hervorhebung (*), die sich als Versuch der Markierung liest, dass mit »*tool*« eben nicht schlicht »tool«, also Werkzeug gemeint ist – zumindest nicht in einem konventionellen Sinne. Dementgegen muss es sich nämlich um ein Werkzeug mit transformativen bzw. generativen Potenzialen handeln, da ausgehend von dessen Kapazitäten sich doch immerhin ein »Möglichkeitsraum-Blick« ergibt, der anders kaum vorstellbar wäre.

Zuletzt ist im diesem Zusammenhang die Relativierung des durch ML ermöglichten ›Blickes‹ mittels künstlerischer Reflexion interessant. So verstehe ich die geäußerte Sorge davor, angesichts der autodidaktischen Aneignung der technischen Möglichkeiten letztlich von Artefakten ›mit schlechter Halbwertszeit‹ (›transmediale 2006‹) so fasziniert vom mühsam Erarbeiten zu sein, dass die Fähigkeit zur kritischen Einordnung verlorengeht. Eine solche Einordnung scheint dabei jedoch notwendige Bedingung einer eben nicht nur technisch virtuellen, sondern auch künstlerisch relevanten produktiven Auseinandersetzung mit ML zu sein. Darin artikuliert sich nicht zuletzt auch ein spezifisches, wohl von akademischer Sozialisierung an einer Kunsthochschule geprägtes, keinesfalls universelles Kunstverständnis, das relevante von trivialer ›KI-Kunst‹ zu unterscheiden weiß.⁷ Dieses Verständnis impliziert wesentlich das praktisch überaus relevante Problem sich verschiebender Maßstäbe im Urteil über Werke bildender Kunst.

7 Gerade für ›KI-Kunst‹ und im Zusammenhang mit dieser sich erstmalig vollziehenden künstlerischen Auseinandersetzungen mit ML kann wohl in besonderem Maße von einer akuten Gefahr ausgegangen werden, bald als dilettantisch und als klischeehaft Entlarvtes zu produzieren. Dies hat wohl mit dem Umstand zu tun, dass sich die Klischeeproblematik von mindestens drei Seiten stellt: technisch (Inszenierung von längst Bekanntem, schnell Überholtem, vgl. Offert 2023), künstlerisch (ästhetisch Banales) und diskursiv (›Stand der Debatte‹ um KI). Zudem ließe sich argumentieren, dass StyleGAN und verwandte Verfahren in dem Maße die ›Inklusionskriterien‹ des Kunstsystems vorübergehend destabilisierten, wie zumindest für eine gewisse Zeit für ›KI-Künstler:innen‹ als ›ernstzunehmende‹ Künstler:innen verhandelt werden. Zeugnis davon liefern die aufsehenerregenden Verkäufe von offensiv als KI-Kunst angebotenen Bildern bei renommierten Auktionshäusern wie Sotheby's im Jahre 2018 sowie um diesen Umstand kreisende Debatten (vgl. Jones 2018).

Die beschriebene Onlinesitzung wird insbesondere angesichts dieses Aspekts verständlich, lässt sich vor diesem Hintergrund doch nicht zuletzt auch künstlerischer Legitimationsbedarf für die beobachtete Praxis vermuten.

Die präsentierte Materialsammlung schien sich mir jedenfalls nicht allein als Reaktion auf diese spezifischen Schwierigkeiten im künstlerischen Umgang mit ML als technischem Bildgebungsverfahren plausibilisieren zu lassen. Daneben zeigten sich zwei weitere Aspekte, die wohl von weitaus grundlegenderer Bedeutung für das Geschilderte waren. Einerseits schien sich mir hier einerseits das fundamentale Problem des Anfangs bzw. Anfangens überhaupt zu zeigen. Zu dem Zeitpunkt unserer Sitzung verfügt Fabian allein über vage konzeptuelle Überlegungen zur Arbeit, die mehr deren Medium und Methode sowie ihre abstrakte Thematik betreffen, als dass bereits Festlegungen hinsichtlich der konkreten visuellen Gestalt des Werkes getroffen wären. Gleichwohl implizieren die geäußerten Überlegungen durchaus bereits vollzogene Weichenstellungen: Dass es sich bei »Quality of Blur« um eine unter Beteiligung von StyleGAN zu produzierende Videoarbeit handeln soll, deren Gegenstand die experimentelle Transformation optischer Phänomene mittels ML sein wird, hat sich seit meinen ersten Vorgesprächen mit Fabian nicht geändert. Der unveränderte Arbeitstitel unterstreicht diese Kontinuitätsannahme.

Interessanterweise scheint gerade auch das rechentechnische Verfahren StyleGAN gesetzt zu sein. Im Sinne meiner oben eingeführten Differenzierung von ML in verschiedene Phasen betrifft die künstlerische Auseinandersetzung in diesem Fall im Grunde ausschließlich die Arbeit an einer den Absichten des Künstlers geeigneten Datenbasis für das algorithmische Bildgebungsverfahren. Die Sitzung zeugt in diesem Zusammenhang von Problemen im Umgang mit Ressourcen: Nicht alle vorgefundenen Materialien können probeweise modelliert werden – das wäre zu teuer und zeitraubend. Stattdessen verweisen Fabians Äußerungen darauf, dass er in diesem Stadium vor allem darüber *spekuliert*, welche Art von Datenbasis zu künstlerisch interessanten Resultaten führen könnte. Er versucht, die transformativen Effekte von ML auf bestimmte Bildwelten – die zugleich ihrerseits explizites Thema der Arbeit sein sollen – so weit vorwegzunehmen, dass eine stimmige Auswahl von Bildern zur Kuratierung eines Datensatzes möglich wird. In diesem Prozess kommt ein konkreter experimenteller Praxisstil zum Ausdruck, der das Vorgehen kenn- und auszeichnet. Mit Blick auf diesen scheint allerdings kaum schlüssig entscheidbar, inwiefern dessen Eigenschaften primär den persönlichen Präferenzen des Künstlers oder aber den besonderen Anforderungen des eingesetzten ML-Verfahrens zuzuschreiben wären.

Ein solcher Zuschreibungsversuch würde sich fraglos nur weiter verkomplizieren, nähme man die Entstehungsbedingungen und Dynamiken der Episode in den Blick. Als deren Situationales (i.S.v. Problematische) erscheint nämlich nicht zuletzt der Umstand meiner Präsenz, ohne den es zu dieser Sitzung in dieser Form gar nicht gekommen wäre. Es ist deshalb freilich in Rechnung zu stellen, dass es sich

hier keinesfalls bloß um eine ›reine‹ Beobachtung von Fabians Arbeit an »Quality of Blur« handelt, sondern die interviewähnliche Konstellation von mir bewusst herbeigeführt wurde und mithin über einen artifiziellen Charakter verfügt. Es ist dies eine Disposition, die Fabian gewissermaßen zur Artikulation von reflexiven Beschreibungen der eigenen Arbeit nötigt, für die sonst schlichtweg keine Notwendigkeit bestünde.

Dass bei der für mich arrangierten Präsentation seines aktuellen Arbeitsstandes zudem nicht zuletzt in gewisser Hinsicht auch die Legitimation seiner künstlerischen Auseinandersetzung mit ML und konkret seines konkreten Arbeitsvorhabens auf dem Spiel steht, mag als notwendiger Grundaspekt von Interaktion im Sinne von Gesichtswahrung (vgl. Goffman 1955) stimmen. Ob allerdings meine Präsenz als ›Repräsentant der Wissenschaft‹ (mit Publikationsabsichten) maßgeblichen Einfluss auf die Geschehnisse hatte, ob also die Erwartung meines Berichts signifikant Fabians Verhalten und mithin etwa die Form seiner Präsentation beeinflusst hat, scheint mir indes nicht zuverlässig auf empirischer Basis entscheidbar zu sein.⁸ Mich streifte gedanklich im Verlauf meiner Feldforschung jedoch durchaus mehrfach die Frage, inwiefern sich in der künstlerischen Praxis bestimmte Darstellungszwänge zum besonderen (Selbst-)Schutz der Künstlerperson zeigen. Spezifisch fragte ich mich in der Reflexion der geschilderten Episode im konkreten Bezug auf das Erlebte, ob die überwältigende Form der Darstellung sich als gezieltes »Spreading«⁹ verstehen ließe, einer Strategie bewusster Reizüberflutung, die gezieltes Nachfragen und die bewusste Auseinandersetzung mit Einzelaspekten des Präsentierten erschweren. Eine überfordernde Inszenierung entzieht sich gemäß dieser Logik in gewissem Ausmaß der kritischen Betrachtung – was die Gesichtswahrung vereinfacht. Darüber hinaus lässt sich dieser Aspekt womöglich mit dem auch jenseits von ML relevanten Umstand verknüpfen, dass Künstler:innen

-
- 8 Inwiefern Informant:innen Ethnograf:innen – wie auch immer motiviert – »etwas vorspielen«, um einen bestimmten Eindruck ihrer Lage bzw. von sich zu erzeugen, ist im Kontext von Feldforschung selbstverständlich keine triviale Frage, deren konkrete Relevanz im Lichte des Erkenntnisinteresse und der spezifischen Umstände einer Untersuchung beurteilt werden muss. Die Kehrseite dieses Aspektes besteht freilich in dem gleichermaßen unhintergehbaren Problem, dass Informant:innen aus verschiedenen Gründen wesentliche Informationen verschweigen könnten (vgl. Hirschauer 2001).
- 9 Auf dieses (nicht-akademische) Konzept stieß ich im Roman »The Topeka School« des US-amerikanischen Schriftstellers Ben Lerner (vgl. Lerner 2019, S. 22ff). Dort entstammt es den Debattierklubs von Colleges, in denen es im Kontext von Formaten mit Zeitbegrenzung eingesetzt wurde, um Kontrahent:innen in halsbrecherischem Tempo mit derart vielen gebündelten Behauptungen und Fragen zu konfrontieren, dass sie unmöglich im vorgegebenen Zeitrahmen adäquat auf alle eingehen können, was sie laut offiziellem Reglement Bewertungspunkte kosten muss.

– besonders in ihrer ›early career stage¹⁰ – ein fortwährender, inhärenter Legitimationsbedarf im Hinblick auf die eigene Arbeit unterstellt werden kann. Dieser Aspekt wird darüber hinaus im Kontext von Diskussionen um adressatenbezogene Variation der Bezeichnung und Beschreibung von ML erneut eine Rolle spielen.

Vignette 1.2: Spaziergang

Wir treffen uns um 14 Uhr, verabredet, um einen Spaziergang durch einen Park im Leipziger Osten zu unternehmen. Im Park, der zu Fuß etwa 15 Minuten vom Studio entfernt liegt, möchte Fabian Fotos von Baumkronen aufnehmen für den Datensatz, auf dessen Grundlage mit StyleGAN neues Bildmaterial erzeugt werden soll.

Kurz darauf befinden wir uns auf dem Weg in den Park. Fabian erzählt mir davon, wie er herausfinden möchte, was StyleGAN aus dem Objekt »Baumkrone« unter verschiedenen Lichtverhältnissen macht. Er wolle dabei StyleGAN jedoch »nicht nur als Instrument nutzen« – dies allein »zu 40 %« – sondern damit experimentieren, wie in der Verarbeitung der Bilder »Erlebnisse entstehen«.

Mit etwas zu viel Kaffee intus folge ich Fabian über eine lange Brücke hinweg zur Grünanlage. Der Park ist leer und grün, alles beginnt zu blühen um uns herum, wir sind beeindruckt. Die Vögel zwitschern und ein »sympathischer Hippie« (Fabian) passiert uns mit strahlendem Lächeln auf seinem Fahrrad. Angekommen in einem Rondell mit einem Durchmesser von rund 40 Metern läuft Fabian erst einmal umher und schießt Bilder der Baumkronen. Sein Vorgehen wirkt nicht strikt geplant, vielmehr intuitiv und impulsgeleitet. Das Rondell besteht aus zehn Sitzbänken, die – in gleichmäßigen Abständen aufgestellt – auf einem Schotterweg stehen, der die Anlage nach außen begrenzt. Etwa jeweils fünf Meter vor den Bänken platziert, bilden 14 Kastanien den inneren Kreis des Rondells. Das dichte Blattwerk der Bäume lässt das Arrangement wirken, als wäre es überdacht. Eine bepflanzte Grünfläche mit Jungbäumen bildet dessen Zentrum.

Nur zwei von zehn Bänken des Rondells sind von anderen Leuten besetzt, die uns keine Aufmerksamkeit schenken. Es ist in etwa 11:30 Uhr an einem Wochentag; die Laufkundschaft bleibt überschaubar. Fabian schießt etwa 15–20 Minuten lang ununterbrochen Bilder, während ich ihn und das Treiben in seiner Umgebung von einer der Bänke aus beobachte.

Während einer kurzen Pause teilt mir Fabian mit, dass er tatsächlich trotz des konventionellen Objektivs seiner neuen Kamera eindrucksvolle Lens Flare-Effekte einfangen konnte, was eines seiner wesentlichen Anliegen für die Aufnahmen sei. Er wolle herausfinden, wie StyleGAN genuin optische Phänomene wie Linsenreflexionen (»Blendenflecke«) verarbeiten. Er beschränke sich auf Bilder der Baumkronen, obwohl er auch mal darüber nachgedacht habe, Aufnahmen ganzer Bäume zu machen. Für später habe er einen weiteren Durchgang geplant, bei dem er ein anamorphes Kameraobjektiv einsetzen werde, das die fotografierten Objekte

10 Doktorand:innen als deren wissenschaftlichem Äquivalent werden wir in meinem zweiten Fall begegnen.

im Bild gestaut erscheinen lasse. »Ich mach« nochmal eine Runde«, verabschiedet er sich aus unserem kurzen Zwischengespräch.

Die Implementierung wolle er dieses Mal mit StyleGAN 2 (bzw. *Ada*) durchführen. Diese seien die aktuellen Varianten und »leichter zu handeln«. Bei seiner letzten Arbeit mit dem Titel »This Ghost Does Exist« habe er noch mit der ersten Version gearbeitet, sagt er und fügt hinzu, dass bei den aktuellen schon 1000 Bilder im Datensatz reichen würden für eine hohe Auflösung der errechneten Bilder. Die neue Varianten seien im Grunde »in allen Belangen besser«.

Wir drehen mittlerweile eine Runde durch den Park, begegnen auf dem Weg einem Barsoi samt Besitzerin und kommen dadurch temporär vom Thema KI ab zugunsten einer Konversation über die Schönheit und Würde mancher Hunde. Vereinzelt bleibt Fabian – die Kamera an einem Gurt von der Schulter hängend – unvermittelt stehen oder geht ein paar Schritte vom Weg ab, um weitere Aufnahmen zu machen. Schließlich teilt er mir mit, dass er bereits an anderen Tagen zwei Runden durch die gleiche Gegend gedreht habe – sogar mit dem gleichen Objektiv. Er eröffnet mir, dass die dabei wie auch die heute entstandenen Bilder »zu 90 % nicht das finale Ergebnis« darstellen würden, wobei mit dem »finalen Ergebnis« der »endgültige« Datensatz gemeint ist, aus dem das generative Modell erstellt wird. Dies sei aktuell lediglich »eine Art Vorstudie«. (Beobachtungsprotokoll 18.5.2021)

Abbildung 5: Lens Flare

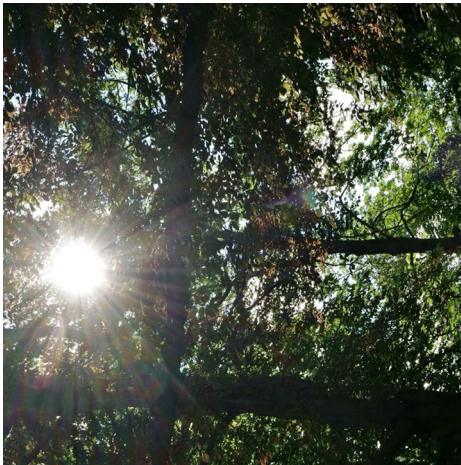
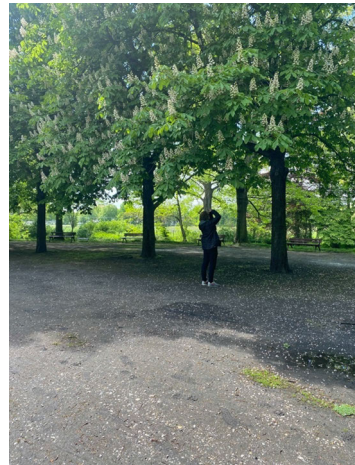


Abbildung 6: Parkspaziergang



Nachdem wir eine weitere Tour hinter uns gebracht haben, diesmal durch eine andere Gegend, schauen wir im Studio gemeinsam die entstandenen Bilder an: viele sind – absichtsvoll – verwackelt, verzogen, unter- oder überbelichtet. Fabian hat bei allen Motiven jeweils aus unterschiedlichen Winkeln und Entfernung

aufgenommen. Bei der gemeinsamen Betrachtung der Lens Flare-Effekte auf seinem Monitor sitzen wir nebeneinander. Im Durchklicken der Bilder kommentiert Fabian, er wolle, »dass StyleGAN zum Physiker wird«. Über Umwege gelangen wir im Gespräch zur Frage nach künstlerischen Vorbildern. Er erzählt daraufhin von einem Filmscreening bei der letzten Documenta; von Douglas Gordon war es, finden wir nach einer etwas wirren, mehrere Minuten andauernden Online-Recherche heraus. Der Film – über John Mekas – ist jedoch online nicht zu finden und so spielt Fabian erst einmal ein Interview mit Douglas Gordon ab. An einer Stelle sagt dieser über sein künstlerisches Anliegen: »hidden images, censored to a certain extent, but still there«, was Fabian in mimischer Form mit einem Ausdruck von Zustimmung quittiert. Darum gehe es ihm auch.

Abbildung 7: John Mekas on Screen



Abbildung 8: Planungswand



Sein Professor sehe Fabians künstlerischen Ansatz in der Tradition der Film-Avantgarden. Diese hätten jedoch »eigentlich in den 80ern aufgehört«, fügt Fabian hinzu. Wir kommen auf seine Studienzeit zurück, die 2020 endete. Insbesondere geht es um inspirierende Figuren wie Chris Marker und Béla Tarr, die seine Genese als Künstler maßgeblich geprägt hätten. Jetzt sei es vielleicht Zeit für eine neue Welle des Avantgarde-Films, bemerkt er vorsichtig und zugleich bestimmt. Die wesentliche Aufgabe bestehe darin, eine adäquate zeitgemäße Form für das zu finden, was damals gemacht wurde. Er habe vor allem deshalb überhaupt mit dem Filmmachen angefangen. Vom Laborleiter an der Kunsthochschule, der ihn jedoch nicht nur technisch, sondern auch künstlerisch betreute, habe Fabian bislang die schmeichelhafteste Rückmeldung zu seinem letzten Film bekommen: dass dieser

ihn an Chris Marker erinnert hätte. Der Laborleiter vor vielen Jahren eine Einführungsveranstaltung zum Kunstfilm angeboten und in einer der Vorlesungssitzungen Markers »Sans Soleil« ausführlich besprochen. Fabian sei begeistert gewesen. Das (Kunst-)Filmemachen sei besser aufgestellt, »wenn man ein fundiertes, tradiertes Standbein hat« – etwa das Avantgarde-Kino. Ein solches helfe dabei, mit der »StyleGAN-Beliebigkeit« umzugehen. (Beobachtungsprotokoll 21.5.2021)

Analyse 1.2: Provisorische Intuitionen, Kontingenzbeschränkung und Avantgarde

Die beschriebene Episode zeugt von der praktischen Seite des künstlerischen Ansatzes, den Fabian mir zuvor als »Möglichkeitsraum-Blick« vorgestellt hatte. Sein Vorgehen bei der Aufnahme und Evaluierung der im Park entstandenen Fotografien wirkt eher von Intuitionen als klarer Plänen angeleitet. Der gemeinsam verbrachte Tag – so meine Wahrnehmung des Erlebten – »geschieht« uns in vielerlei Hinsicht mehr, als dass er sich aus der Umsetzung eines vorab ins Detail durchdefinierten Vorgehens heraus entwickeln würde. Was sich ergibt, verdankt sich dem offenen Charakter einer künstlerischen Praxis, die von vielfachen momentanem Innehalten, Abwägen, Ausprobieren, Zögern und Neu- bzw. Nochmal-Ansetzen geprägt ist. Was festgehalten wird, wird nur provisorisch festgehalten. Die Unbestimmtheit der sich entwickelnden Arbeit wird ausgehalten und erscheint jedenfalls nicht als Problem. Als »abstrakte Inspirationsphase« hatte mir Fabian in der ersten Episode diesen Teil der Praxis beschrieben, den ich nun also auch in seiner praktischen Manifestation beobachten konnte: Statt eine Präsentation von Materialien vorgeführt zu bekommen, erlebe ich, unter welchen situativen Bedingungen Materialien entstehen. Ich bin, wenngleich ich durchaus mit einem »freien« und eben experimentellen Vorgehen gerechnet hatte, doch überrascht angesichts dessen, was sich mir als maßgeblich ziel- und planlos und über Stunden hinweg als recht ereignislos zeigt. Leicht irritiert von meiner eigenen Ratlosigkeit frage ich mich unmittelbar auch, ob ich nicht womöglich unterschätzt habe, wie hemmend meine Dauerpräsenz auf Fabian wirken könnte – oder aber ich vielleicht das Wesentliche schlichtweg übersehe. Es scheint mir nicht leicht greifbar, wie »Quality of Blur« hier Gestalt annimmt – oder auch nicht. Ebenso ist es nicht leichter geworden, mir eine Vorstellung ebendieser Gestalt zu machen. Deren Prämissen verknüpfen auf komplexe Art Elemente der Werkgenese: Phänomene, denen ihrerseits eine gewisse Faszination anhaftet, sollen in Form von Bildmaterial mit dem »*tool*« ML werkzeugartig (»aber nur zur 40 %«) derart transformiert werden, dass die visuellen Resultate dieser Transformation in eine spannende künstlerische Arbeit eingebunden werden können.

Die Spannung hätte sich – defensiv formuliert – dabei wohl vor allem dadurch zu ergeben, dass im Werk nicht allzu offensichtlich Erwartbares geschieht. In welchem spezifischen Verhältnis diese vorsichtig gesetzte Minimalanforderung jedoch

zur konkreten Materialherstellung und -sichtung steht, lässt sich allein aus der empirischen Beobachtung der Praxis heraus nicht zufriedenstellend klären. Die konkreten, zu praktischen Entscheidungen (Gegenstände der Fotografie, Kameraeinstellungen, Auswahl von Bildern für Datensatz, ...) führenden Kriterien des Vorgehens waren für mich nicht unmittelbar nachvollziehbar. Dies hat sicherlich einerseits mit der vermittelten und daher nur indirekt erschließbaren Relevanz der angefertigten Fotografien zu tun, die in dieser Form gar nicht als Bestandteil der Arbeit vorgesehen sind. Sie sollen – wenn überhaupt – lediglich in den Datensatz eingehen, auf den das Bildgenerierungsmodell, das die tatsächlichen Bildinhalte produzieren soll, trainiert wird. Wie Fabian also während unseres Spaziergangs den uns umgebenden Park betrachtete, musste er diesen abstrakten Vermittlungsschritt antizipieren, um für das Anliegen geeignete Fotografien anzufertigen. Sein nach Bildmotiven scannender Blick hatte vorwegzunehmen, was mit dem Abgelichteten im Zuge der algorithmischen Modellierung geschehen könnte.

Für ein Verständnis der Funktion von ML im Rahmen der beobachteten Praxis scheint sich deshalb das Bild der *virtuellen Linse* anzubieten. ML als eine solche Linse wird der Kameralinse gewissermaßen vorgeschaltet, wodurch der Blick in die Welt, die sich im Kunstwerk zeigt, letztlich durch zwei Linsen vermittelt wird. Die Linse ML ist zu diesem Zeitpunkt nur antizipativ verfügbar und manifestiert sich situativ dennoch maßgeblich, indem sie Fabians Vorgehen auf Ebene der für den künstlerisch-experimentellen Zugang entscheidenden Intuitionen beeinflusst. Es handelt sich bei dieser praktisch zweifellos überaus relevanten Ebene zwar um eine, die sich meiner empirischen Beobachtung nicht ohne Weiteres in ihren konkreten Manifestationen zugänglich machen lässt. Doch erweist sich bereits diese Einsicht als instruktiv, führt sie doch gleich mehrere wichtige Implikationen mit sich.

Erstens belegt sie die praktische Annahme, dass mithilfe von ML gleichermaßen stimmiges wie nicht-vorhersehbares (nicht-triviales), ML-typisches (mindestens im Sinne von: ohne ML nicht in dieser Form produzierbares) Bildmaterial produziert werden könne. Dies gilt in Verbindung mit der Erwartung, dass der Weg der Bildproduktion womöglich nur unter Bedingungen großer Ungewissheit (hinsichtlich der letztendlichen Resultate) und intuitiv navigiert werden kann. Der beobachtete künstlerische Einsatz scheint an diesem Erwartungsbündel im Grunde als *conditio sine qua non* aufgehängt zu sein.

Zweitens lässt sich über die erwarteten Resultate der Anwendung sagen, dass ihre Herstellung zwar auf die Beobachtung der Effekte von ML in der Transformation optischer Phänomene ausgelegt ist, diese Transformation dabei jedoch die Phänomene selbst nicht optisch verarbeitet, sondern datenförmige Zusammenhänge stochastisch verrechnet. Das algorithmische Modell verarbeitet die Bilder, wie es jeden anderen Zusammenhang ebenso verarbeiten würde. In diesem Sinne handelt es sich um eine Medienwechsel ermöglichende i.S.v. Phänomene zwischen Medien übersetzende soziotechnische Praxis, deren Medium die Welt in Datenform ist.

Drittens können die hier praxisleitenden Intuitionen im Lichte der erwarteten Effekte nur als provisorisch gelten. Das Konzept des Experiments ist dementsprechend relevant für die Analyse des Geschehens. Der Künstler versucht in einer explizit als solche deklarierten Inspirationsphase herauszufinden, was genau er im Grunde eigentlich herausfinden bzw. herstellen will. Was vorübergehend spannend erscheint, wird von vornherein nicht als zwangsläufig für die finale Arbeit relevant verstanden, doch könnte es sich ggf. bewähren. Es handelt sich beim Geschilderten um eine Episode, in der wir uns – bezogen auf das oben eingeführte ML-Phasenmodell – im Abschnitt der Datenerhebung befinden. Selbst dies aber letztlich nur potenziell, da laut Künstler erst später ersichtlich werde, ob die fotografischen Aufnahmen weiterhin von Relevanz sein werden. Die getätigten Aufnahmen erscheinen demgemäß als Artefakte mit relevantem Bezug auf die Arbeit zu einem gewissen Zeitpunkt, an dem provisorische praktische Intuitionen in Erwartung von ML-Effekten zu ihrer Her- und Feststellung geführt haben.

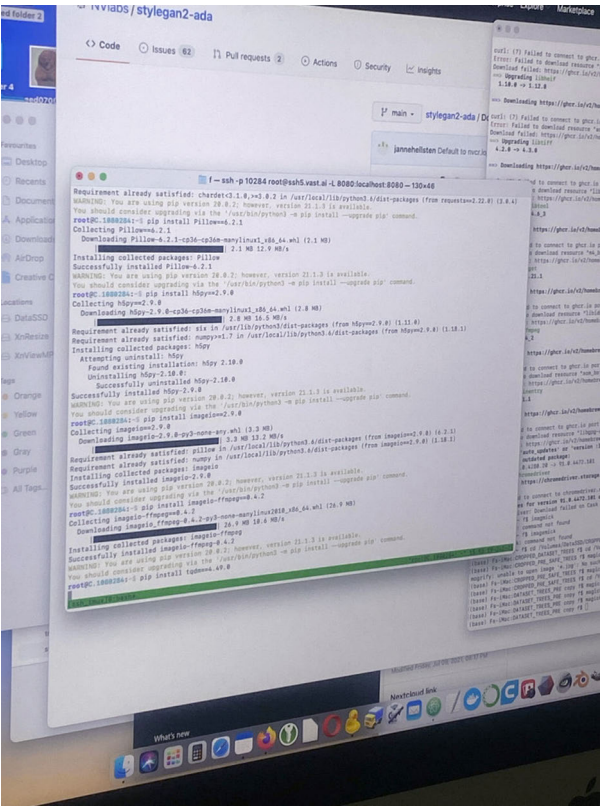
Abschließend zeigt sich mit Blick auf das Gespräch über Einflüsse und Idole im Anschluss an den Spaziergang, dass zwar nicht genau rekonstruiert werden kann, wie konkret bestimmte Intuitionen womöglich zu Impulsen führen, die dem »Quality of Blur« eine zunehmend solidere (wenn auch nur als Vorstellung vorhandene) Gestalt verleihen. Fabians Aussagen lassen jedoch bestimmbar stilistische Vorlieben im Avantgardefilm offenbar werden, die jedenfalls Indizien dazu liefern, von welchen Vorbildern seine Arbeit inspiriert ist. Daraus könnte in vertiefender Analyse ein Bündel impliziter Präferenzen gewonnen werden, das gewiss Einsichten dazu bieten könnte, wodurch Fabians Arbeit informiert ist bzw. was sie, etwa mit Blick auf institutionelle Prägungen präfiguriert.

Interessanterweise könnte gerade über die »klassische« Filmavantgarde gesagt werden, dass es den ihr Zugerechneten – jeweils eingebettet in konkrete historisch-kulturelle Bedingungen – doch häufig wesentliches Anliegen war, die Grenzen des Mediums Film auszuloten. Dass Fabians Professor bei einer öffentlichen (Online-)Präsentation und Diskussion von »This Ghost Does Exist« im Januar 2021 anmerkte, ihn erinnere die Arbeit an formale Filmexperimente der 1950er Jahre, in denen Filmrolle nach Belichtung der Reaktion mit Säure ausgesetzt wurden, suggerierte jedenfalls eine Genealogie seiner Auseinandersetzung mit ML, die ihre Ahnen eben gerade in den Filmavantgardebewegungen hat (vgl. Feldnotiz 12.1.2021). Es handelt es sich dabei um eine Charakterisierung, die bei Fabian, der er mir selbst seinen Schaffensansatz gerade in diesem Zusammenhang beschrieben hat, wohl kaum Widerspruch finden wird.

Vignette 1.3: StyleGAN-Setup¹¹

Gestern Abend habe Fabian per E-Mail eine Einladung zur Mitwirkung an einer Theateraufführung erhalten. Ebenso habe er die Teilnahme an einer Gruppenausstellung im kommenden Frühjahr in einer etablierten Kunstinstitution bestätigt. Dies teilt er mir nach meiner morgendlichen Ankunft im Studio bei einem Kaffee mit. Optimistisch gestimmt setzen wir uns kurz drauf vor seinen Computermonitor, der auf einer aufgebockten Holzplatte steht.

Abbildung 9: Einrichtung StyleGAN



»Würde das alles auch mit der V100 funktionieren?«, frage ich und verweise auf ein Speicherplatzproblem mit der Grafikkarte, das die Arbeit gestern unterbro-

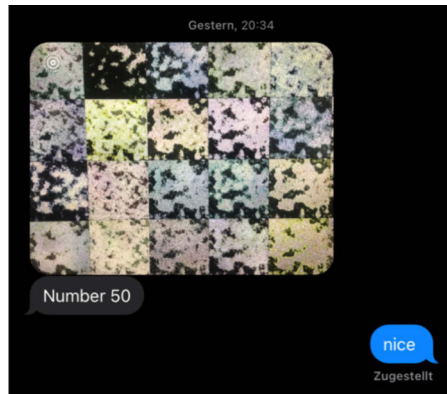
11 Eine frühere Version dieser Vignette sowie der anschließenden Analyse wurde bereits in Groß & Wagenknecht 2023 referiert.

chen hatte. »Ja«, antwortet er, aber er möchte es lieber mit dem Setup versuchen, für das er sich bereits entschieden hat. Wie bei den vorherigen Sitzungen richtet er auch diesmal einen Rechner auf der Cloud-Computing-Plattform *vast.ai* mit der Programmbibliothek *PyTorch* und der Anwendungsprogrammierschnittstelle (API) *Compute Unified Device Architecture (CUDA)* ein, die es ermöglicht, den Grafikprozessor (GPU) des Computers für die Berechnungen des neuronalen Netzes zu nutzen. »Das kann wahrscheinlich eine halbe Stunde dauern«, sagt Fabian, diese Zeitangabe habe er aus einem Online-Forum. Wir sehen uns ein Konfigurationsvideo für die *Nvidia GTX 3090 Ti* an, eine beliebte Grafikkarte für ML, die Fabian zu kaufen erwägt, während wir darauf warten, dass die Zeit vergeht. Er beginnt eine handschriftliche Liste mit Preisberechnungen für die Komponenten der Workstation, bis der Einrichtungsprozess plötzlich abubrechen scheint. Eine Fehlermeldung zeigt an, das System verfüge nicht über genügend Speicher. Fabian vermutet, dies liege vielleicht daran, dass die Ergebnisse der Modellierung aus der letzten Nacht immer noch den Speicherplatz der für die Berechnungen verwendeten virtuellen Maschine belegen. Noch einmal zurück zum Anfang. Versuchst du es jetzt mit der *V100*?«, frage ich. »Nö«, Fabian möchte es lieber mit dem neuen Modell weiterversuchen. Er recherchiert weiter nach Informationen zur Fehlermeldung auf *GitHub*, einer Plattform für Softwareentwicklung. Der beliebte »KI-YouTuber« »Nerdy Rodent« hat etwas dazu gepostet, findet er heraus. Es könnte vielleicht doch funktionieren, schlussfolgert er nach der Lektüre von dessen Blog-eintrag. Eine andere Möglichkeit, denkt Fabian laut, könne darin bestehen, dass er sein eigenes Docker Image (ein Dateityp, der zur Ausführung von Code in einem Container verwendet wird) auf *Vast.ai* erstellt. Zumindest stehe dies so in einem Beitrag auf der öffentlichen Profilseite des data scientist *Jeff Heaton*. Fabian beschließt, es mit einem Docker-Image zu versuchen, das er gestern »irgendwo« gefunden habe.

16:05 Uhr: Es läuft – zumindest bis zu Tick 0 des Netzwerks, eine Kontrollausgabe. Dann ploppen Evaluationsmetriken auf, die den Erfolg zu bestätigen scheinen. Alles wirkt stabil. »War das unser letzter Versuch?«, frage ich und kommentiere Fabians Bemerkung vor ein paar Minuten, dass uns langsam die Möglichkeiten ausgehen könnten. »Oh, das ist fast immer so«, antwortet er und lacht. Er habe einen Moment lang Angst gehabt, dass ein Virus im Docker-Image oder dass der Computer gehackt worden sein könnte, um für irgendjemanden die Kryptowährung *Ethereum* zu minen. 16:24 Uhr: der erste Tick ist da – der erste Lernfortschritt, wie Fabian mir erklärt. Er kopiert die Dateien aus der virtuellen Maschine auf die lokale Festplatte seines Computers. »Es ist ein ziemlich langweiliger Datensatz«, bemerkt Fabian. »Aber es geht um Materialität, nicht um Ästhetik« – als wollte er die zu erwartenden Ergebnisse vorab vor mir rechtfertigen. Die Berechnung des kompletten Modells des Trainingsdatensatzes würde etwa fünf bis sieben Tage dauern. Dieses Mal sind es nur ein paar Stunden. Der erste Netzwerk-Snapshot, den er als automatische Ausgabe in der Konfiguration des Netzwerks konfiguriert hatte, erscheint nirgends. Er sieht in der Datei der Trainingsschleife nach, wo es heißt: *take snapshot = 1*, also solle er doch bei jedem Tick vorhanden sein. War-

um gibt es jetzt keinen Output? Zurück in der Online-Recherche stoßen wir darauf, dass Fabian diese Frage bereits vor etwa einem Jahr in einem Forum gestellt hatte – ohne Antwort. Wir belassen es für heute dabei, die Netzwerkberechnungen werden über Nacht fortgesetzt. Später am Abend schickt mir Fabian ein Bild des Netzwerk-Snapshots; ein Raster (8x8a) von unscharfen, an biologische Mikroskopaufnahmen erinnernde Bilder. (Beobachtungsprotokoll 20.7.2021)

Abbildung 10: iMessage



Analyse 1.3: Anbahnung einer Kooperation

Die Vignette beschreibt eine Episode aus der der Einrichtung des Trainings eines neuronalen Netzes. Das praktische Geschehen umfasst eine Sequenz von Arbeitsschritten im Versuch, das Bilderzeugungsverfahren ›zum Laufen zu bringen‹, was schließlich gelingt. Auf dem Weg dahin kommt es jedoch wiederholt zu Schwierigkeiten, die sich in Form von unerwarteten Fehlermeldungen artikulieren und es fraglich wirken lassen, ob das angestrebte Ziel – ein erfolgreicher Testlauf der Modellierung zur Erzeugung einer Reihe von (Test-)Bildern – erreicht werden kann. Angesichts der wiederkehrenden Unterbrechungen herrscht eine nervöse und hektische Grundstimmung. Die situationsbestimmenden Probleme sind in ihrem Ausmaß gewissermaßen überschaubar und stellen vielmehr in ihrer unübersichtlichen Verkettung eine Herausforderung für die Praxis dar. Sie führen wieder und wieder vor, dass die Anbahnung der *Kooperation aller beteiligten machine learners*¹² – wie tentativ dies auch von vornherein geplant sein mag – sich keinesfalls ›in einem Guss‹

12 Deren Vielzahl sich in der Vignette andeutet, insbes. die effektive Koordination von Softwarekomponenten der rechentechnischen Architektur stellt eine maßgebliche Herausforderung dar.

ergeben will. Diese Anbahnung markiert das zentrale Bezugsproblem der konkreten Situation und mithin der sich darin vollziehenden Aktivitäten. In diesem Sinne führt sie anschaulich vor, wie voraussetzungsreich die angestrebte Kooperation ist. Diese käme, wie oben angedeutet, dem ›Gelingen‹ künstlicher Kommunikation gleich, was jedoch freilich keinesfalls bereits gleichbedeutend mit dem Gelingen der Herstellung eines Kunstwerks wäre, sondern in doppelter Hinsicht bloß einen notwendigen Zwischenschritt auf dem Weg zu diesem markieren. Einerseits handelt es sich um einen Zwischenschritt mit Blick auf die Rolle von ML für künstlerische Produktion, weil die generierten Bilder nicht schon selbst das Kunstwerk darstellen, sondern lediglich Materialien, die später zu einem Kunstwerk arrangiert werden. Und andererseits wird in der beschriebenen Episode darüber hinaus genau genommen ›nicht einmal‹ dies geleistet, da es sich nur um einen Testlauf handelt, der bestenfalls zweierlei erlauben sollte: 1. Die Funktionalität des technischen Arrangements¹³ zu überprüfen und dabei 2. den Aufbau einer gewissen Erwartungsstabilität hinsichtlich der Modelloutputs zu ermöglichen, was Voraussetzung für einen zielgerichteten und effektiven künstlerischen Einsatz des Verfahrens ist.

Über mehrere Stunden hinweg entfaltet sich ein dynamisches situatives Geschehen, dessen Transformation, so zeigt sich, wesentlich gleichermaßen von spontan nützlichen Einfällen im Sinne experimenteller Kreativität wie auch von Erinnerungsvermögen und dem Zugriff auf verschiedene Formen von Gedächtnis abhängt. Wie die Vignette veranschaulicht, befindet sich der Künstler in einem Prozess des Ausprobierens und Tüftelns, der diskontinuierlich und instabil ist und sich rekursiv entfaltet, d.h. sich von Herausforderung zu Herausforderung ›hangelt‹, ohne dass sich das Geschehen nachhaltig stabilisieren würde. Die Dynamik dieses Prozesses ist auf den unbestimmten Charakter der Situation zurückzuführen – mit der Ausnahme vereinzelter Momente, in denen der Künstler erkennt (etwa in der Durchsicht eigener Aufzeichnungen), dass er es mit einer ähnlichen, wenn nicht identischen Problemlage schon einmal zu tun hatte. Jenseits dieser Momente jedoch ist angesichts von Fehlermeldungen selten sofort klar, worin der Fehler eigentlich besteht.

Die Bewältigung dieser Situation hängt von deren effektivem Management durch den Künstler ab, der vor allem darauf angewiesen ist, relevante Informationen schnell zur Verfügung zu stellen (durch Recherche online oder im eigenen Archiv ausfindig zu machen) und auf angemessene Weise in die soziotechnische Praxis ›einzupflegen‹. Die Situation erweist sich dabei keineswegs allein auf ein momentan gegenwärtiges ›Hier und Jetzt‹ beschränkt. Ihr Horizont ergibt sich vielmehr entsprechend der vorgenommenen Relevanzsetzungen im Zuge der situativen Problematisierungen und der gewünschten Transformation. Instruktives

13 Die hier wie beschrieben als gelingende Kooperation verschiedener *machine learners* verstanden wird.

findet sich letztlich doch gerade in der Vergangenheit, wenn sich der Künstler etwa daran erinnert, ähnliche Problemlage schon einmal erlebt zu haben. Die konfrontierten Probleme sind nicht allesamt neu. Während der Sitzung gibt er zu mehreren Zeitpunkten an, dass er mit vielen der konfrontierten Probleme auf mehr oder weniger bestimmte Art bereits vertraut ist (vgl. Feldnotizen 20.7.2021). Ist dem nicht der Fall, beginnt die Recherche nach instruktiven Hinweisen in Videos und Threads, die ein ähnliches, wenn nicht gar selbiges Problem zum Gegenstand haben.

Abbildung 11: StyleGAN Output 1 Abbildung 12: StyleGAN-Output 2



Gerade mit Blick auf das Durchforsten von Erfahrungsberichten auf der Suche nach hilfreichen Anleitungen in Sachen *troubleshooting* kann festgehalten werden, dass die synthetisch vermittelten *Situationsgedächtnisse Anderer* sich hinsichtlich der Bewältigung der Situation dabei als mindestens ebenso hilfreich erweisen wie der Zugriff auf eigene Erinnerungen. Insofern hängt der situative Praxiserfolg maßgeblich von der Verfügbarkeit instruktiver Informationen in Form von Berichten vergleichbarer Situationen ab, in die ähnliche Praxisvorhaben geraten sind. Dies unterstreicht nicht allein die Relevanz synthetischer Komponenten der beobachteten Situation, sondern vor allem auch grundlegend deren sozialen Charakter: Mitunter können online Ansätze für Problemlösungen gefunden werden, gerade weil diese sich letztlich doch eben nicht als einzigartig, sondern in entscheidender Hinsicht als typisch und mithin gewöhnlich erweisen. In dem Maße, wie derartige ML-Situationen angemessen dokumentiert und mithin in Berichtform verfügbar gemacht

werden, kann sich gewissermaßen ein kollektives Gedächtnis für ML akkumulieren. Dieses kann in der Folge als maßgebliche Referenz für eine Vielzahl von ML-Situationen zu verschiedenen Orten und Zeiten werden und dazu beitragen, dass die durchlebten Situationen mitunter nicht viel mehr als ohne größere Umstände bewältigbare ›Mikro-Situationen‹ darstellen, im Zuge deren die betroffenen Praktiken nicht auf fundamentale Weise zu scheitern drohen.

Fallstudie 2: Bienen-Maschinen-Experimente

Die wissenschaftliche Praxis in einem biorobotischen Labor stellt den Gegenstand meiner zweiten Fallstudie dar. Das an einer Universität in einer deutschen Großstadt angesiedelte Labor beherbergt eine interdisziplinäre Forschungsgruppe, die sich aus Informatiker:innen und Biolog:innen zusammensetzt. Hauptsächlich wird in der Gruppe tierisches Sozial- bzw. Kollektivverhalten erforscht – typischerweise unter Einsatz von aufwendigen (teils mehr und teils weniger ›robotisch verfassten‹) technischen Arrangements, die mitunter ML einschließen. Dieser Ansatz hochgradig technisierter tierbiologischer Forschung verleiht dem ›Lab‹ sein spezifisches Profil und macht nachvollziehbar, weshalb es fachlich innerhalb der Universität dem Fachbereich Informatik und Mathematik zugeordnet ist. Diese Affiliation macht sich gleichermaßen im Personal der Gruppe bemerkbar, das sich überwiegend aus Informatikern zusammensetzt.¹⁴

Ein wesentlicher Gegenstand der Forschung im Lab stellen Honigbienenvölker dar. Deren experimentelle Untersuchung in Form teilnehmender Beobachtung wurde zum Schwerpunkt meiner Feldforschung und war schon der wesentliche Grund für meine ›Entdeckung‹ des Labs. Zuerst wurde ich über verschiedene Medienberichte auf ein spezifisches Forschungsprojekt aufmerksam, das im Lab seit dessen Gründung den Kern der Forschungsaktivitäten auszumachen schien. Es ist die Rede von der *RobotBee* – einer robotischen Apparatur, die eine ›natürliche‹ Kundschafterbiene im Bienenstock imitieren soll. Die Imitation ist dabei freilich nicht auf bloße Präsenz im Stock beschränkt, auch wenn in der (Projekt-)Vergangenheit schon die Präparierung des Objekts auf eine solche Weise, dass es von den Bienen nicht zurückgewiesen und angegriffen, sondern als ›eine der ihren‹ akzeptiert wird, aufwendiges Experimentieren mit dem Aussehen, der Oberflächentextur wie auch des Geruchs des robotischen Apparats erforderlich gemacht habe (vgl. Interview PI, 46m30s). Die leitende Idee hinter der *RobotBee* ist, dass eine robotische (Kundschafter-)Biene mit der Aufführung des Schwänzeltanzes – den Kundschafterbienen dar-

14 Die Abweichung von den sonst in dieser Studie verwendeten geschlechtsneutralen Ausdruckskonventionen zur eindeutigen Bezeichnung der generischen Form ist an dieser Stelle kein Zufall.

bieten, um anderen Bienen im Stock mitzuteilen, wo sich einträgliche Futterstellen befinden – »Bio-Bienen« dazu bringen kann, zur Futtersuche an bestimmte Orte zu fliegen. Das wesentliche langfristige Ziel des Projekts ist also, »Kommunikation« zwischen einem robotischen Apparat und Honigbienen zu ermöglichen – und ggf. mittels dieser die Aktivitäten eines Bienenstocks zumindest partiell steuern zu können.

Der maßgeblich durch Karl von Frisch erforschte Schwänzeltanz, dessen Entdeckung diesem nach anfänglicher Skepsis in der soziobiologischen Gemeinschaft schließlich im Jahre 1973 den Nobelpreis für Physiologie¹⁵ einbringen sollte, ist wesentliches Element des anhaltend faszinierenden Kollektivverhaltens von Honigbienvölkern (vgl. Seeley 1995, S. 22). Zudem ist er dessen einziges Element, das »quasi-direkte Kommunikation« konstituiert. Der Vorgang, bei dem eine Biene auf der »Tanzfläche« (von Frisch 1948, S. 61) eines Bienenstocks wiederholt ein Bewegungsmuster vollzieht, das die Form der Zahl 8 beschreibt, und dabei charakteristisch mit ihrem Hinterteil wackelt (»schwänzelt«), zieht die Aufmerksamkeit anderer Bienen auf sich, die in der Folge aus nächster Nähe den Tanz primär mit ihren Fühlern nachvollziehen. Es war von Frischs maßgebliche Entdeckung, dass diese Bewegungsabläufe erstens zur Mitteilung von Informationen über Futterstellen dienen (was sich am Folgeflugverhalten der »beobachtenden« Bienen erkennen lässt) und sich zweitens dekodieren lassen: die Ausrichtung des Tanzes im Bienenstock beschreibt die Richtung zu den Futterstellen im Verhältnis zum gegenwärtigen Sonnenstand; dessen Länge deren Entfernung (vgl. von Frisch 1948, 1965). Dieses Wissen dient als Grundlage des *RobotBee*-Projekts, dessen Ziel es ist, mittels einer robotischen Biene idealerweise auf kontrollierte Weise andere Bienen gezielt zu bestimmten Orten fliegen zu lassen. Das wäre fraglos eine faszinierende Aussicht, weshalb es nicht überrascht, dass dieses Projekt gewissermaßen das Aushängeschild des Labs für die Öffentlichkeit darstellt, wie ich im Zuge meiner Recherchen in auf YouTube dokumentierten Interviews und Präsentationen vernahm.

Vorlauf: KI-Fassaden und unbewegliche Roboter

Dieser medial vermittelte Eindruck bestätigte sich für mich, als ich im Sommer 2019 erstmalig das Lab besuchte. Den Anlass dazu bot ein Tag der offenen Tür des Zentrums für ML und Robotik, an dem das Lab angesiedelt ist, zu dem sich dessen Forschungsgruppen in Form von Präsentationen vorstellten, gefolgt von der Gelegenheit, sich von Gruppenmitgliedern durch die Räumlichkeiten führen zu lassen. Mittels dieses in erster Linie an Pressevertreter:innen bzw. Wissenschaftsjournalist:in-

15 Der im gleichen Jahr ebenso den Ethologen Konrad Lorenz und Nikolaas Tinbergen verliehen wurde.

nen gerichteten Angebots traf ich erstmalig den PI (*Principal Investigator*) des Labs, der die Führung übernahm und mir sofort durch seine freudig-forsche Art auffiel.

Von barocken akademischen Allüren offensichtlich nichts haltend, stellt sich Tom zu Beginn der Führung mit seinem Vornamen vor und wir sind sofort per Du. Tom – deutsch, ca. 40 Jahre alt, sportlich, locker in Jeans und T-Shirt¹⁶ – zeigt uns die im Gebäude des Fachbereichs verteilten Räume des Labs. Er führt aus, dass die Lab-forschung hauptsächlich mit Honigbienen und Guppys beschäftigt sei. Dies bestätigt meinen Eindruck, dass die RobotBee einen zentralen Stellenwert für die Gruppe hat. Insbesondere, so erfuhr ich später, auch für Tom persönlich: Er hatte 2010 im Zuge der Arbeit an seiner eigenen Dissertation (am gleichen Fachbereich, an dem seine Juniorprofessor angesiedelt ist) eine erste RobotBee entwickelt, die im Zuge von Überarbeitungen seitdem mehrere Iterationen durchlaufen hat. 2018 erschien schließlich ein Paper, in dem erstmalig erfolgreiches Folgeverhalten nach Aktivierung durch den Schwänzeltanz der RobotBee berichtet wurde.

Ich und ein Journalist, der sich ebenfalls für das Lab interessiert, erfahren auf der Tour durch die über zwei Etagen des Informatikgebäudes verteilten Räume, dass auch an einem RobotFish gearbeitet werde. Dieser sei zur experimentellen Untersuchung von Führungs- und Folgeverhalten bei Guppys im Einsatz. Wir bekommen im ›Fischraum‹ eine Demonstration des robotischen Guppy zu sehen. Der RobotFish ist im Grunde ein ›Mikro-Boot‹ – da in ›Guppygröße‹ –, das sich in verschiedenen Tempi über die Oberfläche des Wassers im Aquarium bewegen kann. Diese Apparatur sei gegenüber der RobotBee eine wesentlich einfachere Konstruktion, da es sowohl für äußerliche wie motorische Eigenschaften weniger zu beachten gäbe – Guppys scheinen hinsichtlich der Akzeptanz von Robotern nicht annähernd so selektiv wie Bienen zu sein. Ebenso sehen wir den ›Bienenraum‹, ein vollständig abgedunkeltes Zimmer, an dessen Tür in Form eines Witzes vor freifliegenden Bienen gewarnt und dazu angemahnt wird, die Tür nie offen zu lassen. Die Wände des etwa 12qm großen und quadratisch geschnittenen Raumes sind mit teils wandhohen Regalen zugestellt. In den Regalen finden sich allerlei Materialien, die vermutlich für Experimente mit dem im Raum befindlichen Beobachtungsstock genutzt werden: Flaschen, Bretter, Schnüren, Klebeband, verschiedene Werkzeuge. Der Rumpelkammercharakter des Raumes vermittelt, dass in den Experimenten wohl in nicht unerheblichem Maße und mit recht einfachen Mitteln improvisiert wird.

Tom schaltet die für Bienen nicht wahrnehmbare Infrarotbeleuchtung um den Beobachtungsstock an. Dessen Glas-Außenwände erlauben die Beobachtung des Geschehens im Bienenstock, das im Zuge der Experimente in der Regel durch auf beiden Seiten montierte Kameras gefilmt wird, oft über mehrere Wochen hinweg. Über ein Rohr ist der Stock mit der Außenwelt verbunden; die Bienen gelangen über diesen Kanal zum Ausgang des Stocks an der Außenwand des Ge-

16 Nicht nur an diesem Tag, sondern auch zu wohl 95 % aller anderen Zusammentreffen unter meiner Anwesenheit, wie sich später zeigen sollte.

bäudes. Die Installation vermittelt weniger High-Tech-Atmosphäre als vielmehr einen Eindruck von DIY-Tüftelei. Hier scheint mit überschaubarem Budget und viel Bastelei gearbeitet zu werden. (Beobachtungsprotokoll 4.6.2019)

Es sollten zwei Jahre vergehen, bevor ich wieder einen Fuß ins Lab setzen würde. Einerseits war diese zeitliche Lücke dadurch bedingt, dass ich mich zum Zeitpunkt meines ersten Besuches noch ohne Finanzierung für meine Forschung vorfand und dementsprechend Tom mitteilte, dass ich das Lab gerne forschend begleiten würde, sobald dies geklärt sei, womit er einverstanden war. Ab April 2020 war meine Forschung durch das Schaufler Lab@TU Dresden finanziert, doch fiel dieser Zeitpunkt in die frühe Phase der Corona-Pandemie, unter deren Bedingungen an Feldforschung im Modus teilnehmender Beobachtung zunächst nicht zu denken war. Ab Herbst 2020 startete dennoch meine Datenerhebung, zunächst vorwiegend online. Ich konnte per Videochat an verschiedenen Treffen – darunter täglichen »stand up meetings« – teilnehmen, Interviews mit den Mitgliedern des Labs durchführen und darüber hinaus in einzelnen Session per Screensharing einem Forscher bei seiner Arbeit »über die Schulter schauen«. Im September 2021 dann folgte schließlich eine einmonatige Phase »klassischer« Feldforschung, in der ich mich täglich im Lab aufhielt und vorwiegend die Gruppe bei der Durchführung eines Experiments unterstützte.¹⁷

Über den Gesamtzeitraum meiner empirischen Datenerhebung von über zwei Jahren veränderten sich meine Eindrücke des Labs gegenüber meinen ersten, maßgeblich medienvermittelten Vorstellungen zweifellos erheblich. Eine erste Realisierung betrifft das Objekt, das maßgeblich für mein initiales Interesse am Projekt verantwortlich war: die bereits erwähnte *RobotBee*. Zwar war mir durchaus bereits vor Beginn meiner Feldforschung klar, dass es sich bei dieser trotz des schillernden Namens nicht tatsächlich um einen (biologisch) vollfunktionalen flugfähigen Roboter handelt – auch wenn Science-Fiction die technische Möglichkeit solcher Objekte seit jeher suggeriert (vgl. etwa klassisch Jünger 1957). Zuletzt geschah dies öffentlichkeitswirksam in einer Episode der britischen TV-Serie »Black Mirror« (vgl. Heaves 2016). Hier spielen robotische »Killer-Bienen«, äußerlich ihren natürlichen Artgenossinnen ähnelnd, jedoch als tödliche Waffen eingesetzt, eine wesentliche Rolle. Die *RobotBee* des Lab dagegen besteht aus einem einer Biene nachempfundenen Dummy, der an einem mechanischen Arm aufgehängt mit einem externen Motor verbunden ist – und bildet damit gegenüber fantastischen Spekulationen über Technikzukunft eine weitaus nüchterne und beschränktere Realität ab.

17 Alle Beteiligten des Lab haben meiner Erhebung von Forschungsdaten in anonymisierter Form zugestimmt, weshalb in der Darstellung auf Details, die eine Identifikation der Gruppe erlauben würde, verzichtet wurde. Bei namentlich Nennungen von Beteiligten wurden Pseudonyme verwendet.

Mit diesen Umständen bereits grob vertraut, überraschte mich mir der Anblick der realen *RobotBee* wenig. Was mich hingegen tatsächlich verblüffte, waren zwei andere Tatsachen: Einerseits wurde mir bald bewusst, dass in der Entwicklung der *RobotBee* ML zu keinem Zeitpunkt eine Rolle gespielt hat, sodass sie im Endeffekt als primärer Beobachtungsgegenstand für mich, der ich ja gerade ML auf die Spur kommen wollte, nicht wirklich in Frage kommen konnte. Andererseits war die zu dem Zeitpunkt aktuelle Version der *RobotBee* während meiner Datenerhebungsphasen schlichtweg nicht einsatzfähig, sondern befand sich, von natürlichen Bienen gewissermaßen eingewabt, in einem ungenutzten Beobachtungsstock. In einem Treppenhaus des Lab-Gebäudes entdeckte ich eine Installation (vgl. Abb. 13), die vor Jahren für eine »Lange Nacht der Wissenschaft« angefertigt worden war. Sie besteht aus einer etwa 2 Meter hohen, beschrifteten Infotafel und einer Konsole, in die ein Bildschirm und verschiedene Knöpfe integriert sind. Die Beschriftung der Konsole verrät, dass Betrachter:innen hier dazu angehalten waren, infolge einer Erklärung verschiedenen Videoclips von Schwänzeltänzen die passenden Futterstellenorte zuzuordnen. Ebenso findet sich auf der Konsole ein plexiglasverkleidetes Exponat der *RobotBee* in einer Wabe.

Abbildung 13: *RobotBee*-Aufsteller



Sinnbildlich für die aktuelle Situation der *RobotBee* war das in grün und weiß gehaltene Arrangement, dessen Infotafel in großen Lettern mit »Darf ich bitten...

RobotBee?« überschrieben ist, unter einer Treppe abgestellt, an einem Ort also, wo es bestenfalls niemandem in die Quere kommt.

Was mich zunächst an dem Projekt fasziniert und dieses zum favorisierten Kandidaten für meine ethnografische Forschung gemacht hatte, erwies sich also angesichts meiner Forschungsinteressen erst einmal als relativ irrelevant. Ich hatte, beeinflusst von populären Sci Fi-vermittelten Imaginären wie auch der Außendarstellung des Projekts, unrealistische Vorstellungen entwickelt, die sich im Realitätskontakt korrigierten. In wesentlicher Hinsicht kann dies indes wohl als Standarderfahrung ethnografischen Forschens gelten, die es allenfalls zu reflektieren und im Sinne der Organisation von Überraschungen in der Datenerhebung wie auch in der Datenanalyse produktiv zu wenden gilt (vgl. Breidenstein et al. 2020, S. 138ff.). Dementsprechend war ich darum bemüht, mich von der geschilderten Lage nicht entmutigen zu lassen, sondern meine Arbeit unter Berücksichtigung zweier aus dieser Erfahrung gewonnener Fragen fortzusetzen. Erstens: Ist diese Erfahrung von Erwartungsenttäuschung – keine »KI im Spiel«, wo dies vermutet wurde – womöglich geradezu typisch für das KI/ML-Feld, für die sich feldinterne Gründe finden lassen? Und zweitens: Da also das Attraktionsobjekt *RobotBee* nicht selbst als KI/ML plausibilisiert werden kann: wo sonst im Lab, das ja immerhin an einem designierten KI-Zentrum angesiedelt ist, lässt sich KI/ML stattdessen aufspüren?

Die erste Frage findet zum einen ein Echo in der Erklärung des PI (vgl. Interview PI Tom), dass man sich »natürlich« nach außen, d.h. besonders gegenüber potenziellen Finanzierungsquellen, auf eine Art zu präsentieren habe, die den bahnbrechenden Charakter des Projekts unterstreicht. Zum anderen steht sie in einem interessanten Spannungsverhältnis zu meiner Beobachtung, dass »KI« und selbst »Machine Learning« als In-Vivo-Codes innerhalb des Feldes kaum genutzt werden. Stattdessen scheinen diese Semantiken fast überhaupt nur im Öffentlichkeitskontakt bemüht zu werden, wenn es etwa um die Erklärung laufender oder geplanter Projekte und die Relevanz der eigenen Arbeit geht. Damit wäre zugleich bereits eine partielle Antwort auf die zweite Frage geleistet: Ausgenommen von Situationen, in denen mir Gruppenmitglieder *anhand* ihrer Arbeit erklärten, was KI/ML sei oder wo deren Grenzen liegen und was deshalb etwa zukünftig zu erwarten sei (und was nicht), war KI/ML kommunikativ kaum anzutreffen. Stattdessen, so mein Eindruck, lag es an mir, festzustellen, welche Gruppenprojekte Aspekte aufwiesen, die meinen Eingangsüberlegungen gemäß ML entsprechen.

Es war damit ebenso umso klarer ersichtlich, dass es im untersuchten Arbeitszusammenhang (»Lab«) um vieles mehr ging als nur um ML, auch wenn die Gruppe an einem Zentrum für ML und Robotik angesiedelt ist. Diese Beobachtung steht in Einklang mit einschlägigen Forschungsergebnissen und ist als Basisannahme im Grunde *common sense* innerhalb sozial- und geisteswissenschaftlicher KI/ML-Forschung. So in etwa bei Kate Crawford, wenn sie von einem Atlas schreibt, der zum Verständnis von KI/ML konstruiert werden müsse (vgl. Crawford 2021), weil die so-

zialen Möglichkeitsbedingungen von KI/ML nur in einer so umfassenden Perspektive sicht- und nachvollziehbar gemacht werden können. Dass zu einer bestimmten Zeit und einem bestimmten Ort demgegenüber sich kein Objekt aufspüren lässt, auf das sich ein Finger richten ließe, um mit Gewissheit verkünden zu können, dass es sich bei diesem um KI handele, muss nicht überraschen. Auf ähnliche Weise berichtete der Anthropologe Nick Seaver schon 2017 von den verdutzten Blicken, denen er im Zuge seiner Feldforschung ausgesetzt war, wenn er Mitarbeiter:innen eines Musikstreamingdienstes darum bat, ihm zu erklären, welche Rolle »Algorithmen« in ihrer Arbeit spielten. Niemand schien zu glauben, selbst mit Algorithmen zu tun haben, und höchstens wurde vermutet, dass in anderen Abteilungen des Unternehmens damit gearbeitet werde (vgl. Seaver 2017).¹⁸ In einem Lab, das sich explizit als »biorobotisch« bezeichnet, wäre gegenüber den Produkten des von Seaver beobachteten Unternehmens (Software), vielleicht zunächst noch damit zu rechnen gewesen, dass also die entwickelten robotischen Apparaturen in physischer Objektform als materielle Repräsentationen das Vorhandensein von KI evident machen würden. Angesichts von Analysen wie jenen von Crawford oder Seaver – wie auch offensichtlich meiner Konzeption von ML als soziotechnische Praxis – erschien es dennoch problematisch, wenn ich mich an bestimmte Objekte festklammere, die ich mit KI/ML identifiziere.¹⁹

Ich erfahre in meiner »Kennenlernphase« von den Lab-Mitgliedern zudem, dass im Lab neben den soziobiologischen Experimenten theoretisch-informatische Forschung betrieben werde, insbesondere auch zu gegenwärtigen Verfahren maschinellen Lernens. Interessanterweise scheint es mir so, als wäre ich in der Beobachtung von deren Praxis unmittelbar »näher dran« an ML, was wohl in erster Linie zu tun hat, dass ich oberflächlich sofort zu verstehen glaube, worum es in der konkreten Forschungsarbeit geht. Es ist etwa die Rede davon, dass in einem Projekt daran gearbeitet werde, die »Interpretability« eines Modells durch die Erzeugung synthetischer Daten zur Ergänzung des Datensatzes zu erhöhen. Dass fehlendes Tiefenverständnis von Datensätzen häufig ein Problem in ML darstellt, davon hatte ich vorher schon häufig gelesen. So scheint mir das Anliegen sofort klar, sicherlich nicht zuletzt aufgrund der Nähe zu Themen des soziologischen Diskurses um ML.

Das Lab, so zeigt sich mir im Laufe der Zeit, ist nach Arbeitsgebieten differenziert organisiert. So gibt es »Bienenleute« und »Fischleute« sowie Personen, die

18 In Auseinandersetzung mit diesen Beobachtungen entwickelt Seaver schließlich eine differenzierte Analytik für die anthropologische Erforschung von Algorithmen, die unter anderem ein Verständnis von »algorithms in culture« dem von »algorithms as culture« gegenüberstellt (vgl. ebd., S. 2ff.).

19 Weil die schwierige präzise Lokalisierbarkeit (vgl. Seaver 2017) und räumliche Distribuietheit (vgl. Crawford 2021) des Phänomens ML dieses gerade auszeichnet, sodass mich nicht wundern muss, wenn ich mich wiederholt zu fragen habe, wo denn jetzt hier KI/ML eigentlich zu finden oder anzutreffen sei.

theoretisch zu ML forschen. Zu Beginn meiner Feldforschung besteht das Personal des Lab neben dem PI Tom vor allem aus deutschen Doktoranden (sic!), zwei davon (Lorenz und Thomas) hauptsächlich mit dem Bienenprojekt beschäftigt, zwei weitere (Lars und Falk) im Fischprojekt, sowie den ›Theoretikern‹ Henrik, Silvio und Franz. Die amerikanische Postdoc-Biologin Judith im Bienenprojekt komplettiert den Bestand an festem Personal im Herbst 2020. Mit nahezu all diesen Beteiligten habe ich in dieser Zeit etwa einstündige leitfadengestützte Interviews geführt, vor allem in der Absicht, dadurch schnell umfassende und vielseitige Eindrücke des Lab zu gewinnen.²⁰ Dieser Personalkern wird ergänzt durch eine Reihe von Bachelor- und Masterstudierenden, die im Lab ihre Abschlussarbeiten im Lab schreiben und darüber vermittelt in die laufende Forschung eingebunden werden.

Dies und mehr erschließt sich mir sukzessive, als ich anfangs, regelmäßig an Lab-Treffen teilzunehmen. In täglichen frühmorgendlichen Stand Up-Meetings berichten alle Anwesenden von ihren Arbeitsfortschritten und Tagesvorhaben, wodurch ich mir mit der Zeit eine Vorstellung des Aktivitätenspektrums im Lab machen kann, auch ohne vor Ort zu sein. Wie mir berichtet wird, sind die Räumlichkeiten des Labs zu der Zeit jedoch ohnehin verwaist, allein der PI sieht ab und zu nach dem Rechten – und berichtet dann im Dezember etwa mit trauriger Miene vom Schicksal eines am Lab angesiedelten Bienenvolkes, das ohne menschliche Unterstützung keine hinreichenden Vorkehrungen für die Überwinterung zu treffen imstande war.

Im August 2021, als ich meine teilnehmende Beobachtung vor Ort beginnen kann, ist der Personalkern weiterhin der Gleiche, bis auf Silvio, der an ein anderes Institut in der gleichen Stadt gewechselt ist, und Judith, deren Position temporär mit der Imkerin Antonia besetzt ist und langfristig von der Biologin Vanessa übernommen werden soll. In meiner Zeit im Feld finden Antonias Verabschiedung und parallel dazu die Einführung Vanessas in das Bienenprojekt statt. Ebenso ist im Rahmen eines großen Verbundprojekts zur Bienenforschung mittlerweile der indische Ingenieur Ishan als wissenschaftlicher Mitarbeiter angestellt. Ishan ist hauptsächlich für die Entwicklung einer neuen Version der *RobotBee* verantwortlich.

Die nun folgenden Vignetten zeugen von drei empirischen Episoden, die im Hinblick auf Örtlichkeit, Personal, Anlass und Gegenstand der beobachteten Praktiken wie auch im Hinblick auf die Form meiner teilnehmenden Beobachtung sehr unterschiedlich verfasst sind. Die erste Vignette beschreibt einen Ausschnitt aus einem zweistündigen Videochat im November 2020, im Zuge dessen ich dem Doktoranden Lorenz bei seiner Arbeit an der Analyse von bereits erhobenen Bienen-Bewegungsdaten ›über die Schulter‹ schaue. Die zweite Vignette entstammt der Zeit meiner lokalen Feldforschung vor Ort in den Räumlichkeiten des Labs (sowie in deren

20 Allein mit Franz kam aufgrund von wiederholten Terminierungsschwierigkeiten kein Interview zustande.

Umfeld). Gegenstand der Episode ist die Durchführung eines Experiments zum Rekrutierungsverhalten von Kundschafterbienen unter Beteiligung der beschriebenen ML-basierten automatischen Trackingtechnik. Die letzte Episode schließlich folgt PI Tom Ende 2021 zu einem ›KI-Festival‹ in einem Museum, wo er zu einer Diskussion über Intelligenzbegriffe mit einer Psychologin und einem Soziologen eingeladen wurde.

Abbildung 14: Beobachtungsstock

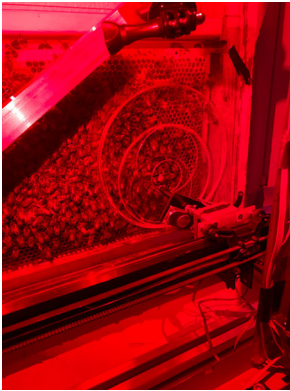
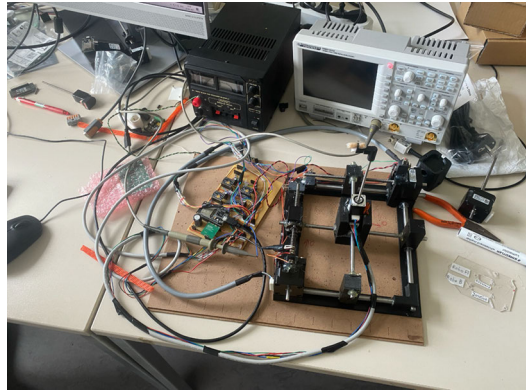


Abbildung 15: RobotBee



Vignette 2.1: Datensitzung²¹

Ein weiterer grauer Novembertag, an dem ich inmitten in der Pandemie zuhause arbeite – nicht nur für mich, sondern auch für Lorenz, der als wissenschaftlicher Mitarbeiter im Lab tätig ist. Wir sind für 10 Uhr zu einem Videogespräch verabredet, und er erklärt sich bereit, seinen Bildschirm für die nächsten paar Stunden mit mir zu teilen, und auch seine Kamera (solange die Verbindung es zulässt). Wie üblich gibt es zu Beginn einige technische Probleme, aber schließlich kommen wir ins Gespräch. Lorenz, der sich in seinem Bürostuhl zurücklehnt, die Kamera etwas ungewöhnlich seitlich und hoch platziert, hatte mir im Voraus gesagt, dass er mit Daten arbeiten wird, die bei Experimenten im vergangenen August und September gesammelt wurden. Es ist einer seiner ersten ›Ausflüge‹ in die Bewegungsdaten von Bienen, die von einer im Lab geschriebenen, auf ML basierenden Erkennungs- und Verfolgungssoftware geliefert werden. Die Daten basieren auf Videoaufzeichnungen einer Installation, in der eine Kamera kontinuierlich einen von mehreren hundert Bienen bevölkerten Beobachtungsstock filmt, wobei die

21 Eine frühere Version dieser Vignette sowie der anschließenden Analyse wurde bereits in Groß & Wagenknecht 2023 referiert.

Bienen mehrere Wochen lang ein manuell angeklebtes maschinenlesbares Etikett auf dem Rücken tragen.

Lorenz sagt, sein Ansatz sei explorativ. Er wollen »einfach mal schauen, wie sich die [zwei] Gruppen [der Bienen] in den Daten unterscheiden lassen«, wobei die eine Gruppe aus Bienen besteht, die von Varroa-Milben befallen sind, während die andere aus gesunden Bienen besteht. Er betrachtet Netzwerkmetriken mit Informationen zu Intensität und Ort der Interaktionen zwischen Bienen. Die gesunden Bienen werden grün, die kranken Bienen rot markiert. Nachdem er bereits vor einer Woche damit begonnen hat, möchte er nun Topologieplots der Netzwerke erstellen, »die mehr oder weniger wie Knoten aussehen«, um herauszufinden, »ob es für einen Menschen etwas zu sehen gibt«. Es handele sich um »schwer zu lesende« Daten, was sich durch ihre Dimensionalität und ihr Volumen begründe. Als er letzte Woche zum ersten Mal Ähnliches versuchte, sei er mit den Ergebnissen nicht zufrieden gewesen. Er fügt hinzu, dass wir genauso gut sehr, sehr lange und breite Tabellen anschauen könnten, aber das würde es unmöglich machen, irgendetwas nachzuvollziehen. Visuelle Ausgaben scheinen die einzige Möglichkeit zu bieten, die Daten zu verstehen.

Er beginnt, verschiedene Tage der Aufzeichnungen auszuwählen, um herauszufinden, ob es signifikante Unterschiede gibt. Bei seiner Auswahl der Tage weist er darauf hin, dass sich die Aktivitäten im Laufe der Zeit je nach Ausbreitung der Varroa-Milben und dem Hinzufügen neuer Bienen (die in einem Inkubator gezüchtet und zur Veränderung des Verhältnisses von gesunden und kranken Bienen eingesetzt werden) verändert haben. Er verwendet für die Analyse Jupyter Notebook, um Rechendokumente zu schreiben. Er schreibt, bearbeitet, kopiert und fügt Code in einem Tempo ein, das es mir unmöglich macht, einzelne Schritte nachzuvollziehen. Auf dem Bildschirm erscheint eine Grafik, die Lorenz zur Bemerkung veranlasst, dass dies definitiv nicht sei, was er wolle, ein nutzloses Ergebnis, und ich verstehe intuitiv, dass diese Visualisierung, farbige kleine Blasen in einer zufällig anmutenden Anordnung, wohl keinen Hinweis auf die Struktur der Daten zu geben vermögen. Er versucht es erneut und meinte, dass es etwa 20 Sekunden dauern würde, bis die Grafik erstellt ist. Diese Unterbrechung nutzt er, um die Einstellungen in einem anderen Fenster zu überprüfen. In mehreren Iterationen passt er verschiedene Parameter an. Dann erscheint eine Ausgabe, die ihn dazu bringt, das Layout zu kommentieren: »Das wäre zumindest ein Indikator dafür, dass die roten Punkte nicht gleichmäßig verteilt sind, sondern eher an den Rändern der Netze, was irgendwie interessant ist, obwohl ich prüfen muss, inwieweit das von den Parametern hier abhängt, von verschiedenen Layout-Algorithmen, und inwieweit das von [...] der Normalisierung abhängt«.

An einem späteren Punkt unserer Sitzung bemerkt Lorenz, dass es angesichts des Pools von Algorithmen und Datenpunkten, aus denen eine Ausgabe erzeugt werden kann, »Hunderttausende von Möglichkeiten zur Visualisierung« der Daten gäbe. Lorenz ruft Daten ab und führt sie zusammen, erzeugt visuelle Ausgaben der Datenstruktur mit Hilfe verschiedener Algorithmen und spielt etwa eine Stunde lang mit den Parametern und der Wahl der Algorithmen herum, bis er sich

auf eine Ausgabe einigt, die mich an jene Visualisierungen des Coronavirus erinnert, die zum Zeitpunkt unserer Sitzung in den Medien allgegenwärtig sind.

Abbildung 16: Shared Screen

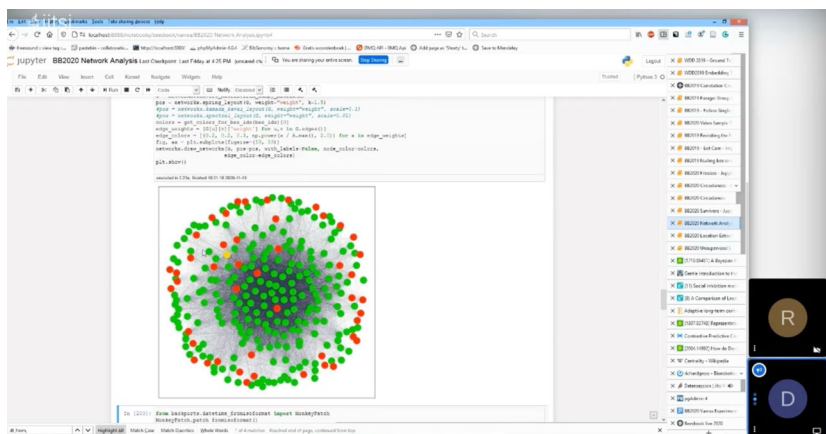
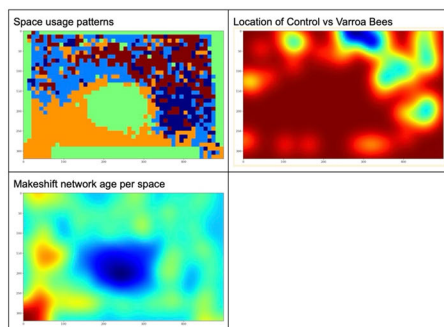


Abbildung 17: Google Doc



Can you explain to me what the different colors mean? Is this suggesting that the varroa bees are more in the blue areas compared to control?

The heatmap in the top right is something along the lines of the probability to observe a bee from one of the focal groups in that location. So red=more likely to

[Mehr anzeigen](#)

19.11.2020

Very cool

Langsam scheint sich Lorenz an die gewünschten Ergebnisse heranzuarbeiten und mit den unzähligen Möglichkeiten der Datenvisualisierung jedenfalls keine Schwierigkeiten zu haben. Er wirkt ruhig und ist konzentriert bei der Arbeit, während er mir den Fortschritt oder das Scheitern (»schlechte Tage«, »unbrauchbare Daten«, »falsche Parameter«) seiner Bemühungen kommentiert und jeweils aus dem Stegreif erklärt, was schief gelaufen ist. Offensichtlich hatte er nicht erwartet, dass es auf Anhieb funktioniert. Schließlich fügt er die Ergebnisse in

ein geteiltes Google Doc ein. Als ich mir die Kommentare in der Datei ansehe, stelle ich fest, dass für Judith, die Biologin, die als Mitforscherin an dem Projekt beteiligt ist, die Grafiken nicht wirklich für sich selbst zu sprechen scheinen, und sie bittet an verschiedenen Stellen um Klarstellung, was die Daten eigentlich bedeuten (Beobachtungsprotokoll, November 2020)

Analyse 2.1: Erkenntnisvermittlung

Die Episode ist von zwei zusammenhängenden Problemen geprägt, die beide das Verstehen sinnhafter Muster in den aufgezeichneten Daten betreffen. Das erste Problem betrifft die Aufgabe, Korrelationsmuster in den Daten zu erkennen, indem geeignete zeitliche Intervalle im Datensatz ausgewählt und die ausgewählten Daten für die Analyse eingerichtet werden. Das zweite Problem markiert die Herausforderung, geeignete Visualisierungsalgorithmen, Parameter und Einstellungen zu finden, um die Daten für alle an der Forschung Beteiligten verständlich zu machen. Diese Probleme hängen an dem Umstand, dass die untersuchten Bienenbewegungsdaten hochdimensional und sehr umfangreich sind, da sie Informationen zu Standort und Bewegung zu einzelnen Bienen im Verhältnis zu jeder anderen Biene für sehr kurze Zeitintervalle über mehrere Wochen enthalten. Ein solches Datenvolumen macht Darstellungsformen erforderlich, mithilfe derer sich deren Inhalt zweckmäßig reduzieren und mithin ihr Sinn überhaupt erst erschließen lässt. Bienenbiologische Erkenntnis setzt daher in dieser Experimentalanordnung einen technischen Vermittlungsprozess voraus, der die Strukturen des Datensatzes in für das menschliche Auge verständliche visuelle Formen bringt. Dies bedeutet, in sehr umfangreichen Tabellen aufgelistete Daten in visuelle Formen umzuwandeln, in denen der Forscher etwas erkennen kann. Beiden Problemen – Identifikation relevanter Datenmuster und deren Visualisierung zur Veranschaulichung ihres Sinns – treten nicht in chronologischer Reihenfolge auf, sondern stehen in einer zirkulären Beziehung. Erst durch die Visualisierung kann die Korrelation überhaupt erkannt werden – und gleichermaßen gilt dies auch umgekehrt, denn nur eine statistisch signifikante Korrelation (statt einer rein zufälligen Verteilung) vermag visuell prägnante Formen erzeugen.

Da der Forscher nicht genau weiß, wonach er sucht, tüftelt er an einer Vielzahl von Einstellungen, verändert Parameter und probiert verschiedene Visualisierungsalgorithmen aus, bis er schließlich erste aussichtsreiche Ergebnisse erhält. Ob diese sich bewähren, hängt davon ab, ob sie die anderen Mitarbeiter:innen des Projekts überzeugen. Deren Urteil kann der Forscher jedoch vorerst nur antizipieren. In diesem Sinne beschreibt die Episode auch, wie die Analyse eines Datensatzes diesen gewissermaßen bereits für weitere Problematisierungen in der Zukunft präpariert. Die beobachteten Tüfteleien sind weder völlig spontan noch improvisiert, sondern

Teil einer reflexiven Praxis der Datenanalyse, die zweifellos auf akademischer Ausbildung beruht.

Die beobachtete Situation erweist sich keinesfalls als bedrohlich, überfordernd oder gar unauflösbar. Sie beinhaltet kleinere Irritationen, die den Forscher nicht vor völlig unerwartete Herausforderungen stellen. Der Weg zur Lösung der vorgefundenen Probleme ist zeitaufwendig, doch an keiner Stelle ein Irrweg. Der Forscher scheint schnell ein adäquates Verständnis möglicher Schritte (etwa hinsichtlich zu verwendender Algorithmen, Einstellungen und Parameter) entwickelt zu haben und steht fraglos nicht zum ersten Mal vor einer solchen Aufgabe, was die Navigation und mithin die Transformation der Situation zweifellos erleichtert. Entsprechend tritt diese als solche auch nicht etwa schlagartig als plötzlicher Schock ein, sondern zeigt sich im Grunde als erwartbar und wurde gewissermaßen vom Forscher sogar bewusst herbeigeführt. Deshalb erscheint sie weniger als drastischer Bruch der beobachteten Praxis, sondern vielmehr als ein integrierter Bestandteil derselben. Anknüpfend an die situationstheoretische Überlegungen oben im Anschluss an Dewey und Boltanski & Thévenot entwickelte Konzeption zeugt die Episode eindeutig von einer *schwachen* Situation. Sie ist von Problemen gekennzeichnet, die durch Vorwissen über die vorhandenen Daten und zur Verfügung stehenden Analysetechniken begrenzt sind und wirkt daher gewissermaßen von vornherein eingeeht.

Vignette 2.2: Bienenversuche

Im Verlauf meiner einen Monat andauernden teilnehmenden Beobachtung von August bis September 2021 stellte sich für mich schnell die Frage, wie ich bestenfalls derartig eingebunden werden kann, sodass meine Gegenwart legitimiert und für die Lab-Mitglieder nicht in jedem Moment erklärungsbedürftig erscheint, was ich überhaupt triebe. Im Sinne eines ›Heimischwerdens‹ im Feld zur Ermöglichung von »Rapport« (Breidenstein et al. 2020, S. 71–78), d.h. dem »Gestalten von Forschungsbeziehungen« (S. 71), die mir Zugang zu einsichtsreichen Beobachtungen ermöglichen würden, ging es mir darum, im Feld eine Position zu erreichen, die mir instruktive Einblicke in die Aktivitäten des Lab verschaffen und zugleich dem Argwohn der Mitglieder mir gegenüber Abhilfe schaffen kann. Da sich für mich nicht unmittelbar eine ›natürliche‹ Rolle ergab und mir die der mit Notizblick umherschleichenden Spürnase für mein Anliegen wenig geeignet schien, suchte ich das Gespräch mit dem PI Tom. Ich teilte ihm mit, dass ich die Arbeit des Labs während meiner Zeit im Feld nach Möglichkeit gerne tatkräftig unterstützen würde, um mir durch meine eigene Beteiligung Einblick in das Geschehen zu verschaffen. Erfreulicherweise reagierte Tom außerordentlich positiv auf mein Angebot und schlug vor, dass ich bei bald anstehenden »Bienenexperimenten« mithelfen könnte.

So ergab es sich, dass ich den wesentlichen Teil meiner teilnehmenden Beobachtung gewissermaßen als Assistent bei der Durchführung eines Experiments zum

Sozialverhalten von Bienen verbrachte. Ziel dieses Experiments sei, so eröffnete mir Tom, die Bienen des ›Hausvolkes‹ zunächst auf zwei »Feeder« zu konditionieren, die in 200–250m Entfernung zum Institutsgebäude in rechtwinkliger Ausrichtung zueinander etabliert werden. Ein »Feeder« ist eine mobile Futterstelle für Kundschafterbienen; eine improvisierte Tränke aus Kunststoff (PLA), auf der eine Flasche montiert werden kann, woraufhin die enthaltene Flüssigkeit durch das Innere des Apparats zu Öffnungsschlitzen auf dessen Oberseite läuft, wodurch die für das Experiment zubereitete, von Bienen geschätzte Zuckerlösung diesen zum Verzehr verfügbar gemacht wird (vgl. Abb. 18). Diese Konditionierung sei dadurch zu erreichen, dass ›wir‹ – mehrere Mitarbeiter:innen des Labs und ich – Stück für Stück die Bienen immer weiter vom Stock wegführen. Zunächst sollten wir sie am Stockausgang (siehe Abb. 19) mithilfe einer improvisierten Falle einfangen, zum Zwecke der Wiedererkennbarkeit mit Nagellack auf dem Rücken farbig markieren und zum Feeder tragen, der anfangs in etwa 5 Metern Entfernung zum Stock positioniert war; dies so lange, bis »Folgeverhalten« eindeutig beobachtbar sei, d.h. Kundschafterbienen durch Schwänzeltänze ihre Stockgenossinnen auf die neue Futterstelle hinweisen und mithin »rekrutieren«. War dies erreicht, sollten wir den Feeder um weitere fünf bis zehn Meter vom Stock wegbewegen; ein Vorgang, der so lange wiederholt werden sollte, bis wir uns etwa 200m vom Stock entfernt hätten, was leicht mit Google Maps zu überprüfen sei.

Abbildung 18: Feeder 1



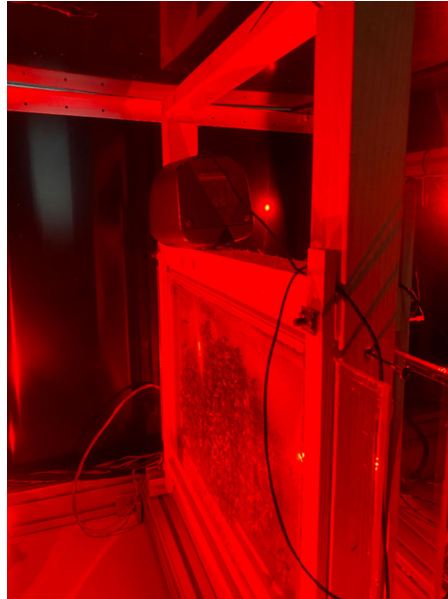
Abbildung 19: Stockausgang



Beide Feeder sollten gleichzeitig etabliert werden, um schließlich den eigentlichen Kern des Experiments zu ermöglichen, an dem dann auch ML beteiligt sei. Diesen Kern markiert der Versuch, die Bienen kontrolliert zwischen den Feedern »switchen« zu lassen. Dafür wurde ein älterer kabelgebundener PC-Lautsprecher auf dem Beobachtungsstock montiert. War es Zeit für einen »Switch«, sollte das die durch das Abspielen eines lauten, tiefen Tons ausgelöste Vibration auf der »Tanzfläche« des Stocks dafür sorgen, dass die aktuell dargebotenen Tänze abgebrochen werden, um Folgeverhalten zu unterbinden. ML ist dabei in Form eines über Jahre erarbeiteten Trackingsystems beteiligt: In der Echtzeitanalyse von Videoaufzeichnungen erkenne dieses zuverlässig Tänze im Beobachtungsstock und könne dabei zudem zwischen unterschiedlichen Tänzen unterscheiden, was ermögliche, ausschließlich die Tänze für nur einen der beiden Feeder zu unterbinden. Idealerweise sollte das Experiment Aufschluss darüber geben, wie und unter welchen Bedingungen die gezielte ML-vermittelte Manipulation des Verhaltens von Kundschafterbienen realisierbar ist. Die folgende Darstellung setzt sich aus drei knappen Einblicken in die Aufbauphase der Versuchsanordnung wie die Durchführung des Experiments zusammen. Die Vignettensequenz ist chronologisch geordnet.

Montag morgens um neun Uhr im Lab angekommen erfahre ich im »Stand Up Meeting«, dass das Experiment wackelt: Bienen von fremdem Stock haben wohl einen der Feeder übernommen, sodass unsere mühsam über eine Woche stabilisierte Konditionierung dahin sein könnte. Ein weiterer Störfaktor für das Experiment und zunächst einmal dessen Aufbau neben einer Reihe anderer, die ich mittlerweile in Listenform sammelte: alternative, womöglich attraktivere Futterstellen in der Umgebung, schlechtes Wetter, hungrende, lethargische Bienen, falsche Bienen eingefangen. An den ersten Tagen lief es sehr gut, seitdem gibt es eine Art Abwärtsspirale, es wurde immer träger, bis zum Takeover des anderen Volkes über das Wochenende. Viel Spekulation – und viele Erklärungen scheinen möglich. So frage ich mich, ob das Vorgehen nicht naiv oder dilettantisch war; wohl auch, weil ich selbst viele Stunden mit der Bienenkonditionierung verbracht habe und mir das Gelingen des Experiments selbst zu einem Anliegen geworden ist. Dann kommt vom PI Tom die Ansage, die Distanzen der Feeder entgegen letzten Absprachen doch zu erhöhen auf etwas über 200m, weil das System gerade die kurzen Tänze nicht zuverlässig erkenne. Ich mache mich an die Arbeit und statte mich – wie gehabt – mit blauem Eimer (gut für Bienen sichtbar), Feeder, Stuhl, Nagellack und Küchenrolle aus, um Feeder 2 zu besetzen und dort Neuankömmlinge mit der entsprechenden Farbe zu markieren. Nicht zum ersten Mal entfaltet sich ein Tag, der wenig Spektakuläres an sich hat – und im Hinblick auf meine Fragen zu ML nicht besonders einsichtsreich wirkt. (Feldnotiz 6.9.2021)

Abbildung 20: Beobachtungsstock



Zwei Tage später treffen wir – Tom, Lorenz, Falk und ich – uns im Hof des Labgebäudes zur weiteren Planung des Experiments. Im Gespräch zwischen Tom und Lorenz entwickelt sich ein neuer Plan. Weiterhin sollen wir die Futterstellen besetzen, dort wird dann jeweils gewechselt zwischen hoher und niedriger Konzentration in der Zuckerlösung. »Warum nicht gleich die volle Dröhnung?«, frage ich. Von niedrig auf hoch zu wechseln mache Tänze wahrscheinlicher, da die Bienen besonders auf die Differenz anspringen, meint Tom. Zudem hätten wir mit dem Wechsel der Dosen die Möglichkeit zeitlicher Kontrolle über die Tänze. 17 Uhr sei nochmal richtig was los gewesen gestern. Alle neuen Foragers markieren? Zählen wir alle oder im 10min-Takt? Anis in das Wasser oder nicht? Am Stock markieren oder nicht? Viele Kontingenzen, notiere ich. Vorerst: hohe Konzentration, ohne Geruch, weiß anmalen, Stop-Anlage. Tom vermutet *bias* auf F1, weil dieser gestern etwas früher »geöffnet« wurde. Ein Viertelstundentakt wird vereinbart – bei 2min pro Biene hieße das 4–6 Tänze. »Was würde ein Reviewer kritisieren?« – wird im Hinblick auf die Dokumentation des Experimentaufbaus gefragt. Tom: »Sollen wir dem Stock neue Brut hinzufügen oder Futter aus Stock rausnehmen, um zu stimulieren? Lorenz' unmittelbare Gegenfrage: »Was wollen wir eigentlich?«. Tom entscheidet, dass wir heute »testen«, weshalb beide Feeder genutzt werden sollen. Das wesentliche Problem sei, dass es sich um ein kleines Volk handle, weshalb weniger Rekruten zu erwarten sein. Kurze Zeit später sind alle auf ihren Plätzen und über einen WhatsApp-Chat wird live das Vorgehen koordiniert. Mit ausgedruckter Tabelle auf Klemmbrett gewappnet bin ich bereit, ankommende Bienen

zu dokumentieren und auf Kommando die Zuckerwasserflaschen zu wechseln.
(Feldnotiz 8.9.2021).

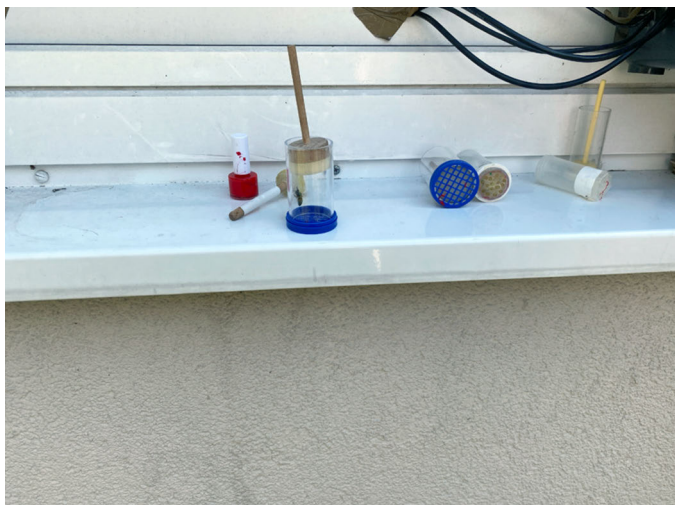
Abbildung 21: Feeder 2



Abbildung 22: Bienen auf Feeder



Abbildung 23: Bientransport



Eine Woche später treffe ich Lorenz nach Arbeitsschluss an der Bushaltestelle unweit des Labgebäudes. Wir unterhalten uns auf der Fahrt zum Bahnhof und kommen nochmal auf das Experiment zu sprechen, das weiterhin im Gange ist. Es gehe »letztlich darum, irgendeinen Effekt [des Störsignals auf das Verhalten der Bienen] zu finden«, meint er zu mir. Dies gehe am einfachsten und besten auf einem leeren Feld, ohne all die Störfaktoren, mit denen wir zu kämpfen haben. Dann sauber einen Effekt nachweisen zu können, das wäre schon was. »Echte Laborbedingungen« würden jedenfalls alles vereinfachen, man könnte »klar den Effekt sehen« – oder eben nicht, aber immerhin wäre auch das dann klar. Hier zeigt sich erstmals eine explizite Resonanz mit meiner anhaltenden Verwirrung hinsichtlich all der Gründe, die immer wieder dafür aufgeführt werden, dass im Experiment kaum etwas so klappt wie vorgesehen. (Feldnotiz 15.9.2021)

Analyse 2.2: Wechselseitige Abstimmungen und Einstellungen

Die Vignettensequenz führt die Kontingenzen einer Praxis vor Augen, deren Unwägbarkeiten die bisher erörterten und sich als Praxisprobleme eigenen Rechts manifestierenden Charakteristika von ML gewissermaßen dezentrieren bzw. hintergründig werden lassen. Es zeigt sich in den Beschreibungen des Bienenexperiments, dass der Einsatz von ML in diesem Fall tatsächlich dem eines mechanischen Instruments entspricht, auf das sich vorläufig verlassen wird. Als wesentlich relevanter für das Gelingen des Experiments erweisen sich allerdings dessen Umwelt – Wetter, andere Futterstellen – und die Bienen selbst. Das Experiment muss in seiner konkreten Gestalt vor allem auf das Bienenvolk selbst zugeschnitten werden, wobei die Komplexität der Bedingungen selbst im Falle von Schwierigkeiten kaum eindeutige Aussagen darüber zulässt, welche Faktoren als maßgeblich für Störungen und Probleme verantwortlich zu machen sind.

Damit ML tatsächlich die vorgesehene hintergründige Rolle erfüllen und mithin die gewünschte technische Leistung vorausgesetzt werden kann, müssen zweierlei Bedingungen als erfüllt gelten. Erstens müssen etwaige Tücken der ML-Anwendung bekannt sein. Im konkreten Fall etwa betrifft dies Grenzwerte für die Reliabilität der Tanzerkennung. So ist zwar aus der Bienenbiologie bekannt, dass unter Kundschafterbienen für Distanzen ab etwa 150 Metern Schwänzeltänze zum Einsatz kommen, doch bewegt sich hier die Distanz der Tanzbewegung in einen Bereich, der die Genauigkeit der Erkennung beeinträchtigt, was zu mehr *false positives* führt. Es werden dann fälschlicherweise mehr Bewegungsabläufe als Tänze »erkannt«, die eigentlich gar keine sind. Im Wissen über diese Anfälligkeit wird in der Konsequenz die Versuchsanordnung derart gestaltet, dass die Feeder sich in einer Entfernung von mehr als 200 Metern zum Beobachtungsstock befinden. Zu einem späteren Zeitpunkt (vgl. Feldprotokoll 22.9.2021) erfahre ich von Lorenz, dass die »Software« nicht die Gestalt der Tänze an sich, sondern die Zitterbewegungen

der tanzenden Bienen analysiere. Dabei sei erkennbar, dass Tänze in der Regel in bestimmten Frequenzen stattfinden. Es lasse sich letztlich zwar nicht verhindern, dass *false positives* auftreten, doch erlaubt das Wissen um diese Einschränkung die Möglichkeiten, diese im Nachhinein rausfiltern zu können. Interessanterweise kommt wiederum ML zum Einsatz, um den »Müll rauszubekommen«, d.h. den Datensatz vor der Analyse zu bereinigen. »Kannst du KI nennen oder auch nicht«, kommentiert Lorenz das technische Prozedere trocken. Überhaupt ist an keiner Stelle auf Seiten der Beteiligten von KI oder auch nur ML die Rede; Lorenz spricht durchweg von »Software«, die für die Decodierung der Tänze verantwortlich sei.

Wie auch immer das Trackingsystem bestenfalls zu bezeichnen sei, fällt an ihm zweitens auf, dass es keinesfalls erst jüngst entworfen und konstruiert wurde, sondern sich in der aktuellen Fassung bereits Erfahrungen von etwa fünf Jahren Forschung akkumulieren. In diesem Sinne hat die beobachtete Praxis die in ihrer Vergangenheit gewonnenen Erfahrungen (auch im Sinne des Lernens aus Misserfolgen) zur wesentlichen Voraussetzung. Dies gilt auch und insbesondere für den Umgang mit Fehlern und Problemen. In anderen Worten kann das Experiment nur deshalb effektiv durchgeführt werden, weil in dessen Umsetzung auf schon Bewährtes und als zuverlässig Angenommenes zurückgegriffen werden kann. Die Praxis ist in diesem Sinne nur in bestimmter Hinsicht experimentell und stellt sich folglich nicht vollständig zur Disposition.

Die Einblicke in den Ablauf eines bienenbiologischen Experiments unter Beteiligung von ML verdeutlichen, dass im Kontext dieser Praxis zweifellos nicht allein ML für Probleme sorgt. Dies mag zunächst wie eine Binsenweisheit anmuten, doch ist diese Feststellung für die soziologische Analyse von ML durchaus von zentraler Bedeutung, macht sie doch klar, dass ML hier – und dies ist freilich auch auf andere Anwendungsfälle übertragbar – eher bestehende Praktiken ergänzt bzw. diese um ein weiteres Element anreichert, als dass durch ML völlig neue praktische Formen begründet würden. Am Rande des Experiments bemerkt die kürzlich zum Team dazugestoßene Biologin Vanessa, dass sich an der Art und Weise, wie Experimente mit Bienen vonstatten gehen, »in den letzten 100 Jahren eigentlich nichts geändert hat«.

Mit dieser Relativierung der Zentralität von ML geht einher, dass ML-Technik zum Bestandteil einer praktischen Ökologie wird, die eine Vielzahl heterogener Elemente vereint und ihre eigenen Fallstricke hat. Im konkreten Fall zeigt sich eine forschersische Praxis, die epistemische Unsicherheit und Ungewissheit absorbieren muss – und kann. Die Beteiligten zeigten sich jedenfalls durchweg weniger besorgt als ich, der ich häufiger die Befürchtung hatte, dass unsere Bemühungen nirgendwohin führen würden.

Zudem wurde ebenso klar, dass für das Scheitern des Experiments kaum »die KI« hätte verantwortlich gemacht werden können zumindest nicht auf allzu offensichtliche Weise und wenn, dann wohl derart, dass erst bei der Sichtung der Daten rückblickend klar geworden wäre, was das Problem war. Die mit dem Einsatz von

MLEinhergehende Unsicherheit hinsichtlich der Zuverlässigkeit der Resultate wurde jedenfalls billigend in Kauf genommen und nicht als besonderes Wagnis verstanden. Es passt dies zu einer ökologischen Vorstellung von ML als Praxis, die zudem zeitlich in Phasen differenziert ist. Zu einem Zeitpunkt, als noch gar nicht klar war, was aus dem Experiment werden würde, meinte Lorenz recht lapidar, dass er dann bald versuchen werde, trotz aller Hürden »aus den Daten etwas zu machen«. Was dies bedeutet, darauf konnte die vorige Vignette samt Analyse bereits einen Hinweis bieten. Das eben geschilderte vermittelt demgegenüber Eindrücke in experimentelle Forschungspraxis unter Beteiligung von ML.

Vignette 2.3: KI-Festival

Die dritte und letzte Vignette zu meiner Feldforschung im Lab fällt aufgrund ihrer spezifischen Situiertheit aus dem Raster. Sie bezieht sich als einzige der dargestellten Sequenzen nicht in unmittelbarer Form auf die untersuchten Praktiken in Wissenschaft und Kunst, sondern berichtet von einer öffentlichen Veranstaltung im November 2021, bei der Tom als Leiter des Lab auf einem »KI-Festival« an einer Pannediskussion zu Begriffen von Intelligenz teilnahm, um dort mit einer Psychologin sowie einem Soziologen zu diskutieren, was unter Intelligenz eigentlich zu verstehen sei.²² Die Auswahl der Episode begründet sich dadurch, dass die öffentliche Präsentation der eigenen Arbeit im Sinne von Wissensvermittlung nicht nur tatsächlich als ein relevanter praktischer Bestandteil wissenschaftlicher Forschung anzusehen ist, sondern vor allem auch instruktive Differenzen zum von mir beobachteten Forschungsalltag zutage bringt. So finden sich etwa zahlreiche aufschlussreiche (Selbst-)Beschreibungen bezüglich wissenschaftlicher Arbeit mit ML. Entsprechend interessiert das Folgende besonders hinsichtlich der Frage, wie darin ML als (eigene) Praxis erklärt und legitimiert wird.

Das lokal nur unter strikten Pandemie-Auflagen zugängliche und zugleich live online übertragene Panel eröffnet die Moderatorin. Nach einführenden Bemerkungen zu Gegenstand und Ablauf der Veranstaltung schafft sie einen Einstieg, indem sie die Beteiligten jeweils um eine eingehende Stellungnahme bittet. Vorab über das Lab informiert, weist sie darauf hin, dass Tom Honigbienen wie auch Guppys erforscht – »hübsche, kleine, [...] schillernde Fische im Aquarium«. Nach seinem

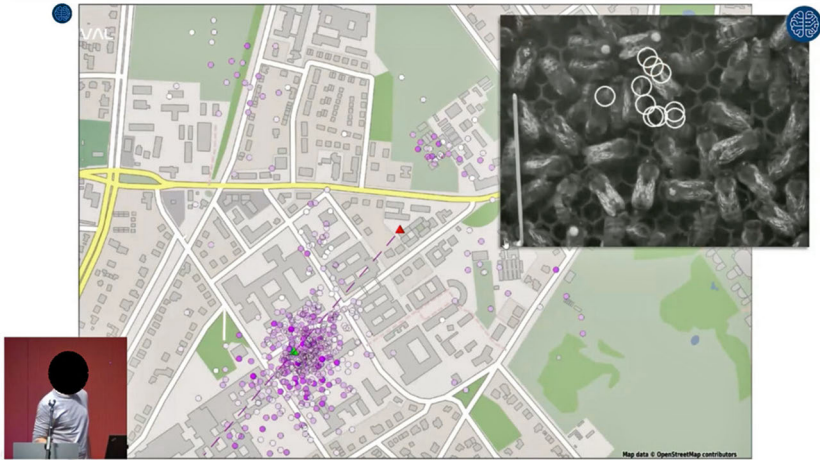
22 Da ich für besagtes Festival als Kurator und Projektkoordinator fungierte, kam neben anderen Programmpunkten auch dieses Panel in seiner inhaltlichen Konzeption und personellen Besetzung maßgeblich durch meine Initiative zusammen. Insofern habe ich die beschriebene Episode gewissermaßen maßgeblich selbst heraufbeschworen, was m. E. mit Blick auf die von mir am Material gemachten Beobachtungen jedoch inhaltlich nicht von wesentlicher Relevanz ist, sondern daran gemessen nicht mehr als eine Randnotiz darstellt.

Begriff von Intelligenz gefragt, antwortet Tom, dass Intelligenz für ihn »nicht unbedingt klar zu definieren« und er auf einen solchen Begriff allerdings auch gar nicht angewiesen sei: »Brauchen wir Ingenieure nicht.« Denn: »Wir haben eine Aufgabe und die muss gelöst werden.« Anschließend beschreibt er, was unter einer solchen Aufgabe zu verstehen sei. In seiner Arbeit gehe es um die Erforschung von Intelligenz, wie sie sich in Gruppenverhalten zeige »[...] und da schauen wir uns also hauptsächlich einfachere Tiere an, also Honigbienen und Cuppys, wie erwähnt und nicht Menschen, weil diese unglaublich komplex sind und unglaublich vielschichtig. Und das kriegt man alles gar nicht gemessen.« (Diskussion KI-Festival, 15m30s)

Etwa 20 Minuten später wird Tom darum gebeten, anhand von vorbereiteten Bildmaterialien näher zu veranschaulichen, was man sich unter der »KI-gestützten« biorobotischen Forschung in seinem Lab vorzustellen habe. Unter Rückgriff auf Aufnahmen aus dem Beobachtungsstock des Lab präsentiert er die *RobotBee* sowie das sogenannte *BeesBook*-Projekt – eine Studie zum Netzwerkcharakter kollektiven Verhaltens in Bienenvölkern, deren Titel auf den Namen einer bekannten Social Media-Plattform anspielt. Tom erläutert, wie bei den Experimenten vorgegangen werde und welche Forschungsfragen dabei geklärt werden sollen. Das Vorgehen reflektierend führt er aus: »[D]as ist der Ansatz, den wir wählen, weil gerade in der Schwarmintelligenz oder der Intelligenz der Gruppen wird im Rechner untersucht, indem ich Modelle baue, mathematische Beschreibungen [davon], wie Individuen zum Beispiel ihre Bewegungsrichtung anpassen. Wenn wir, sagen wir mal, in einer engen Masse auf Veranstaltungen laufen, folgen wir ähnlichen Regeln wie diese Cuppys. Und diese mathematischen Beschreibungen sind dann im Rechner natürlich, aber ohne, dass wir einen Zugriff haben auf die wahre Welt, um sie da auch zu validieren. Der Roboter gibt uns die Möglichkeit und wir machen natürlich auch nicht nur Roboter, sondern wir schauen uns auch einfach nur Bienen an und hier ist KI ein Hilfsmittel. [...] Sie müssen sich vorstellen, die Bienen bewegen sich und wir nutzen also KI, um die Position und die Art, also die eine eindeutige Nummer für jede Biene zu erkennen und sie über die Zeit zu verfolgen, um dann zu fragen: Okay, wer macht was mit wem? [...] Wir können quasi beobachten und mit KI reproduzieren, wo die Biene war oder beziehungsweise wo sie die anderen hinschicken möchte. Also KI als Tool.« (Diskussion KI-Festival, 34m40s).

Kurz darauf kommt Tom zuletzt auf die zukünftigen Potenziale seiner Forschung zu sprechen. Am Beispiel der Trophallaxis, d.h. der Nahrungsweitergabe von Biene zu Biene im Flug erklärt er, dass sich die Bienenforschung nicht im bloßen Verstehen erschöpfe, sondern ebenso auf »Anwendungen, die aus den Bienen etwas herausholen«, abziele. Schließlich, so spekuliert er, sei es gut möglich, »dass es wirklich auch interessante Aspekte in Bienenleben gibt, von denen man sonst nichts weiß, aber die vielleicht in naher Zukunft im Auto stecken.« (Diskussion KI-Festival, 37m10s)

Abbildung 24: KI-Festival, Screenshot



Analyse 2.3: Spekulation, Realität und Theorie

Die dargestellte Vignette konzentriert sich maßgeblich auf die Äußerungen Toms im Kontext einer Diskussion im Rahmen eines von einer Kulturinstitution in einer deutschen Großstadt ausgerichteten ›KI-Festivals‹. Die Darstellung handelt von einer öffentlichen Veranstaltung, in der Tom die Arbeit des Lab sowie seine Ansicht zum Thema des Panels einem Publikum vorstellt, von dem nicht anzunehmen ist, dass es bezüglich ML, geschweige denn ML-gestützter soziobiologischer Forschung über nennenswertes Vorwissen verfügt. An seinen Ausführungen fallen drei Aspekte auf, die einerseits den Charakter der ›Selbstbeschreibung‹ der Forschungspraxis, andererseits die Legitimation derselben und schließlich die darin enthaltenen Implikationen einer ›In-vivo-Sozialtheorie maschinellen Lernens‹ betreffen.

Im Hinblick auf den erstgenannten Aspekt fällt zunächst die Bezeichnung der Labmitglieder als »Ingenieure« auf, die auf einen Intelligenzbegriff praktisch gar nicht angewiesen seien. Wiewohl man spekulieren könnte, ob diese Pointe im Eingangsstatement womöglich auch vor allem taktisch gewählt war, um für Unterhaltung zu sorgen und eine unmittelbar plausible Abgrenzung zu denen anderen beiden Podiumsteilnehmer:innen zu erreichen, sticht sie doch heraus. Im Rahmen eines Panels, das der Diskussion unterschiedlicher Intelligenzbegriffe um Zusammenhang mit KI gewidmet ist, bietet die Äußerung jedenfalls einen gewissen Überraschungswert. Selbst sofern sie eher als rhetorisches Manöver motiviert sein sollte, offenbart sie doch etwas über das Selbstverständnis Toms (und in vermittelter Form auch des Labs), indem sie eine Unterscheidung einführt zwischen »Ingenieuren« und anderen Forscher:innen, die sich über Begriffe von

KI den Kopf zerbrechen. Die Geste impliziert jedenfalls implizit, im Lab habe man es mit ›handfesten‹ Problemen zu tun, die wenig Bezug zu theoretischen Diskussionen aufweisen. Die Experimente – und gerade Vignette 2.2. vermag dies anschaulich zu belegen – bringen ihre eigenen praktischen Anforderungen mit sich, die eher die Fähigkeiten von Ingenieur:innen als Kapazitäten reflexiver Theoriearbeit erfordern. Diese im Hintergrund der Aussagen vermutete Vorstellung mag gewissermaßen anti-intellektualistische Anklänge haben, etwa indem sie – im konkreten Kontext des Panels – der theoriefixierten Forschung in den Geistes- und Sozialwissenschaften die solide Lab-Arbeit gegenüberstellt. In ihrer Zuspitzung assoziiert sie das Lab streng genommen eher mit Ingenieurspraxis als Wissenschaft; eine Zuordnung, die sich womöglich in letzter Konsequenz nicht als logisch konsistent erweisen würde. Instruktiv ist sie jedoch vor allem dahingehend, dass sie die praktischen Anforderungen des Experimentierens mit ML und Honigbienen als zentral markiert.

Darüber hinaus deutet Tom explizit an, dass die vorwiegend ingenieurmäßige Forschungspraxis des Lab, ›uns‹ letztlich noch einiges an Nutzen einbringen könnte. Damit ist der Aspekt der Praxislegitimation angedeutet. Wenngleich Tom darauf hinweist, wie faszinierend die Soziobiologie der Honigbienen ist, schwenkt er letztlich doch recht schnell um auf Überlegungen darüber, wie ›wir uns‹ die erschlossenen Mechanismen im kollektiven Verhalten eines Bienenvolkes für technische Konstruktionen gewinnbringend zu eigen machen könnten. Auf diesen Aspekt des Nutzens der Forschung kommt Tom interessanterweise auch ohne explizite Nachfrage in diese thematische Richtung zu sprechen. Dabei wird suggeriert, das Lab arbeite im Grunde für alle bzw. ›das Allgemeinwohl‹ oder ›die Gesellschaft‹; eine Deutung, mithilfe derer sich Kosten der Labexistenz auch in nicht-wissenschaftlicher Argumentation überzeugend legitimieren lassen. Diese Lesart verweist auf Abhängigkeitsstrukturen, die mit der institutionellen Situierung des Lab zu tun und zugleich einen wesentlichen Einfluss auf dessen Disposition haben.²³ Es handelt sich bei diesen Umständen um Faktoren, die nur mittelbar mit ML in Zusammenhang stehen, obschon leicht ersichtlich ist, dass die diskursiven Dynamiken um KI die Aussichten auf die Förderung ML-gestützter Forschung über die letzten Jahre deutlich verbessert haben. Wichtiger erscheint mir hier jedoch die einfache Beobachtung, dass die öffentliche Inszenierung der eigenen Forscherperson Tom offensichtlich attraktiv erscheinen lässt, das von ihm geleitete Lab als eine Gruppe von technisch versierten

23 So wird auch bei mit akademischer Forschung Vertrauten kaum für Überraschung sorgen, dass die Forschung an der *RobotBee* im Jahre 2013 nicht etwa deshalb zum Erliegen kann, weil es in unüberwindbare Sachprobleme gab, sondern weil schlicht und ergreifend die Finanzierung auslief und Folgeanträge nicht bewilligt wurden. Zum Zeitpunkt meiner Feldforschung war die Entwicklung eines neuen Prototypen gerade angelaufen, ermöglicht durch Mittel aus einem großen internationalen Verbundprojekt.

Tüftler:innen ohne maßgebliches Interesse an theoretischen Reflexionen erscheinen zu lassen. Inwiefern seine Überlegungen zum ›gesellschaftlichen Mehrwert‹ der Forschung im Lab einem taktischen Kalkül entspringen, kann an dieser Stelle als nachrangig gelten. Es finden sich im empirischen Material zudem durchaus Belege dafür, dass der Glaube an das Wirken der eigenen Arbeit über die Wissenschaft hinaus durchaus nicht nur publikumsabhängig strategisch eingesetzt wird, sondern ebenso ›nach innen‹ als zentrales Element der eigenen Selbstbeschreibung dient. Der Wunsch nach außerwissenschaftlicher Wirksamkeit kann dann sogar als mit den eigenen Forschungsinhalten wahrgenommen werden, wie der folgende Auszug aus einem Interview mit Tom zeigt:

Also ich denke immer daran, wie ich beitragen kann, dass sozusagen auch die Gesellschaft irgendwie was hat von dem, was ich kann und so, was zurückgeben an die Gesellschaft würde ich auch gerne, aber mit den Bienen und den Fischen, das ist immer so ein bisschen grundlagenorientiert. Da komme ich nicht so richtig weit, eh! (Interview PI Tom, 28m20s)

Der dritte und für diesen Abschnitt letzte Aspekt des Dargestellten bezieht sich darauf, was man gewissermaßen eine empirisch vorgefundene Ad-hoc-ML-Sozialtheorie nennen könnte. Darunter verstehe ich Beschreibungen von ML als sozialem Phänomen, wie sie in der Praxis Artikulation finden – und als Vorstellungen wiederum selbst den praktischen Umgang mit ML prägen. Interessanterweise zeigt sich in diesem Zusammenhang eine interessante Verschiebung gegenüber gängigen Tropen des Verständnisses von ML und KI im weiteren Sinne. So finden sich etwa keinesfalls Tendenzen in Richtung einer Symmetrisierung von Mensch und Maschine. ML wird nicht als ›unsichtbarer Mitarbeiter‹ o.ä. deklariert, sondern als »Hilfsmittel« oder – wie in der vorigen Vignette von Doktorand Lorenz – »Software« bezeichnet. Es finden also Termini Verwendung, die viel eher an ›klassische‹ Computertechnik erinnern. Stattdessen gibt es an verschiedenen Stellen Verweise auf die Schwarmintelligenz von Bienenvölkern; Toms Beiträge führen streng genommen bisweilen am Thema des Panels vorbei, sofern er seine Überlegungen zum Intelligenzbegriff gerade nicht auf »KI« bezieht, sondern diese allein als Mittel zum Zweck der Erschließung der kollektiven Intelligenz der Bienen markiert. Diese konstituiert sich einerseits aus »Entscheidungen« im Verhalten einzelner Bienen, könne aber allein in Modellform approximiert werden. Algorithmische Modellierung erscheint dann als technischer Schlüssel zur Schwarmintelligenz von Bienen. Von dieser könnten wiederum »wir« vieles lernen – potenziell. Denn sosehr die Suggestion der Parallelisierbarkeit von Menschen und Bienen immer wieder thematisch wird, so ist nicht zu übersehen, dass zugleich durchaus ein ausgeprägtes Bewusstsein für die Beschränkungen der Übertragbarkeit von bienenbiologischen Einsichten auf menschliche Sozialität vorherrscht. Im persönlichen Interview direkt auf diesen Zusammenhang an-

gesprochen, meint Tom z.B. explizit, dass man bei allen sichtbaren Analogien »nicht allzu stark anthropomorphisieren« solle, weil bei Honigbienen die »Struktur der Gesellschaften« doch »was ganz anderes« sei.²⁴

Es zeigt sich hier eine interessante Ambivalenz, wenn nicht gar Widersprüchlichkeit zwischen der nüchternen Feststellung grundlegender Differenzen zwischen Menschen und Bienen einerseits und der Suggestion der Möglichkeit transformativen Wissenstransfers andererseits, so wie sie als Letztthorizont der eigenen Forschungsarbeit zum Zwecke von deren Legitimation angeführt wird. Dies geschieht allerdings wohlgerne nur in öffentlichkeitsgerichteter Kommunikation wie etwa dem besagten Festival – in meiner Zeit als teilnehmender Beobachter kamen mir solche Äußerungen »labintern« nicht unter. Insofern scheint die Vermutung plausibel, dass dieses Narrativ überhaupt nur zu »Werbezwecken« entfaltet wird, und dann nicht selten in Verbindung mit dem Hinweis auf die durch »KI« ermöglichte Innovation der Forschungspraxis. Die Verschränkung beider Topoi erlaubt die Vorstellung einer Revolution soziobiologischer Forschung zu Honigbienen durch KI: ein imaginiertes Szenario, das verständlicherweise kein Äquivalent in der alltäglichen Forschungspraxis findet. In dieser taucht findet dieses schlicht nicht statt, sodass solche Äußerungen allein die Außendarstellung des Labs prägen²⁵, für die verständlicherweise nicht allein die Wissenschaftlichkeit des Kommunizierten entscheidend ist. Gerade in dem Maße, wie Formate der »Wissensvermittlung« (wie etwa das KI-Festival als Kontext des Panels) eben nicht nur wissenschaftliches Wissen vermitteln, sondern auch aufmerksamkeitsökonomischen Maßgaben folgen, kehrt der intern geschmähte, weil sensationalistische massenmediale KI-Diskurs durch die Hintertür zurück. Beteiligung an diesem kann dann in zweierlei Hinsicht Anreize für Überhöhungen der eigenen Arbeit schaffen: Erstens gilt dies gemessen daran, wie die Wissenschaftsförderung Präferenzen für »bahnbrechende« oder »innovationsstreibende« Forschungsprojekte aufweist und zweitens, weil wissenschaftsintern etwa im Zuge von Evaluationen »Public Engagement« – etwa publizistische Interventionen und die Teilnahme an Veranstaltungen mit »großer Reichweite« – honoriert wird. Derartige Events versprechen nicht selten, jenseits großer Verheißungen KI zu entmystifizieren, doch sind es eben dennoch Formate, die Stellungnahmen zum Hype einfordern.

Dieser etwas umständliche Exkurs verdeutlicht, mit welchen Anforderungen der Lab-Leiter Tom sich bei Veranstaltungen wie der beschriebenen konfrontiert

24 »Von den Bienen lernen« ist allenfalls ein populärwissenschaftlicher Topos, in dessen Umfeld etwa die »Entscheidungsfindung« in einem Bienenvolk, etwa bezüglich eines neuen Ortes zum Aufbau eines Stocks, als konsensbasierter, direktdemokratischer Prozess erklärt wird, vgl. etwa Seeley 2015, S. 86ff.

25 Und mithin zu meinen ersten Eindruck der Einrichtung, der ausschlaggebend für meine Fallauswahl werden sollte, maßgeblich beitrugen.

sehen könnte – und wie ein solcher Rahmen bestimmte Formen der Außendarstellung gegenüber anderen präferabel erscheinen lässt. Zudem wird so ersichtlich, infolge welcher Dynamiken meine Innenansichten des Labs in einen signifikanten Gegensatz zu dessen Außendarstellung geraten können. In jedem Falle heißt dies aber auch mit Blick auf das Lab als Schauplatz meiner Forschung, dass in diesem ML bzw. KI mindestens zweiseitig verhandelt wird.

Darüber hinaus soll mit Blick auf ML-Verständnisse anhand eines Zitats aus meinem Interview mit dem Gruppenleiter ebenso die epistemologische Dimension der Mensch-Biene-Parallele Erwähnung finden, besonders weil sie mit ähnlichen Mechanismen operiert, wie sie aus dem Mensch-Maschine-Vergleich bekannt sind. PI Tom antwortet auf meine Frage nach der Übertragbarkeit von bienenbiologischer Erkenntnis Folgendes:

[...] das, was übertragbar ist, ist ja auch die Motivation für das, was wir machen. Wir wollen natürlich nicht nur für die Bienen das entwickeln, sondern auch gucken, ob wir diese Methode nicht auf Menschen anwenden können. Und diese Information übermitteln, die Art und Weise, wie sie es tun und auch den Content der Nachrichten, das verändert sehen oder verändern, abhängig davon, was für Erfahrungen sie gemacht haben, das ist ja bei uns Menschen genauso. Wir reden anders mit Leuten, die wir kennengelernt haben. Wir kommunizieren anders und so weiter. Also Netzwerkstruktur, Netzwerkdynamik, Netzwerkcontent, alles anders, wenn gelernt wird und wie man das modelliert, ist unklar. (Interview PI Tom, 53m10s)

Es zeigt sich hier anschaulich, welche epistemischen Setzungen den Vergleich von Bienenvölkern und menschlichen Gesellschaften plausibilisieren (siehe auch Fn. 216). Es ist die Rede von *übermittelter Information*, dem »Content« (vgl. Bull 2023) von *Nachrichten* sowie dem Konzept des *Netzwerks* in verschiedenen Hinsichten (Struktur, Dynamik, Content). Es handelt bei diesen Begriffen zur Beschreibung von biologischen wie sozialen Kollektiven um Termini, die sonst vor allem in technologischen Zusammenhängen Verwendung finden. Eben solche Termini sind es, die es erlauben, menschliche und Bienengesellschaften zu behandeln, als seien sie in den durch die Begriffe bestimmten Hinsichten äquivalent. »Wir leben in Netzwerken der Kommunikation – genau wie Bienen« – eine solche Annahme erweist sich bei genauer Betrachtung als außerordentlich voraussetzungsreich.²⁶ Zwar ist der Mensch-Biene-Vergleich historisch wesentlich älteren Datums und wohl nicht ganz zufällig haben Bienenvölker aus menschlicher Sicht »eine Königin«, doch entspricht die Anthropomorphisierung von Tieren einer anderen (eben wesentlich

26 Für eine instruktive wissensgeschichtliche Betrachtung des Zusammenhangs zwischen Kybernetik, Kommunikationen und der »Entdeckung«, dass Bienen »über eine Sprache verfügen« vgl. Halpern 2015, bes. S. 291ff.

älteren) epistemischen Ordnung als die genuin moderne Vorstellung von Netzwerken, in denen qua Kommunikation Nachrichtenübertragung stattfindet. Dieser semantische Komplex kam im 20. Jahrhundert aus technologischen Zusammenhängen hervor und ist mithin eng an die Entwicklung von »Nachrichtentechnik« (Telegramm, Telefon etc.) geknüpft.²⁷

Mir scheint dieser Hinweis wichtig, da er eine Reflexion der epistemischen Voraussetzungen der Art von Forschung ermöglicht, wie ich sie in meiner Fallstudie beobachtet habe. In einer solchen Reflexion zeigt sich, dass es technische Begriffe sind, die eine gemeinsame Beschreibungssprache für in vielerlei Hinsicht grundverschiedene Phänomene ermöglichen. In diesem Sinne erscheint die technologische Evolution zugleich als Motor semantischer Innovation, die letztlich auf gesellschaftliche Selbstbeschreibungen und mithin Formen der Bezugnahme auf die soziale Wirklichkeit zurückwirken. Von der theoretischen Bedeutung dieser Überlegungen abgesehen zeigt sich jedoch auch eine unmittelbare praktische Relevanz der Beobachtung. Die empirische Untersuchung von Bienen erfolgt schließlich auf Basis von Modellannahmen über die Verfasstheit von deren gelebter Sozialität. In diesem Sinne werden die theoretischen Begriffe Fundament der praktischen Operationalisierung von Forschung und erscheinen als Elemente eines theoretischen Rahmens, aus dem heraus das Bienenverhalten und mithin etwa Fehlschläge im Verlauf eines Experiments erklärt werden.

Dieser Zusammenhang vermag schließlich die Beobachtung dessen, was ich *epistemischen Generalismus* nennen möchte, instruktiv beleuchten. So zeigt sich im empirischen Material meiner Feldforschung eine Häufung von Äußerungen, die darauf hindeuten, dass die Lab-Mitglieder ihre ML-bezogenen Fähigkeiten auch recht umstandslos in einer Vielzahl unterschiedlicher Szenarien jenseits biologischer Forschung einsetzen *könnten*. So mögen sie zwar tatsächlich gegenwärtig hauptsächlich Forschung mit Honigbienen und Guppys betreiben, doch wäre auch vieles anderes unmittelbar vorstellbar. So sei beispielsweise das im Trackingverfahren der Bienen eingesetzte CNN (*convolutional neural net*) im Grunde kaum etwas anderes als der Empfehlungsalgorithmus von Amazon, teilt mir Doktorand Thomas im Interview mit (vgl. Interview Doktorand Thomas). Zahlreiche Mitglieder haben sich ihren eigenen Aussagen zufolge nicht definitiv auf eine wissenschaftliche Karriere festgelegt, liebäugeln etwa mit einem Wechsel in industrielle Kontexte (vgl. ebd.) und glauben, einen solchen Transfer recht umstandslos realisieren zu können. Mit *epistemischem Generalismus* möchte ich eine solche Einstellung beschreiben, die von der universellen Einsetzbarkeit von ML und vor allem einer einfachen Übertragbarkeit von Methoden zwischen sozialen Kontexten ausgeht. Diese steht, so meine Überlegung im Anschluss an die vorigen Abschnitte, in einem engen Zusammenhang mit der Verfügbarkeit einer universellen Beschreibungssprache, die

27 Vgl. hierzu auch den Abschnitt »Die Dualität von Information und Kommunikation« in Kap. 2.

den nahtlosen Switch zwischen der Auseinandersetzung mit Bienen und Menschen erlaubt. Die Möglichkeit des Switchens wäre als über die Gegenstände Menschen- und Bienenkollektive weit hinausreichend zu verstehen; *potenziell* könnten die Lab-Mitglieder mittels ML jedes ihnen gestellte Problem zu bearbeiten versuchen. Dies markiert den Hintergrund des Vergleichs, wie ihn Tom dem Festivalpublikum unterbreitet und ist gleichermaßen Voraussetzung seiner Vorstellung, auf Basis von Forschung »der Gesellschaft etwas zurückgeben« (Interview PI Tom) zu können. Die Hervorhebung dieses epistemischen Hintergrundes des Geschehens halte ich für maßgeblich im Hinblick auf ein adäquates soziologisches Verständnis des Beobachteten und im nächsten Kapitel werde ich insbesondere die epistemologischen Dimensionen maschinellen Lernens gesondert in den Fokus nehmen. Es sollte damit zugleich klar sein, dass mit diesen Überlegungen keinesfalls ein Urteil über die Zulässigkeit oder Legitimation der beobachteten epistemischen Disposition angestrebt werden soll. Ziel der Darstellung war in erster Linie die Reflexion einer auffälligen Beobachtung, die sich als charakteristisch für den von mir untersuchten Fall erwiesen hatte. Die beschriebene Tendenz zu epistemischem Generalismus schien mir diesen Fall auszuzeichnen und zugleich über ihn hinauszudeuten, weshalb es mir ratsam schien, die praktischen Implikationen einer solchen Einstellung zu erörtern.

Experimentelle Problemkalibrierungen

An die Präsentation der empirischen Fälle anschließend wird nun im Folgenden das Anliegen sein, mittels einer vergleichenden Analyse zentrale Motive der Beobachtungen zu vertiefen. Ziel der Darstellung ist freilich keine bloß verdichtende Wiederholung von bereits Beschriebenem. Im Sinne der Vermeidung von Redundanzen wird stattdessen unter gelegentlichen Rückverweisen die analytische Zuspitzung von fallübergreifenden wie gleichermaßen die Fälle trennenden Aspekten maßgeblich sein. Dabei werden die Leitfragen der empirischen Untersuchung – welche praktischen Probleme die beobachteten Situationen maschinellen Lernens bestimmen und welcher Umgang sich mit diesen beobachten lässt – als Anker der Argumentation fungieren. Deren Fokus wird letztlich gerade auf der Verschränkung dieser beiden Fragen liegen. Eine knappe Rekapitulation maßgeblicher Befunde der bisherigen Analysen soll zunächst die Resultate der empirischen Beobachtungen festhalten.

Doppelte Unbestimmtheit und experimentelles Kontingenztraining

Im ersten Fall (im Folgenden kurz: *F1-Bäume*) begleitete ich den Medienkünstler Fabian Hampel im Zuge der Entstehung seines Werkes »Quality of Blur«. Als für die beobachtete künstlerische Praxis charakteristisch erwies sich ein Vorgehen, das sich vor allem im Modus der Antizipation vollzog. Beständig wurden Optionen ausprobiert, Varianten durchgespielt und Materialien auf ihre Potenziale hin gesichtet. Es entfaltete sich ein ausgesprochen ergebnisoffener Prozess, innerhalb dessen rekursiver Logik Aussichten auf die konkrete Gestalt der Arbeit experimentell erzeugt wurden. Ich beobachtete eine Praxis, die ihre Möglichkeiten auslotete und dabei vor allem auf Intuition setzte; ein experimentelles Vorgehen, das sowohl den Umgang mit der Kontingenz des Werkes als auch die für dessen Realisierung nötige Mobilisierung von Ressourcen für eine gelingende Kooperation heterogener Praxiselemente – »machine learners« (Mackenzie 2017) – regulierte. Die Notwendigkeit der Selbstregulierung, d.h. des »Kooperationsmanagements« einer Praxis im Zuge von Situationsbewältigung verweist auf das »kontextuelle Ganze« (Dewey 2008, S. 87),

als das sich die Situation nach Dewey präsentiert, weshalb sie weder auf ein einzelnes Objekt oder Ereignis noch eine Menge derselben reduziert werden kann und ein inhärent nervöses Geschehen beschreibt (vgl. ebd.).

Als zentrales – d.h. die beobachteten Situationen prägendes – Problem dieser generativen ML-Anwendung erwies sich eine dreifache Unbestimmtheit der Praxis. Neben die für jedes künstlerische Arbeiten geltenden Unbestimmtheit (»tabula rasa«) gesellte sich die von Form und Inhalt des Beitrags zum Werk durch die generative ML-Anwendung (*StyleGAN*). Für diesen Beitrag lagen in Form abstrakter Überlegungen vage Erwartungen vor mit Blick auf die künstlerische Exploration der Effekte von ML in der Verarbeitung optischer Phänomene. In der praktischen Umsetzung des Konzepts war indes keine systematische Methodik erkennbar, sodass die Arbeit sich tatsächlich auf maßgebliche Weise (im hier eingeführten Sinne) situativ entwickelte. Weiterhin zeigte sich als gleichermaßen praktisch relevante dritte Unbestimmtheitsdimension die der Technisierung des ML-Beitrags zum Werk. Damit ist gemeint, dass die Bildgenerierungstechnik als solche erst maßgeschneidert eingerichtet, d.h. als Infrastruktur der Praxis etabliert werden musste, wobei das Setup des neuronalen Netzes im *StyleGAN*-Framework sich als zeitintensives Vorgehen in *trial and error*-Manier entpuppte. ML erwies sich also in dreifacher Hinsicht als Problem: als zu konstruierendes technisches Arrangement, als thematischer Gegenstand des Kunstwerkes sowie als konkretes Bildgenerierungsverfahren mit Black Box-Charakter.

Mit Blick auf die Lösung dieses dreifachen Problems trat insbesondere der experimentelle Charakter der Praxis in den Blick: ein offener Prozess sukzessiver Determinierung, der von Ausprobieren und Versuchen gekennzeichnet ist. Die Praxis übt sich gewissermaßen ein; es findet *Training* in einem Sinne statt, der über die mit diesem Terminus häufig bezeichnete algorithmische Modellierung des Datensatzes weit hinausreicht: Über den Zeitraum meiner Feldforschung wurde ich Zeuge einer experimentellen Anbahnung von ML als soziale Praxis, die auf die Etablierung einer gelingenden Kooperation heterogener Entitäten (»machine learners«, vgl. Mackenzie 2017) angewiesen ist.

Mein zweiter Fall, in dem ich wissenschaftliche Forschung in einem biorobotischen Labor in den Blick nahm (im Folgenden kurz: *F2-Bienen*), zeigt offensichtliche Parallelen zu ersterem in der Hinsicht, dass ebenfalls – und sogar »offiziell« – Experimente unter Beteiligung von ML stattfinden. Auch die beobachtete Bienenforschung war von versuchsförmigen Annäherungen in *trial and error*-Manier geprägt, sowohl in der praktischen Durchführung von Experimenten wie in der explorativen Datenanalyse. Wie in *F1-Bäume* zeigt sich in *F2-Bienen* ein Überschuss an Möglichkeiten, der mit der Kontingenz von ML-Technik im Zusammenhang steht. Dieser Überschuss bezieht sich etwa auf Erklärungen des im Experiment beobachteten Verhaltens innerhalb der Experimentalanordnung oder der Bedeutung statistischer Zusammenhänge zwischen Datenpunkten in deren Analyse. Wiederum zeigt sich

ein vorsichtiges, tastendes, Flexibilität und Geduld erforderndes sowie maßgeblich von Intuitionen gesteuertes praktisches Vorgehen – im Umgang mit ML wie auch darüber hinaus.

Als zentrale, situationsprägende Probleme erweisen sich über die verschiedenen Episoden hinweg erstens die Ungewissheit bezüglich der Zuverlässigkeit (im Experiment) und des Sinns (Datenanalyse) von ML-basierten Operationen bzw. Resultaten. Dies wird zweitens weiter verkompliziert durch den Umstand, dass innerhalb der Experimentalanordnung Bienenverhalten seinerseits – unabhängig vom Beobachtungsinstrument ML – den eigentlich zu erklärenden Gegenstand der Untersuchung darstellt. Und tatsächlich muss diese Unabhängigkeit auch praktisch in maßgeblicher Hinsicht angenommen werden, sodass im Experiment wie auch der Datenanalyse allenfalls eher die eigene Erklärung – das eigene Modell – des Bienenverhaltens ad hoc problematisiert wird, als dass die den ML-Beiträgen zur Forschung zugrundeliegenden algorithmische Modellierungen mit Skrupel betrachtet werden. Schließlich wird nicht ML, sondern das Verhalten von Bienen wird erforscht.

Es ergibt sich aus dieser Disposition eine Gemengelage, die eine die Praxis prägende Atmosphäre epistemischer Unsicherheit erzeugt, für die ML als nur eine neben zahlreichen anderen Quellen erscheint. Zwei ML-bezogene Reaktionen auf diese Lage stechen dabei jedoch heraus. Erstens wurden im Experiment dessen Rahmenbedingungen derart angepasst, dass erwartbare Fehler des Trackingverfahrens minimiert werden. Um die Anzahl an *false positives* zu reduzieren, wurde die Distanz der Feeder zum Beobachtungsstock erhöht; eine Maßnahme, die zwar kaum als biologisch notwendig begründet werden kann, doch zugleich mit den biologischen Prämissen des Experiments nicht interferiert. Streng genommen handelt es sich dabei um eine Intervention, bei der die Realität (des Experiments) auf die technischen Anforderungen der ML-Technik zugeschnitten werden; ein als zum Anliegen des Experiments neutral angenommener *fix*, der von einem reflexiven Bewusstsein der Beschränkungen des technischen Arrangements zeugen, zugleich allerdings auch die Anschlussfrage nach ähnlichen, jedoch bislang übersehenen Fehlerquellen im Trackingverfahren provoziert.

Übersetzung und Vermittlung

Eine zweite instruktive ML-bezogene Reaktion zeigte sich in der ›Datenanalyse-ses-sion‹, wo der beobachtete Forscher über einen längeren Zeitraum damit beschäftigt war, sich mittels Visualisierungsalgorithmen Einblicke in experimentell erhobene Bewegungsdaten von Honigbienen im Beobachtungsstock zu verschaffen. In diesem Zusammenhang ist hervorzuheben, dass diese Visualisierung von Datensätzen zum Zwecke des Verständnisses ihrer Strukturen und Inhalte zwar gleichermaßen auf epistemische Ungewissheit verweist, diese jedoch einer anderen Ordnung und anderen Ursprungs ist als in der Durchführung des Experiments. Grund dafür, dass

der Forscher die Daten in grafische Formen übersetzte, war nicht etwa Unsicherheit darüber, ob die Daten ›sauber‹ sind, also auf korrekte Weise erhoben wurden. Dies wurde in diesem Fall vorausgesetzt. Stattdessen ging es um die hochdimensionale Struktur des Datensatzes, die mit beschränkter Lesbarkeit in ihrer ›Originalform‹ einherging. Dies wäre im Grunde die einer Tabelle, allerdings mit derart vielen Spalten und Zeilen, dass es schier unmöglich erschiene, mittels ›einfacher Lektüre‹ zu erfassen, was die einzelnen Datenpunkte in ihren Beziehungen zueinander bedeuten.¹ Die Verarbeitung von Daten in dieser Form würde den Kapazitäten menschlicher Kognition zweifellos schnell ihre Grenzen aufzeigen.

Interessanterweise verweist diese Disposition damit zugleich auf die ›Stärken‹ des ML-Trackingsystems, die dessen Entwicklung und Einsatz überhaupt erst attraktiv machten: die Aussicht darauf, hunderte Bienen über einen Zeitraum mehrerer Wochen ununterbrochen gleichzeitig beobachten zu können.² Eine maschinelle ›Tanzerkennung‹ erscheint im Experiment als funktional äquivalent zur handschriftlichen protokollierten Beobachtung von Bienenforscher:innen. Damit wäre das Äquivalenzregister allerdings bereits erschöpft, denn – wie oben ausgeführt (vgl. Kap. 4, Vignette 2.2: Bienenversuche) – ist das Trackingarrangement freilich zu keiner ›Erkenntnis‹ fähig, sondern erfasst allein automatisch als Tänze definierte Zitterbewegungen von Bienenkörpern gemäß definierter Parameter. Für die maschinell erst ermöglichte automatische, diachrone wie synchrone Größenordnung von Bewegungstracking und Tanzerfassung wiederum ist kaum ein menschliches Äquivalent vorstellbar. ›Sehr, sehr viele, Kleinstbewegungen präzise registrierende und dabei niemals ermüdende Augen‹ wäre wohl eine passende Analogie, doch scheint die Pointe gerade zu sein, dass mittels eines solchen Ansatzes nicht allein quantifizierte Beschreibungen von Bienenverhalt in neuem Maßstab generiert werden können. Die Suggestion der Möglichkeit einer ›Revolution der Bienenforschung‹ bezieht sich vielmehr darauf, dass mittels der automatischen Erkennung und Analysetechnik die Ebene des kollektiven Verhaltens überhaupt erst als solches der Beobachtung zugänglich gemacht werden kann, sodass ein neues Forschungsparadigma denkbar wird: Statt einzelnen Bienen könne dann der

1 Es wäre dies ebenso ein treffendes Beispiel zur Veranschaulichung der Prägnanz von vieldimensionalen Vektorräumen, die als Repräsentation neuronaler Netze schließlich am ehesten in Form einer Tabelle abgebildet werden können, wobei die enthaltenen Daten auf einen hypothetischen Raum oder Körper verweisen, der die Datenbeziehungen beinhaltet. Dieser Datenraum stellt gewissermaßen das Medium von ML als rechentechnischem Verfahren dar: »machine learners only ever encounter data in specific vectorized shapes (vectors, matrices, arrays etc.) mapped to a geometrically coordinate volume« (Mackenzie 2017, S. 51).

2 Klassischerweise werden derartige Erfassungen ›manuell‹ durchgeführt, d.h. durch Personen, die Position oder Aktivität einer einzelnen Biene handschriftlich notierten, was offensichtlich nachvollziehbare Beschränkungen hinsichtlich der Anzahl gleichzeitig beobachtbarer Bienen wie auch der Dauer einer Beobachtung mit sich bringt.

gesamte Stock in den Blick genommen werden. »Big Bee Data« markiert nicht nur quantitative Zuwächse der Erfassung von Bienenverhalten, sondern die Aussicht auf Erkenntnismehrwert mittels einer emergenten Betrachtungsebene, die vorher wissenschaftlicher Beobachtung nicht zur Verfügung stand.

Die disziplinärer Differenzierung (Biologie – Informatik) entsprechende Aufteilung der Forschungsarbeit (samt Zuschreibung von Expertenstatus in der jeweiligen Domäne) suggeriert eine gewisse Widersprüchlichkeit mit Blick auf die Aussagen der Lab-Mitglieder. Schließlich meinten Forscher im Interview, dass sie im Grunde in jedem beliebigen Zusammenhang ihre ML-bezogenen Fähigkeiten unmittelbar nutzbar machen könnten. Die empirische Realität des Lab selbst scheint dem zu widersprechen: Außer in gewissem Maße PI Tom, der sich über ein Jahrzehnt kontinuierlicher Forschungsarbeit in diesem Zusammenhang beträchtliche bienenbiologische Kenntnisse angeeignet hat, kann niemand reklamieren, Fachexpertise in beiden Domänen in sich zu vereinen. Unabhängig von der Verteilung des im Lab verfügbaren Wissens über verschiedene Träger:innen hinweg jedoch ist die unmittelbare Abrufbarkeit relevanter Wissensbestände (auch indirekt, etwa über Textnachrichten) Voraussetzung für die Möglichkeit flexibler Anpassungen der Experimentalanordnungen und -abläufe. Solche Anpassungsoptionen bieten Kontrollmöglichkeiten – und machen wahrscheinlich, dass schwache Situationalität wahrscheinlich nicht in starke umschlägt im Sinne des Eintretens von unlösbaren Problemen, die das Ganze Forschungsvorhaben gefährden würden. Gleichermassen sorgt disziplinübergreifende Expertise auch dafür, dass die Untersuchungsdesigns der Experimente unter Einsatz von ML realistische Vorhaben darstellen. Die Bearbeitung antizipierter Probleme setzt also weit vor den eigentlichen Experimenten ein, prägt deren Durchführung, und kann schließlich auch den anschließenden Weg hin zur wissenschaftlichen Publikation erleichtern – man denke zurück an die Datenanalysesession, in der Lorenz vorläufige Hypothese und Plots gleich in ein geteiltes Google Doc einfügte, um sie von der »zuständigen Expertin« Judith auf bienenbiologische Plausibilität überprüfen zu lassen. Die Bienenbiologin kommt im Gegenzug im Kollaborationsdokument gelegentlich darauf zurück, sich erklären zu lassen, welche Art von Zusammenhängen manche der Plots überhaupt repräsentieren. Es zeigt sich hier, dass ML-bezogenes Problemmanagement im Fall dieser Forschungsgruppe in besonderem Maße interdisziplinäre Kollaboration erforderlich macht, um wechselseitig Wissenslücken mit Blick auf Untersuchungsgegenstand und Methode zu füllen. Dies erweist sich als Voraussetzung der praktischen Nutzung des Trackingsystems unter der Annahme, dass dieses bei vernachlässigbarer Fehlerquote fehlerfrei seine Arbeit verrichtet.

Experimentiersituationen

Im Lichte dieser Disposition für den Umgang mit epistemischer Unsicherheit in ML ist festzuhalten, dass die beobachteten Experimente *in beiden Fällen* über einen zeitlichen Vorlauf verfügen. Sie haben eine eigene Geschichte, die meinen Beobachtungen weit vorausgeht, auf die sie in instruktiver Weise zurückgreifen können und ohne die das Beobachtete schlichtweg unmöglich wäre. So wurde das Trackingsystem in *F2-Bienen* im Laufe der letzten zehn Jahre über viele Iterationen hinweg weiterentwickelt und ist dabei zuverlässiger und robuster geworden. Neben technischer Anpassung haben praktische Erfahrungen – insbes. Lernen aus Fehlschlägen – darüber hinaus sicherlich zur Ausbildung realistischen Erwartungsmanagement beigetragen. Einsichten wie jene, dass bei bestimmten Tanzlängen das System fehleranfälliger wird, sind aus praktischen Erfahrungen gewonnen und tragen zu einer fortschreitenden Sensibilisierung bzgl. der Affordanzen und Beschränkungen der technischen Umgebung bei.

Diesen adaptiven Charakter soziotechnischer Praxis hat Hans-Jörg Rheinberger im Kontext seiner wissenschaftsgeschichtlichen Analyse von »Experimentalsystemen« (vgl. Rheinberger 1997) beobachtet und konzeptuell fruchtbar gemacht hat.³ Der mit experimentellem Erkenntnisgewinn gekoppelte Prozess von dynamischer Anpassung und Verfeinerung lässt sich im Sinne Rheinbergers (und im terminologischen Anschluss in der wissenschaftlichen wie auch in der künstlerischen Praxis als *Forschung* beschreiben.⁴ In deren Verlauf einer solchen kann sich der soziale Status der praktisch beteiligten materiellen Objekte ändern. Selbst infolge gänzlich unsystematischen »experimentellen Vorantastens« können sich zunächst bloß behelfsmäßig formulierte Hypothesen oder bloß provisorisch installierte Elemente einer Experimentalanordnung mit der Zeit stabilisieren, wodurch sie für die Praxis von »epistemischen Dingen« zu »technischen Objekten« werden (vgl. Rheinberger 1997, S. 28ff., Übers. RG). Diese Unterscheidung ist für die vorliegende Untersuchung instruktiv, da sie einerseits zeitsensibel Veränderungen einer Praxis zu erfassen und andererseits den inhärenten Zusammenhang von Wissen und Technik festzuhalten vermag:

-
- 3 Als »experimental system« versteht Rheinberger die »basic unit of experimental activity combining local, technical, instrumental, institutional, social, and epistemic aspects« (ebd., S. 238).
 - 4 Dewey und Rheinberger vertreten im Übrigen ähnliche Positionen hinsichtlich des Verhältnisses von Kunst und Wissenschaft. Beide seien für die Erzeugung von Neuem auf Experimente angewiesen und so scheint für Dewey die leitende Unterscheidung für Kunst und Wissenschaft die von Akademiker:innen bzw. Gelehrten einerseits und Forscher:innen zu sein. Letztere seien mit Experimenten befasst, erstere dagegen nur mit Wissensverwaltung oder -vermittlung beschäftigt. Zugleich schreibt er über Künstler:innen: »(...) [O]ne of the essential traits of the artist is that he is born an experimenter. Without this trait he becomes a poor or a good academician« (Dewey 1980 [1934], S. 141).

Technik ist für ihr Funktionieren gleichermaßen auf Wissen (*know how*) und materielle Ressourcen zur Mobilisierung der gewünschten Funktion angewiesen. Mit Rheinberger verlieren epistemische Objekte im Zuge ihrer Technisierung ihre Faszination als fragile, vieldeutige Gegenstände der Untersuchung. Sie werden instrumentell angeeignet, dabei epistemisch fixiert und schließlich als Werkzeuge eingesetzt. Mit Blick auf meine beiden Fälle gilt dies etwa bezüglich des Hard- und Software-Arrangements, auf das sich die künstlerische Praxis stützt. Ebenso gilt dies für die Visualisierungen, die der Bienenforscher erzeugt, um zunächst selbst Einsichten aus einem vorliegenden Datensatz zu gewinnen und diese schließlich seinen Kolleg:innen zu präsentieren (mittels der erzeugten Grafiken). Der primäre Bezug beider Fälle auf epistemische Experimente erlaubt somit die Feststellung einer grundlegenden Gemeinsamkeit beider untersuchter Praktiken im abstrakten Anliegen von »experimental achievement of shared perception« (vom Lehn 2019, S. 101).

Der Nutzen von ML lässt sich für Kunst wie Wissenschaft über deren epistemische Dispositionen nachvollziehbar machen, die Hans-Jörg Rheinberger im Begriff der »Experimentation« festhalten hat:

What is at stake in both the sciences and the arts are forms of world exploration open toward a horizon that is unfolding with them, and not just the encircling and tracking down of something that escapes – if stubbornly – the grasp; rather, what is at stake is an exploratory activity in the course of which this ›something‹ first and foremost takes shape, and in which the movement of encircling itself must remain problematic and always in question. (Rheinberger 2019, S. 236)

Ein explorativer Weltzugang setzt mithin einen sich kontinuierlich kritisch reflektierenden Wirklichkeitsbezug (i.S.v. methodischem Zweifel) voraus. Um Neues in die Welt zu bringen, sollte man gewissermaßen nicht zu sehr am Bestehenden hängen.⁵ Dies verweist auf kognitive Register (»epistemic uncertainty« [ebd.]), die sich hier soziologisch in situationsanalytischer Perspektive als abhängig von materiellen Gegebenheiten erweisen. Damit, wie Rheinberger schreibt, die experimentelle Auseinandersetzung mit »configurations of materials, instruments, arrangements, and cognitive-practical lists« zum »foreground of interest« (ebd.) werden können, muss Anderes hintergründig vorausgesetzt werden können: etwa dass man morgen weitermachen könnte, wenn der Erfolg heute ausbleibt, dass finanzielle Sorgen sich nicht in den Vordergrund drängen oder – noch fundamentaler – dass etwa

5 Alternativ könnte insbesondere hinsichtlich bildender Kunst von einer »pluralen Realitätsbeziehung« die Rede sein, die Künstler:innen gleichermaßen auf die Welt, wie sie ist, wie die Welt, wie sie sein könnte, zurückgreifen lässt, wie Hans Peter Thurn argumentiert (vgl. Thurn 1997, S. 61). Es könnte dies gewissermaßen als künstlerisches Äquivalent zum methodischen Zweifel verstanden werden.

die eigene körperliche Unversehrtheit weder aus gesundheitlichen noch politischen Gründen unmittelbar gefährdet ist.

Rheinberger stellt im referierten Aufsatz weitere interessante Überlegungen zu Parallelen zwischen Kunst und Wissenschaft auf, vermittelt über das Konzept von künstlerischer Forschung (»artistic research«⁶), das im Kern die künstlerische Aneignung wissenschaftlicher Methoden bedeutet (vgl. Rheinberger 2019, S. 242–246). Er unterscheidet dabei zwei Formen der Bezugnahme. Als exoterisch bezeichnet er solche künstlerische Forschung, die sich auf die *Produkte* wissenschaftlicher Praxis (etwa Laborarbeit) bezieht (»artistic engagement with scientific laboratory work«, ebd., S. 242), wohingegen als esoterisch künstlerische Forschungspraxis zu verstehen wäre, die sich wissenschaftlicher *Methoden* bedient. Bei zweiterer komme es daher zum »handling of materials under the perspective of knowledge generation«, etwa um diesen Materialien »non-obvious effects« (ebd., S. 244) zu entlocken. In dem Maße, wie künstlerische Arbeit als Forschung im esoterischen Sinne auftritt, exponiert sie sich auch jenen Problemen, die wissenschaftliche Forschung auch jenseits von Wissenschaftstheorie maßgeblich betreffen, nämlich solchen epistemischer Natur. »Epistemic uncertainty« wird mithin zum Kennzeichen wissenschaftlicher wie künstlerischer Natur, weil beide mit der Hervorbringung von Wissen beschäftigt sind.

Ich hebe diesen Aspekt hier besonders hervor, weil Fabian Hampels künstlerische Praxis in wesentlicher Hinsicht auch vom Anliegen geprägt ist, ML/KI verständlich zu machen. Dies geschieht freilich nicht primär mit didaktischen Mitteln, sondern durch die Entwicklung künstlerischer Formen im Medium Film. Er verfolgt explizit das Ziel, eine filmbasierte »KI-Poetologie« zu schaffen und wohl nicht ganz zufällig zeigen sich Resonanzen zwischen Filmmotiven (sowohl in den Versuchen zu »Quality of Blur« wie auch im abgeschlossenen Werk »This Ghost Does Exist«) und wissenschaftlich-theoretischen Betrachtungen von KI/ML inkl. der hier vorliegenden: Beide Projekte nehmen sich bekannt-vertraute Phänomene der optischen (»Blur« – Unschärfefeffekte in der fotografischen Ablichtung) oder geistigen (»Ghost« – Subjektivität schlechthin) Welt, um diese mittels ML verfremdend zu manipulieren bzw. genauer: die Verfremdung selbst und mithin die »Alienness« (Parisi 2019) von ML anschaulich zu machen. Im sprichwörtlichen Sinne des Bildes, das mehr als noch so viele Worte zu sagen imstande sei⁷, kann Fabian Hampels Anliegen daher

6 Für eine ausführlichere Erörterung des »Konjunkturkonzepts« *artistic research* vgl. Haarmann 2019.

7 Dass man jedoch ohne das Sprichwort den Vergleich gar nicht produzieren kann und mithin Text-Bild-Verhältnisse als historisch und kulturell variabel angesehen werden müssen, hat der Literaturwissenschaftler Walter J. Ong in seiner Studie zu Oralität und Literalität pointiert festgehalten: »Wir alle kennen die Behauptung, dass ein Bild tausend Worte aufwiegt. Wenn jedoch diese Feststellung richtig ist, warum muss sie sich selbst in Worte fassen?« (Ong 2016 [1987], S. 6).

als ein epistemisches verstanden werden und die beobachtete Praxis erscheint mit Rheinberger als ein Fall esoterischer künstlerischer Forschung.

Die daraus abzuleitende, bisher suspendierte Pointe besteht m.E. darin, dass die Nutzung von ML deshalb gerade so gut mit diesen Anliegen korrespondiert, weil ML in erster Linie kraft seiner epistemischen Transformationspotenzial sozial wirksam wird. Dieser Aspekt wurde bereits einführend in Kap. 2 hervorgehoben und findet sich nun empirisch gespiegelt. Fabian Hampel experimentiert im Zuge der Entwicklung seiner künstlerischen Filmessays *über ML mittels ML*, und auch im Lab verspricht man sich innovative Erkenntnisse zur Biologie von Honigbienen durch Forschung, die gleichermaßen *mittels ML* neue technische Verfahren der Beobachtung ausprobiert. Beide Fälle haben daher Praktiken epistemischen Experimentierens zum Gegenstand, wenngleich sie sich nicht nur hinsichtlich ihrer Trajektorien in vielen Hinsichten auch signifikant unterscheiden.

Kooperationsgedächtnis dies und jenseits der Situation

Mit Blick auf die Genese der beobachteten Praxis erscheint deren Vergangenheit als Geschichte fortwährender Infrastrukturierung, in deren Zuge eine allmähliche Technisierung des Arrangements um und mit ML stattgefunden hat. Das Bienen-Trackingsystem fungiert als Infrastruktur der Experimente und mithin gewissermaßen als deren fixiertes Gedächtnis. In Kombination mit tatsächlich zu erinnernden⁸ Anteilen des Praxisgedächtnisses macht das technische Arrangement des Trackingverfahren das mehr oder weniger nahtlos Anknüpfen an frühere Experimente möglich. Ebenso – und dies ist gerade mit Blick auf ML-spezifische Probleme zentral – vermag es im vorgestellten Sinne als geronnene Erfahrung gegenwärtig erlebte epistemische Unsicherheit in Experiment und Datenanalyse abzufedern und einzuhegen. In anderen Worten: keine Episode im beobachteten Fall – weder Experiment noch Analyse – »fängt bei Null an«.

Diese Überlegungen lassen sich in wesentlicher Hinsicht auf *F1-Bäume* übertragen. Hier wurden ebenso ML-Situationen beobachtet, die für die Praxis nicht ohne Vorbilder sind. So äußerte der Künstler in einer Vielzahl ungewisser Momente, dass ihm die Problemlage doch bekannt vorkomme und wiederholt schaffte ein Nachschlagen im Archiv (Unterlagen, Notizen, Browsergeschichte etc.) Abhilfe, weil ähnliche Hindernisse, etwa im Setup von StyleGAN, bereits in früheren Projekten (etwa »This Ghost Does Exist« untergekommen waren. Mehrfach betonte Fabian Hampel zudem, dass diesmal einiges leichter und schneller von der Hand gehe (vgl. Beobachtungsprotokoll 17.5.2021), sich über die Zeit also Lerneffekte einstellen würden. Diese verstehe ich hier im Sinne meiner analytischen Rahmung nicht als Ausweis persönlicher Leistungen, sondern als Lernerfolge der Praxis.

8 Und gleichermaßen zu vergessenden, vgl. Esposito 2017b.

ML wird hier im eingeführten Doppelsinne relevant: einerseits als Bezeichnung einer Reihe technischer Verfahren und andererseits als Prozessbegriff zur Bezeichnung einer Praxis, die diese Verfahren implementiert. Fabian erscheint als Initiator und in entscheidender Form Beteiligter dieser Praxis neben anderen »machine learners« (Mackenzie 2017). ML steht hier in – in Annäherung an den wörtlichen Sinne des Begriffs – mithin für die erfolgreiche Kooperation aller beteiligter *machine learners*. Wie ich gezeigt habe, handelt es sich dabei um eine praktische Kooperation, die mittels Gedächtnis und Infrastruktur (als technisiertem Gedächtnis) auf ihre eigene Vergangenheit zurückgreifen kann und daher lernfähig ist.

Analytisch betrachtet ist die zunehmende Determinierung dieser Kooperation, wie sie sich für die beobachteten Praktiken als relevant erweist, äquivalent zur Bestimmung der Situation selbst, die ich mit Dewey als von grundlegender Unbestimmtheit gekennzeichnet beschrieben habe. Situationen werden zunächst als problematisch erlebt, ohne dass aber schon feststeht, was genau das Problem ist und wie es zu beheben wäre. Der Verlauf einer Situation ist anschließend an diesen Zustand initialer Unbestimmtheit geprägt von Problematisierungen und daran anknüpfenden Lösungsversuchen. Die situative Mobilisierbarkeit vorhandener technischer Infrastruktur, die in ihrem verlässlichen Funktionieren als gegeben angenommen werden kann, wirkt daher von vornherein als die gegenwärtige Unbestimmtheit beschränkend und potenziell im Sinne eines Auswegs aus der Situation, sofern das technische Arrangement tatsächlich zur Lösung des gegenwärtigen Problems genutzt werden kann. Dementsprechend ergeben sich zeitanalytisch mit Blick auf die beobachteten Praktiken zwei Perspektiven, die auf der Unterscheidung zwischen rein situativen und transsituativen Aspekten beruht. Das beschriebene, auf früheren praktischen Erfahrungen beruhende *Vor-Wissen* zum Umgang mit der Situation gerät – ebenso wie die technische Infrastruktur einer Situation – überhaupt nur in transsituativer Perspektive in den Blick. Es bleibt zugleich dabei, dass allein situativ darüber verfügt werden kann, wie mit den vorhandenen Mitteln verfahren wird.

Mit den vorangegangenen Ausführungen habe ich das Ziel verfolgt, analytisch nachvollziehbar zu machen, in welchem Maße sowohl in *F2-Bienen* wie in *F1-Bäume* die beobachteten Praktiken auf die Mobilisierung von Infrastruktur angewiesen sind, die zu früheren Zeitpunkten etabliert wurden und zur Bearbeitung gegenwärtiger Situationen eingesetzt werden. Entsprechende erscheinen die Praktiken rückblickend als Prozess fortwährender Infrastrukturierung. In Funktion und Form zunehmend determinierte Objekte gewinnen situativ wie transsituativ an Gestalt und wirken formgebend auf die sich anbahnende soziotechnische Kooperation, als die ich ML hier verstehe. Ihre situative Bewährung vermag sie, zeitlich betrachtet, als »formative objects« gleichsam für zukünftige Situationen relevant machen (vgl. Scheffer 2010, 2018, siehe auch Kolanoski 2018).

Die parallele Betrachtung von situativen und transsituativen Dynamiken des beobachteten Geschehens impliziert darüber hinaus, dass die zeitliche Entfaltung von Situationen nicht linear erfolgt. Dies folgt schon aus der Beobachtung, dass transsituativ Verfügbares nur in dem Maße produktiv eingesetzt werden kann, wie sich die betreffenden Situationen tatsächlich ähneln. In dem Sinne, dass soziotechnische Praktiken wie ML mit Blick auf ihr Gedächtnis nicht allein auf Erinnern, sondern ebenso auf Vergessen angewiesen sind (vgl. Esposito 2017b), zeigt sich, dass Erinnerung im Kontext einer betrachteten Situation Lösung wie Problem sein kann. Einerseits kann sie als Präskription zu Lösungen beitragen, wenn etwa im Zuge des von mir berichteten Experiments Vorkehrungen dafür getroffen werden, dass Trackingverfahren ungenaue Messbereiche des Trackingverfahrens umgangen werden oder der Künstler während der Fotoaufnahmen für den zu modellierenden Datensatz bereits über Erfahrungen zu der Frage verfügt, wie viele Bilder ein interessantes Maß an Spezifität der StyleGAN-Outputs besorgen könnten. Andererseits kann ein übermäßig präskriptives Verfahren in anderen Situation die Absichten des Experiments unterlaufen oder zumindest den Fortschritt des Vorhabens beeinträchtigen. Das Abrufen von Rezeptwissen⁹ erweist sich im StyleGAN-Troubleshooting nicht immer als probates Mittel, was mitunter auch mit lückenhafter Erinnerung zu tun hat: So entbehrte es nicht einer gewissen Komik, als »wir« – Fabian Hampel und ich vor dem Monitor am Schreibtisch sitzend – in einer ausführlichen Recherche zu einem Bug im Setup schließlich bei einem Forumsthread auf GitHub landeten, in dem Fabian vor zwei Jahren bereits die gleiche Frage gestellt hatte – und bis dahin immer noch keine Antwort aufgetaucht war. Dieser amüsante Moment sorgte für Aufheiterung innerhalb einer Phase, in der sich das Setup ohnehin nicht gerade von allein zusammenfügen wollte, was eine leicht angespannte Stimmung zur Folge hatte (vgl. Beobachtungsprotokoll 20.7.2021).

Schwache Situationalität und kalibrierte Probleme

Dass die Stimmung nur *leicht* angespannt war, verweist indes auf einen zentralen Aspekt der Fallanalyse – sofern für die situative Stimmung nicht primär die persönliche Beziehung zwischen Fabian Hampel und mir als Ursache ausgemacht, sondern diese auf die Eigenheiten der gemeinsam erlebten Situation zurückgeführt wird. Eine solche Perspektive auf die Situation nimmt den Charakter von deren Rahmung sowie die Dynamiken ihrer Entfaltung in den Blick. Entsprechend Erving Goffmans Formel geht es dann weniger um »Menschen und ihre Situationen, sondern eher um Situationen und ihre Menschen« (Goffman 1986, S. 9) – eine Fokusverschiebung, die

9 Das sich auch aus praxisexternen Quellen speisen kann, dann aber eben in der Praxis noch nicht bewährt hat.

Situationen als »reality *sui generis*« (Goffman 1964, S. 134) versteht und zum analytischen Primat mikrosoziologischer Forschung macht. Was lässt sich also in diesem Sinne über die Situationalität der beobachteten Situationen sagen?

Oben hatte ich Situationen mit Dewey als Episoden des Vollzugs sozialer Praktiken vorgestellt, in denen Brüche erfahren werden, unvorhergesehene Hindernisse zu bewältigen sind und mithin Routinen sowie andere mutmaßliche als zeitstabil angenommene Erwartungsstrukturen vorübergehend keine Aussicht auf Bewältigung der gegenwärtigen Problemlage versprechen. In Deweys pragmatistischer Perspektive zeigt sich sogleich die potenziell existenzielle Dimension von Situationen, in denen buchstäblich alles auf dem Spiel stehen kann (»We have a situation here ...«). In diesem Zusammenhang stellt sich die Frage, ob verschiedene Probleme als Anlass und Gegenstand von Situationen auf verschiedene hintergründige Problematiken (»problematicness« [Marres 2020, S. 4]) und mithin unterschiedliche Situationstypen verweisen. Nimmt die pragmatistisch inspirierte soziologische Situationsanalyse zumeist vor allem »high-stake episodes« (Mische/White 1998, S. 697) bzw. krisenhaft erlebte »critical moments« (Boltanski/Thévenot 2011, S. 43) in den Blick, so wäre zu überlegen, ob »low-stake episodes« mit gleichermaßen konstitutivem Problembezug, aber eben ohne übermäßige Riskanz, d.h. unter Einsatz aller irgendwie zur verfügbar stellbarer Ressourcen angesichts drohender Verluste/Gefahren, nicht ebenso produktiv situationsanalytisch untersucht werden können – und angesichts der potenziellen Aussicht auf konzeptuelle Differenzierungsmöglichkeiten wohl auch sollten.

Dieses Thema wurde im Kontext der vorliegenden Studie allerdings gewissermaßen von hinten aufgerollt, schließlich begegne ich diesem Zusammenhang nicht primär aus theoretischer Reflexion heraus, sondern angesichts empirischer Befunde. Beide von mir untersuchten Fälle zeichnen sich nämlich gerade dadurch aus, dass die beobachteten Praktiken an keiner Stelle auch nur in die Nähe eines »roten Bereichs« geraten wären, in dem alles auf dem Spiel gestanden hätte. Es gab zwar durchaus eine beträchtliche Anzahl zu meisternder Hürden und eine Reihe von Problemen, für deren Bearbeitung die Mittel nicht unmittelbar bereitstanden. Doch erweisen sich diese bei genauerer Betrachtung keineswegs als völlig unvorhergesehene, schicksalshaft erlebte Wendungen. Niemand wurde tatsächlich völlig »kalt erwischt« und empirisch konnte ich keinen einzigen Moment feststellen, an dem angesichts einer problematischen erlebten Lage fundamentale Überforderungszustände entstanden wären, die einen vorübergehenden Ab- oder gar finalen Zusammenbruch überhaupt denkbar gemacht hätten. Kurzum: von »high-stakes episodes« oder »critical moments« zu reden, wäre angesichts meiner empirischen Befunde mit Blick auf meine Untersuchungsfälle überzogen.

Doch meine ich, dass es, wenn nicht um alles, doch auch nicht um nichts ging – und dass sich gerade unter diesen Vorzeichen in meinen Beobachtungen einige interessante Einsichten zeigen. Verschiebt man den Maßstab entsprechend, so wä-

re etwa denkbar, dass zwischen Momenten, in denen die gesamte Praxis vollumfänglich zur Disposition steht, und solchen, in denen lediglich eine Art Disput oder überhaupt nur in beträchtlichem Maße Ungewissheit über die Situationsdefinition (mit Goffman: »What is going on here?«) herrscht, kategorial unterschieden wären kann. In der Folge dieser Annahme erscheint dann m.E. die (bereits in Kap. 3 eingeführte) Differenzierung in *starke* und *schwache Situationalität* für die weitere Analyse attraktiv, wobei starke Situationen durch die erwähnten »high stakes«, schwache Situationen hingegen gerade durch die Absenz von »hohen Einsätzen« zu verstehen sind.¹⁰

Schwache ML-Situationen

Im Zuge dieser langen Vorrede sollte recht offensichtlich geworden sein, auf welcher der Seite der Unterscheidung die von mir untersuchten Fälle anzusiedeln wären. Noch bevor ich dazu weiter in die Detailanalyse gehe, möchte ich zunächst kurz im Vorgriff auf den weiteren Verlauf des Arguments darauf hinweisen, dass dieser konzeptionelle Kunstgriff an dieser Stelle zweifellos dramaturgisch ambivalent ist. Aus guten Gründen könnte nun schließlich eingewendet werden, dass die Einführung der Unterscheidung im Grunde eine Verlegenheitsgeste ist, verbunden mit der Absicht, mein methodisches Gerüst der empirischen Situationsanalyse zu retten. Zugegebenermaßen verfolgte mich tatsächlich zeitweilig die Befürchtung, in meiner Feldforschung letztlich zwar durchaus auf Interessantes, nicht jedoch auf Situationen gestoßen zu sein. In der weiteren Auseinandersetzung mit dem empirischen Material stieß ich dann jedoch auf gute Gründe für meine Wahl des methodischen und methodologischen Rahmens. Letztendlich hatte ich den Eindruck, dass »schwache Situationalität« tatsächlich in einem wichtigen Zusammenhang mit dem Gegenstand der vorliegenden Untersuchung steht.

In *F1-Bäume* etwa spricht der Künstler im Kontext des ersten Netzwerktrainings auf das neue Bildmaterial mit Blick auf den bis dato kompilierten Datensatz von einer »guten Testzahl« (Beobachtungsprotokoll 19.7.). In dieser Wertung artikuliert sich ein Urteil bezüglich des Verhältnisses zwischen den Kosten für die algorithmische Modellierung mittels StyleGAN¹¹, der zu erwartenden Dauer des »Trainings«¹²

10 Diese Unterscheidung habe ich mit Blick auf meine empirische Untersuchung erstmals in *Groß/Wagenknecht 2023* entwickelt.

11 Die Modellierung auf der Basis mehrerer Millionen Bilder – im Kontext von Bildgenerierungsverfahren nicht unüblich – würde ein Vielfaches an Kosten verursachen, ohne dabei jedoch mit Blick auf das künstlerische Vorhaben notwendigerweise instruktiver zu sein.

12 Hier erweist sich ein Testlauf mit StyleGAN als gleichermaßen als »günstig«, denn die Ergebnisse können über Nacht eintreffen, während die Berechnung eines großen Datensatzes mehrere Tage in Anspruch nehmen würde, sodass die Praxis quasi nahtlos fortgesetzt werden kann, sofern alles gut läuft.

und der erwarteten Aussagekraft der Ergebnisse im Hinblick auf das weitere Vorgehen. Offensichtlich geht es an dieser Stelle (noch) nicht um die *tatsächliche* Realisierung von »Quality of Blur«, sondern um eine versuchsweise Annäherung, die als Test gerahmt ist. Folglich sind damit »offiziell« alle im Zuge dieses Tests konfrontierten Schwierigkeiten gleichermaßen in diesen Rahmen eingefasst und es könnte angesichts auftretender Probleme die entstehende Situation über die Reflexion ihrer Rahmung sofort wieder »entschärft« werden. Schließlich werden der »Logik des Testens«¹³ entsprechend solche Rahmungen überhaupt gerade als gewissermaßen präemptive Maßnahmen etabliert: Bevor ein Projekt tatsächlich realisiert wird, soll eine Vorab-Realisierung unter »abgesicherten« Bedingungen Auskunft über mit der Voll-Realisierung einhergehende Effekte (Fehler, Risiken, Potenziale) verschaffen. Aus ebendiesem Anliegen heraus will der Künstler einen Testlauf durchführen, um sich davor zu bewahren, zu einem späteren Zeitpunkt Zeit (und/oder Geld) zu verlieren. Die beobachtete Situation wird mithin explizit als »Testsituation« ausgewiesen – und soll als Simulation einer noch nicht eingetretenen Situation dienen, um deren Charakter nicht nur antizipieren, sondern streng genommen präemptiv manipulieren zu können. Geht etwas schief, ist dies wahrscheinlich »halb so wild« – schließlich war es nur ein Test. Andernfalls könnten sich Komplikationen mit Blick auf das Vorhaben offenbaren, von denen man lieber frühzeitig erfährt und nicht erst an einem Punkt, an dem es »kein Zurück mehr gibt« bzw. das Rückgängigmachen innerhalb des praktischen Prozesses jedenfalls mit nicht unerheblichem Ressourcenaufwand (Zeit, Geld, Arbeit) verbunden wäre.

Etwas anders verhält es sich mit Blick auf *F2-Bienen*, etwa in der Art und Weise, wie der Mitarbeiter Lorenz die Analyse von mittels ML aus Aufnahmen des Bienenstocks gewonnenen Bewegungsdaten angeht. Hier geht es nicht um die Herstellung einer aussagekräftigen Miniatur des eigentlichen Vorhabens und mithin nicht um eine Modellierung des Sachverhalts. Stattdessen beginnt seine Arbeit an den Daten mit einer Phase der Exploration, die der systematischen Analyse vorgeschaltet ist. Ziel dieser ersten Annäherung an den Datensatz ohne methodische Strenge ist, mit etwas Glück möglicherweise zu schnelleren Resultaten und gewissermaßen Abkürzungen zu finden, die Zeit, Kosten und Mühen senken können. Das beobachtete Vorgehen »auf gut Glück« ist dabei keinesfalls atypisch – Hoffnung auf glückliche Fügungen wie auch ihr tatsächliches Eintreten prägen seit jeher die Wissenschaft, wie Robert K. Merton und Elinor Barber (2004) in ihrer einschlägigen Studie zu Se-

13 Für eine instruktive Diskussion zum sich verändernden Stellenwert von Tests mit Blick auf die praktische Implementierung von ML vgl. Marres & Sormani 2023; siehe darüber hinaus allgemeinere Überlegungen zu einer »Soziologie des Testens« angesichts gegenwärtiger der Relevanzzunahme von Tests in gegenwärtigen soziotechnischen Praktiken vgl. Marres & Stark 2020.

rendipität gezeigt haben.¹⁴ Entscheidend für die vorliegende Untersuchung ist diesem Zusammenhang, dass es im Sinne wissenschaftlicher Erkenntnis nicht selten der Sache sehr dienlich ist, über eine relative Freiheit (von Ressourcenknappheit) zu verfügen, die es erlaubt, verschiedene Optionen auszuprobieren. Unterschiedliche Varianten eines Szenarios durchzuspielen, auch wenn nicht alle sofort gleichermaßen plausibel erscheinen, erlaubt es, sich dem Gegenstand der eigenen Arbeit im Modus ›experimentellen Vorantastens‹ anzunähern.

Wenngleich dies unbedingt Deweys Verständnis von Forschung entspricht, waren dessen Kriterien zufolge die von mir beobachteten Situationen womöglich gar keine, hatte er in seiner Konzeptualisierung doch unterstrichen, dass Situationen als »hitch« (Dewey 1983 [1922], S. 125) gerade dadurch gekennzeichnet seien, dass sie Grundlegendes fragwürdig erscheinen lassen. Dies steht in terminologischer Nähe zu dem, was Luc Boltanski & Laurent Thévenot als – krisenhaft erlebte – »kritische Momente« (2011, S. 43) beschreiben. Diese brächten die wirkmächtigen Register der Rechtfertigung eben gerade dann zum Vorschein, wenn sie fragwürdig erscheinen oder ihre normative Verbindlichkeit gar völlig auf dem Spiel steht.¹⁵ Noch eindringlicher führt die soziale Konfiguration des »showdowns« oder »standoffs« vor, was es heißt, eine Situation im emphatischen Sinne, wenn nämlich das sich ergebende normative Vakuum allenthalben Kontingenz hervortreten lässt und letztlich nicht selten mit Gewalt gefüllt wird (siehe etwa Wagner-Pacifici 2000).

Dementgegen zeigen die von mir beobachteten Praktiken zwar durchaus situationale Elemente, doch ohne je in die Nähe eines Zusammenbruchs zu geraten. Interessanterweise erscheint es demgegenüber so, als kultivierten sie geradezu die Herbeiführung von Situationen. Dies geschieht wohl kaum aus Lust an der Krise, sondern aufgrund der produktiven Momente, die Situationen mit sich bringen können. Diesen Aspekt erkannte, wie oben ausgeführt, bereits Dewey in seinen Überlegungen zum Zusammenhang von Situation und Forschung an. Daran anknüpfend möchte ich nun für die Analyse meiner empirischen Fälle den Begriff der *schwachen Situation* aufgreifen, um solche situationshaften Episoden, deren Genese nicht zufällig geschieht, sondern mitunter geradezu bewusst herbeigeführt und deren Verlauf in gewissem Maße, wenn nicht gesteuert, dann zumindest partiell kontrolliert

14 Die Studie wurde 1958 verfasst, aus verschiedenen Gründen dann allerdings fast 50 Jahre später publiziert. Die Autor:innen bieten allerhand historische wie systematische Argumente für die in wissenschaftlichen Kreisen vertrauten Einsicht, dass Erkenntnis kaum geplant werden kann und sich selbst wissenschaftlich motivierte Entdeckungen von weltgeschichtlicher Bedeutung bei genauerer Betrachtung wesentlich glücklichen Zufällen verdanken; etwa die von Dynamit durch Alfred Nobel, die von Penicillin durch Fleming genannt oder aber auch die ›Entdeckung‹ Amerikas durch Christoph Kolumbus.

15 In diesem Sinne ließen sich Harold Garfinkels Krisenexperimente (vgl. Garfinkel 1967) auch als ›Situationsexperimente‹ beschreiben.

wird, analytisch zu erschließen Schwache Situationen sollten als Momente verstanden werden, in denen flexible Handlungsoptionen verbleiben und die ›günstig‹ auch in der Hinsicht sind, dass bei Scheitern des für sie angedachten Vorhabens dieses oft einfach zu einem späteren Zeitpunkt noch einmal wiederholt werden kann, wobei die Möglichkeit des Scheiterns bereits gewissermaßen als Erwartung etabliert ist.

Der Künstler Fabian Hampel beschränkt die Bandbreite potenzieller Probleme einer Situation, indem er sie als Testlauf einrahmt. Wenn etwa die Modellierung – aus welchen Gründen auch immer – nicht klappt, kann es später noch einmal versucht werden. Und tatsächlich weicht bei einer Reihe zunächst unverständlichen Fehlermeldungen die anfängliche Ratlosigkeit relativ schnell effektiven Problemlösungsansätzen. Verschiedene verfügbare Formen des Troubleshooting – Recherche der Fehlermeldung via GitHub oder YouTube, Rückgriff auf eigene Notizen – sorgen zwar dafür, dass der Test sich als zeitaufwendiger als geplant erweist, aber letztlich doch erfolgreich über die Bühne geht. Das angestrebte Ziel, ein funktionierendes Testmodell zu erstellen, wird schließlich erreicht, ohne dass ein Abbruch des Vorhabens zu irgendeinem Zeitpunkt jemals zur Disposition gestanden hätte.

In der Reflexion der Gelingensbedingungen dieses Unterfangens gerät schnell die Ressource Zeit in den Blick. Der Verlauf des Tests verdeutlicht, dass die Zeit an diesem Punkt der Arbeit am Kunstwerk nicht drängt. Außer eigener Ungeduld – womöglich zusätzlich stimuliert durch meine alltägliche Kopräsenz – gibt es jedenfalls keinen offensichtlichen Faktor, der das Vorgehen in dieser Hinsicht beeinträchtigen könnte. Die Auseinandersetzung mit all jenen kleinen Hürden, die sich der Realisierung des Kunstwerkes über die Zeit in den Weg stellen, verläuft auch deshalb erfolgreich, weil keine Deadlines unmittelbar drängen und der Künstler nicht durch andere Tätigkeiten fortwährend eingespannt ist. Auch wenn der in ersten Vorbesprechungen im Winter artikulierte ursprüngliche Zeitplan der Arbeit verzögerungsbedingt maßgeblich in die Länge gezogen wurde, war für mich an keiner Stelle kritischer Zeitdruck vernehmbar.

Produktive Transformationen

Auf seine Bemerkung hin, dass wir es im Testlauf doch mit »einem ziemlich langweiligen Datensatz« zu tun hätten, fügt Fabian Hampel – sich aufdrängende Nachfragen wohl bereits antizipierend – unmittelbar hinzu, dass es ihm dabei primär »um Materialität, nicht um Ästhetik« (Beobachtungsprotokoll 20.7.2021) gehe. Diese Materialität kann in ihrer Relevanz für die künstlerische Arbeit nicht als vorab bestimmbar gelten, sondern offenbart ihren Charakter erst im Zuge einer experimentellen Exploration, was schließlich Anliegen und Zweck des Tests plausibel macht. Der Künstler verfolgt offensichtlich kein explizites Ziel im Sinne einer verbindlichen konkreten Vorstellung spezifischer, maßgeschneiderter StyleGAN-Outputs. Sein Anliegen scheint dementsgegen zu sein, *in situ* zunächst herauszu-

finden, *welche Art von Bildern* das Netzwerk überhaupt erzeugen kann, um dann in Auseinandersetzung mit bzw. von den entstandenen Materialien ausgehend die Arbeit in ihrer konkreten Gestalt erst zu entwickeln. Anders gesagt: Erst im experimentellen Vorgehen wird die Arbeit determiniert, weshalb der beobachtete methodische Ansatz – im Rückgriff auf geläufigen Jargon künstlerischer Selbstbeschreibungen – auch ›prozessbasiert‹ genannt werden könnte. Daran anknüpfend könnte das beobachtete Vorgehen im Lichte des analytischen Rahmen dieser Studie wohl nachgerade *situationsbasiert* genannt werden vor dem Hintergrund des beschriebenen produktive Potenzials von Situationen.

Dieser Gesichtspunkt mag angesichts der problemzentrierten Konzeption Deweys, der zufolge Situationen als Brüche mit dem Gewohnten maßgeblich im Sinne ihres disruptiven, wenn nicht gar Praktiken in ihrem Fortbestand gefährdenden Potenzials erscheinen, zunächst widersinnig anmuten. Doch erweist sich gerade hier der analytische Nutzen des Konzepts *schwacher* Situationalität: In dem Maße, wie aus Situationen etwas gelernt werden kann, bieten sie potenziell die Aussicht auf Erfahrungen, die sich im Anschluss an das Durchlebte als hilfreich und produktiv erweisen könnten. Da Lernen Kontakt mit bislang Unbekanntem und mithin dem eigenen Unwissen heißt, muss daher auch jedem bewusst herbeigeführten Lernversuch die Gefahr anhaften, dass man schließlich, d.h. *ex post* realisieren muss, nichts gelernt zu haben und der Versuch ein Versuch geblieben ist. Gleichwohl heißt dies allerdings auch, dass allein im vertraut-kontrollierten Vollzug von Routinen kaum Lernchancen gegeben sind. Denn, so schreibt Maren Lehmann in ihrer Begriffsdiskussion in Auseinandersetzung mit Gregory Bateson: »Lernen geht, wenn es geht, so, dass Zufälle und Einfälle möglich – und nicht: unmöglich – sind.« (Lehmann 2011, S. 118)¹⁶

Schwache Situationalität erfasst gerade solche Momente, die von der Konfrontation mit unerwarteten Problemen geprägt sind – Zufälle, die für Einfälle sorgen. Es geht um Prozesse, für deren Bearbeitung es kein verfügbares Skript gibt, wobei jedoch die gegenwärtige Situation nicht primär als Bedrohung, sondern vielmehr als Gelegenheit zu Inspiration, Erkenntnis oder Einsicht erlebt wird, auch wenn zugleich klar ist, dass womöglich unorthodoxe Wege der improvisierten Problembeilegung gefunden werden müssen. Entscheidend ist, dass zu Scheitern führendes Irrren hier relativ konsequenzlos bleibt und für sich bereits die wesentliche Gefahr

16 Interessanterweise verknüpft Lehmann in diesem Aufsatz die Konzepte der nicht-trivialen (heißt auch: lernfähigen) Maschine und des Lernens mit dem der Intelligenz und gar der Situation, wenn sie argumentiert, dass eine nicht-triviale Maschine als »situativ intelligent« (128) könne, wenn sie auf Umweltveränderungen mit eigenen Zustandsänderungen reagiert, statt auf diese nur mit angepasstem Verhalten zu antworten. Im folgenden Kapitel werde ich im Kontext begrifflicher Reflexionen auf diesen Konnex zurückkommen.

darstellt und also gerade keine unmittelbare Bedrohungslage besteht, in der das gesamte Vorhaben sich versehentlich selbst vollständig torpedieren könnte. Im Gegenteil: gelingt das Erhoffte nicht, kann ggf. zu einem späteren Zeitpunkt ein neuer Anlauf gestartet werden kann. Einen solchen anzugehen, hieße nicht zuletzt, eine weitere, wenn auch *schwache* Situation heraufzubeschwören. Gerade eine solche Dynamik war typisch für die von mir beobachteten Praktiken.

In den untersuchten *schwachen Situationen* war der Einsatz im Kontext der Praxis relativ niedrig und ausbleibende Erfolge konnten vorübergehend maßgeblich durch die Verfügbarkeit von die Kontinuität der Praxis garantierende Ressourcen kompensiert werden. Ein Fehlschlagen des *StyleGAN*-Testlaufs hätte mit sehr hoher Wahrscheinlichkeit schlicht einen weiteren Versuch zur Folge gehabt, so wie in *F2-Bienen* unproduktive Stunden in der Datenanalyse ein wohl schlicht weitere, hoffentlich produktivere Stunden zum nächstmöglichen Termin zur Folge gehabt hätten. Einzig im Bienenexperiment, das im September 2021 stattfand, sorgte das sich langsam anbahnende Ende der ›Bienensaison‹ – bis spätestens Mitte Oktober ziehen sich die Bienen in der Regel kältebedingt in den bis dahin für den Winter präparierten Stock zurück – für eine ultimative Deadline, deren frühzeitiges Eintreten zumindest für eine längerfristige Suspendierung der Aktivitäten gesorgt hätte. Letztlich endete die Saison tatsächlich, ohne dass vielversprechende Ergebnisse erzielt worden wären. Dieser Umstand blieb jedoch ohne Konsequenzen für die Praxis, die längst damit vertraut ist, dass nicht jedes Experiment wie gewünscht verläuft.

In *F1-Bäume* fungierte das beobachtete künstlerische Unterfangen letztlich weitestgehend als eine Art Vorstudie. Untersucht wurden in deren Rahmen jedoch nicht allein Aspekte des in Entstehung befindlichen Werkes, denn dies überhaupt anzugehen, setzt bereits eine praktische Vertrautheit nicht nur mit dem Charakter des Bildgenerierungsverfahrens (*StyleGAN*) voraus, sondern auch spezifisch mit dem konkret generierten Bildmodell voraus. Selbst bei dem im Testfall genutzten Datensatz, der nur wenige Hundert Bilder umfasste und ausschließlich aus fotografischen Aufnahmen von Baumkronen bestand, war jenseits der Annahme, dass im Output wohl ebenso Baumkronen zu erwarten seien, kaum antizipierbar, was das Modell genau produzieren würde. Im Kontext der künstlerischen Praxis war der Testlauf nicht allein technische Notwendigkeit, um das Setup einzurichten und die Funktionalität der Einrichtung vor dem ›Ernstfall‹ zu testen, sondern vor allem auch künstlerisch notwendig. Der Künstler nutzte ihn, um eine Intuition dafür zu entwickeln, welche visuellen Nuancen die Transformation der Bilder mittels ML mit sich bringen würde und welchen Einfluss er auf diesen Prozess ausüben könnte. Praktische Kenntnis der Feinmechaniken in Bildanalyse und -herstellung im technischen Verfahren sind schließlich Voraussetzung dafür, dass er ML – wie vorgesehen (vgl. Projektbeschreibung ›Quality of Blur‹) – tatsächlich als »*tool*« für seine Kunst nutzen kann. Dies gilt zum einen für die Datensatzkomposition, also hinsichtlich einer realistischen

Einschätzung der Interventionsmöglichkeiten, die sich für den Künstler etwa in der Modifikation des Datensatzes ergeben, und zum anderen mit Blick auf eine Reihe von Modellparametern, über deren Anpassung er als Nutzer verfügt.

Training für künstliche Kommunikation

Grundsätzlich ging es für den Künstler in den beschriebenen Vorstudien somit wesentlich darum, einen praktischen Zugriff auf das Modell zu entwickeln, das es für die Nutzung im anvisierten Sinne überhaupt erst nutzbar macht. Insofern erweisen sich die beobachteten Testläufe als unabdingbar im Kontext der Entstehung des Kunstwerks. Sie bieten die Möglichkeit, die Umsetzung des geplanten Projekts gewissermaßen einzuüben und bedeuten in diesem Sinne *Training*. Die Anforderungen von ML als gelungene praktische Kooperation verschiedener *machine learners* (Fabian, StyleGAN, PyTorch, CUDA, vast.ai, der Datensatz, die an den Rechenprozessen beteiligte Hardware, ...) können nicht als bekannt vorausgesetzt, sondern müssen »eintrainiert« werden. Nicht nur das Modell wird gemäß des *terminus technicus* auf den Datensatz *trainiert*, sondern ebenso der Künstler auf das Modell – und mithin die Anforderungen einer produktiven Kooperation mit dem technischen Arrangement. Es zeigt sich hier eine praktische Strategie der Einhegung dessen, was ich oben theoretisch als »alienness« (Parisi 2019) von »computational reason« (Cavia 2022) bezeichnet habe: *Gerade weil* kaum antizipiert werden kann, welcher Art Material das Modell automatisch generieren wird, probiert man es eben einfach aus innerhalb eines Rahmens, dessen Kosten gering erscheinen. Auf diesem Wege scheint es möglich, für das zunächst intuitiv nicht Erschließbare – die operative Logik der ML-basierten automatischen Bildgenerierung – letztlich doch brauchbare praktische Intuitionen zu gewinnen. Dies gilt ebenso für *F2-Bienen*, etwa in der prominent diskutierten Episode der Datenanalyse: *Gerade weil* in den Bewegungsdaten alles Mögliche stecken könnte, beginnt der Forscher damit, »einfach mal zu schauen«, d.h. sich mithilfe von Visualisierungsalgorithmen einen Eindruck der Datenstruktur zu verschaffen im Hinblick auf möglicherweise interessante Korrelationen. Auch dies geschieht in einem situativen Rahmen, in dem sich nicht alles auf einmal entscheiden muss, sondern der ein exploratives Vorgehen erlaubt, das nicht zum unmittelbaren Erfolg verdammt ist.

Es zeigt sich hier ein enger Zusammenhang zwischen *schwacher Situationalität* und Rheinbergers Charakterisierung von Kunst und Wissenschaft als Schauplätze von »experimentation« (vgl. Rheinberger 2019). Genauer erweist sich ein situativer Rahmen, in dem die wesentlichen praxisrelevanten Ressourcen in einem Maße vorhanden sind, dass die Praxis von unmittelbaren Zugzwängen relativ entlastet ist, schlichtweg als notwendige Voraussetzung von Experimentation. Dies gilt insofern, als dass deren explorativer Charakter übermäßig determinierte Setzungen von Zweck-Mittel-Relationierungen im Hinblick auf zu erreichende Ziele ausschließt.

Gleichermaßen kann zeitliche Dringlichkeit im Kontext von Experimentation wohl eher als hemmender Faktor angenommen werden und kaum zufällig waren die in *F1* noch *F2* beobachteten Situationen keinesfalls von außerordentlichem Zeitdruck geprägt.¹⁷

Training fand in meinen Untersuchungsfällen in einem doppelten Sinne statt. Wird das Konzept in ML in der Regel zur Beschreibung der automatisierten algorithmischen Modellierung eines Datensatzes verwendet, halte ich das Hinzufügen eines breiteren Verständnisses von Training im Zusammenhang mit ML für nützlich, weil so nachvollziehbar gemacht werden kann, mit welchen praktischen Anforderungen ML einhergeht. Es zeigte sich, dass der Einsatz von ML in den untersuchten Fällen verschiedene Hürden zu bewältigen hatte – und dabei ersichtlich wurde, dass diese Hürden ohne den bereits vorhandenen praktischen Erfahrungsschatz der Beteiligten sicherlich noch weitaus höher gelegen hätten. Die praktischen Vorhaben – im Sinne einer erfolgreichen Transformation der beobachteten Situationen – profitierten offensichtlich vom vorherigen Bewältigen ähnlicher Situationen, so wie die gegenwärtig erlebten Situationen sich als potenziell hilfreich mit Blick auf zukünftige Schwierigkeiten erweisen könnten.

Training wirkte hier gewissermaßen präterminierend, und zwar in zweifacher Hinsicht. Erstens leisteten automatische algorithmische Modellierungen eine rechentechnische Determinierung des Datensatzes, auf die in Form von maschinellen Outputs in der Folge zugegriffen werden konnte. Diese rechentechnische Determinierung – das ›Training der KI‹ im technischen Sinne – war jedoch keinesfalls verbindlich mit Blick auf die letztendlich erhofften Resultate der praktischen Vorhaben. Potenzielle Komplikationen antizipierend wurde etwa in *F1-Bäume* ein solches Training als Test durchgeführt. Im Sinne der beschriebenen Doppelkonzeption fand hier streng genommen ein Training zu Trainingszwecken statt. So hatte ich es gewissermaßen gleichzeitig mit zwei Trainings zu tun, die sich analytisch betrachtet durch ihre soziale Referenz unterscheiden: *Training 1* bezieht sich auf die Selbstprogrammierung der Maschine, wohingegen *Training 2* auf die Praxis als integrierte soziale Aktivität verweist. *Training 1* ist in dieser Betrachtungsweise notwendige Gelingensbedingung von, aber zugleich auch potenzielle Problemquelle für ML als praktisches Vorhaben, das sich in Form von *Training 2* auf potenzielle Hürden einzustellen versucht. Über beide Trainingsverständnisse erweist sich dieses als *vorläufige Determinierung* – vorläufig mit Blick auf weitere Determinierungen. Solche machen jene Situationen maschinellen Lernens erforderlich, die wesentlicher Gegenstand dieser Studie sind. Zumindest implizit wird in dieser Perspektive ebenso ersichtlich, dass mit der Differenzierung qua sozialer Referenz ebenso eine differen-

17 Vgl. für die einfache wie folgenreiche Beobachtung, dass Kunst Zeit braucht und diese Zeit durch Geld und Entbindung von anderen Aufgaben gewonnen werden kann: Becker 2008, S. 3.

zierende Betrachtung von Unbestimmtheit möglich (und nötig) wird. Die rechnerische Determinierung der Datensatzes verweist auf eine operative mathematische Unbestimmtheit. Zugleich erscheint diese soziologisch als Teilaspekt einer situativen sozialen Unbestimmtheit. Folglich kann eine mathematische Determinierung kaum mehr als die ›halbe Miete‹ einer Situationstransformation darstellen. Potenziell kann sogar das Gegenteil der Fall sein – wenn etwa das Training des algorithmischen Modells zu für die Praxis unbrauchbaren Ergebnissen führt.

Mit der analytischen Differenzierung verschiedener Ebenen von Training geht einher, dass für die Betrachtung von ML als praktischer Kooperation der immerzu virulente Frage sozialer Referenz Beachtung geschenkt werden muss. Dieser Umstand mag sich der gewählten praxeologischen Perspektive der empirischen Untersuchung verdanken, der weniger an der Klärung von Zuschreibungsfragen (*agency*) als vielmehr an der möglichst hoher Komplexitätsauflösung der Darstellung gelegen ist. Die ungeklärten Fragen verschwinden freilich einstweilen nicht, lassen sich aber aufgrund der symmetrischen Anlage der Betrachtung analytisch produktiv wenden. »Wessen Training, wessen Unbestimmtheit und wessen Transformation?« erscheinen so weniger als theoretische Puzzles denn als situierbare Probleme der Praxis. Zweitens zeigt der Verweisungshorizont der beiden Trainingsebenen, dass zwischen verschiedentlich an ML als Praxis beteiligten Entitäten eine Struktur wechselseitiger Abhängigkeit vorliegt. Keine soziale Determinierung ohne rechnerische Determinierung – diese womöglich trivial anmutende Einsicht impliziert praktischen Koordinationsbedarf zur Ermöglichung von Kooperation. Das praktische Nebeneinander verschiedener Aktivitäten muss in einen geordneten, integrierten Funktionszusammenhang gebracht werden; wechselseitige Abstimmung erscheint als Voraussetzung produktiver Bestimmung.

In beiden Fällen wird ersichtlich, dass unterschiedliche praktische Ab- und Bestimmungsversuche sich wechselseitig voraussetzen. Weniger zeigt sich hier ein disruptiver Transformationsvorgang als vielmehr eine rekursiv sich ergebende Akkumulation von Bestimmungen; eine Charakterisierung von, zu der in sehr ähnlicher Formulierung auch Adrian Mackenzie gelangt (vgl. 2017, S. 5). Ihm zufolge sei ML genau genommen Synthese dreier Akkumulationen – »settings, data, and devices« (ebd., S. 6) – inmitten derer sich die vom ihm so bezeichneten (und in dieser Studie terminologisch ebenso verwendeten) *machine learners* tummeln, in diesem Zusammenhang situierte »humans and machines or human-machine relations« (ebd.). Jeder Akkumulationsvorgang führt bestenfalls zur Herstellung von dauerhaft verfügbaren Objekten, die etwa als gespeicherte, d.h. erinnerbar gemachte ›Arbeitsstände‹ zu einem späteren Zeitpunkt erneut aufgerufen werden können und somit als materielle Träger des praktischen Fortschritts dienen. Derartige »formative objects« (Scheffer 2010, 2018) verleihen den Kooperationsbemühungen stabilisierende Form, indem sie sich praktisch bewähren und gewinnen dabei zugleich selbst an Gestalt.

Von der beschriebenen Anbahnung von Kooperation wird erwartet, dass es an einem gewissen Punkt ein produktives Moment entfaltet, indem es etwa zu wissenschaftlichen Einsichten oder künstlerischen Visionen beiträgt. Insofern ist sie nicht bloß ein wichtiger Beitrag zur Ermöglichung, sondern nachgerade ein Bestandteil des Kerns von ML als Praxis. Diese schließlich nicht erst im Moment ihres Gelingens, sondern bereit mit ihrer Anbahnung. Sich »einzuspielen« – etwa auf das vorliegende und ggf. noch anzupassende Setup – erwies sich in beiden untersuchten Fällen ein zentraler Aspekt von ML. Die verschiedenen Elemente der ML-Experimentalanordnung effektiv nutzen zu können, setzte unbedingt voraus, dass eine Mehrzahl der zu mobilisierenden Objekte »werkzeuggleich« zuverlässig für die vorgesehene Nutzung zur Verfügung stand. Damit geht einher, dass die Praktiken nur deshalb produktiv verlaufen konnten, weil bloß manche und jedenfalls nicht alle beteiligten Elemente der Praxis zum Problem wurden. Wie beschrieben befanden sich die Praktiken zu keinem Zeitpunkt in einem Zustand dramatischer Überlastung, der den Fortgang des Vorhabens im Ganzen gefährdet hätte.

Von dieser Charakterisierung ausgehend könnte bezüglich meiner Fälle von *entlasteten* Praktiken die Rede sein. Ihre Beteiligten wirkten in entscheidenden Hinsichten von potenziellen Beschränkungen freigesetzt und konnten sich explorativ ihren Gegenständen annähern. Die »ihre« Situationen kennzeichnenden »low stakes« erscheinen daher geradezu als Privileg – und *schwache Situationalität* als Möglichkeitsbedingung der charakteristischen experimentellen Vorgehensweisen.¹⁸ Schon ein kursorischer Blick in die Sozialgeschichte von Kunst wie Wissenschaft offenbart, dass beide Funktionssysteme (hierzulande) historisch zumeist eng mit den höheren, elitennahen Positionen innerhalb stratifizierter gesellschaftlicher Ordnungen gekoppelt waren (vgl. etwa Bourdieu 2001), in denen – anthropologisch gewendet – die »Hintergrundserfüllung« (vgl. Gehlen 2022 [1956],

18 Wenngleich selbstverständlich keinesfalls in *allen* wesentlichen Hinsichten von luxuriöser Ausstattung gesprochen werden kann. Insbesondere gilt dies mit Blick auf finanzielle Ressourcen: Die Anschaffung eines für »allein lokales ML« geeigneten PCs scheint Fabian Hampels verfügbares Budget zum Zeitpunkt der Feldforschung jedenfalls an seine Grenzen zu bringen, auch wenn er mir wiederholt mitteilt, aufgrund der mit einer Anschaffung verbundenen Ersparnisse gegenüber *cloud services* (kürzere Übertragungs- und Modellierungszeiten bedeuten kürzeres Warten auf Ergebnisse) doch sehr ernsthaft darüber nachzudenken. In der Zeit meiner Feldforschung hätten ihn vor allem die überteuerten Preise für geeignete Grafikkarten abgehalten, für die aufgrund ihres Einsatzes im Kontext von *coin mining* infolge des »Krypto-Booms« die Nachfrage sprunghaft angestiegen war (vgl. Beobachtungsprotokoll 20.7.2021). In *F2-Bienen* wurde mir mehrfach und verschiedenen Lab-Angehörigen, dass eine bessere finanzielle Ausstattung vieles wesentlich erleichtern würde. Der beschriebene DIY-Charakter des Lab erscheint daher nüchtern betrachtet auch an einer ausbaufähigen Ausstattungslage zu liegen und ist nicht allein Ausdruck intrinsischer »Bastelfreude«.

Kap. 12)¹⁹ mancher Bedürfnisse als Voraussetzung produktiver künstlerischer und wissenschaftlicher Tätigkeit als dauerhaft gegeben vorausgesetzt werden konnte (vgl. etwa Thurn 1997, S. 56–64).²⁰ Die Analyse der Möglichkeitsbedingungen von ML vertiefend soll nun weiter erörtert werden, was das in meinen Fällen die Felder Kunst und Wissenschaft vereinende Motiv der schwachen Situationalität mit ML verbindet.

Problemkalibrierungen

Es zeigte sich, dass in beiden Fällen die beobachteten Praktiken nie in die Nähe eines Zusammenbruchs gerieten, sei es durch unerwartete Schwierigkeiten oder aber unverhältnismäßige Erwartungen an Ziele, etwa mit Blick auf die Leistungsfähigkeit o.ä. Sie wirkten auf je eigene Art abgeklärt und setzten sich keinen unnötigen Risiken aus. Wie lässt sich dies plausibilisieren und welche praktischen Strategien dienen diesem praktischen »safeguarding« von ML in den jeweiligen Situationen?

Experimentelle Praktiken in Wissenschaft und Kunst sind gewissermaßen darauf angewiesen, sich Situationen auszusetzen, da diese für die Aussicht auf Transformationen der Praxis stehen, die zu produktiven Einfälle, inspirierenden Einsichten oder nützliche Zufälle verhelfen können. Von Situationen zu profitieren, heißt laut Dewey, sich auf deren Dynamiken einzulassen, die sich aus dem Moment ihrer ursprünglichen Unbestimmtheit heraus entfalten. Welche situativ verfügbaren Mittel dabei entscheidend sind, wird *in situ* bestimmt. Ebenso zeigt sich Dewey, dass

-
- 19 Verzichtet kunst- oder wissenschaftssoziologische Forschung auf die Reflexion solcher Voraussetzungen, läuft sie Gefahr, allein die operative Dynamik von Kommunikation für maßgeblich zu halten, wobei dann deren »organisatorisches Substrat« – gewissermaßen ihr Anker in der empirischen Realität – »merkwürdig unterbelichtet« bliebe (Stäheli 1996, S. 334). Dass dies gleichermaßen für Gesellschaftstheorie gilt, zeigt Andreas Höntsch in seiner systematischen Auseinandersetzung mit den Voraussetzungen der modernen funktional differenzierten Gesellschaft anhand der Grenzprobleme Exklusion, Risiko und Ökologie (vgl. Höntsch 2018).
- 20 Thurn greift die Analogie zwischen Wissenschaft und Kunst, wie Max Weber sie in »Wissenschaft als Beruf« mit Blick auf den Stellenwert persönlicher Hingabe (motiviert durch »innere Berufung«) und freigesetzter Daseinsform entwickelt hat (vgl. ebd., S. 56ff. sowie Weber 1995 [1917/1919], S. 16), um kurz darauf im Anschluss an Pierre Bourdieus Kunstsoziologie festzuhalten, dass eine bürgerliche Herkunft als einer Künstlerkarriere sehr förderlich zu gelten habe (vgl. Thurn 1997, S. 64ff.). Die Anforderungen an eine solche sind dabei freilich nicht allein auf die Verfügbarkeit finanzieller Ressourcen beschränkt. So stammen (im Deutschland des 20. Jahrhunderts und mithin noch 1997) klischeegemäß erfolgreiche Künstler:innen typischerweise aus einem »musisch gesonnenen Elternhaus bürgerlich-mittelständischen Zuschnitts« – wohingegen Literat:innen nicht selten in einem »protestantischen Pfarrhaus« (ebd., S. 64) großgeworden seien.

es im Sinne eines forschersischen Anliegen dabei darum geht, die Situation nicht nur erlebend, sondern maßgeblich handelnd zu erfahren. So versteht er Forschung als

die gesteuerte oder gelenkte Umformung einer unbestimmten Situation in eine Situation, die in ihren konstitutiven Merkmalen und Beziehungen so bestimmt ist, dass die Elemente der ursprünglichen Situation in ein einheitliches Ganzes umgewandelt werden? (Dewey 2008 [1938], S. 131)

Steuerung bzw. Lenkung der Situation ist kaum vorstellbar, sofern die an ihr Beteiligten diese als rein zufälliges Ereignis erleben und über keinerlei Vertrautheit mit den zu ihrer Bearbeitung vorhandenen Mittel verfügen. Dementgegen scheint mir Steuer- bzw. Lenkbarkeit gerade von einer hinreichenden Kenntnis der Lage abzuhängen, in der man sich befindet. Experimentelle Praxis definiert nicht alle, sondern nur eine oder wenige Variablen als unabhängig, d.h. als zu untersuchende Probleme. Dies gilt logisch schon deshalb, weil sonst keinerlei kontrollierbares Maß zur Beurteilung von Effekten des Geschehens bliebe, das dessen ›Wirklichkeitswert‹ zu bestimmen erlauben würde. Damit ginge ebenso einher, dass für das Experiment keinerlei Kriterien für dessen Wiederholbarkeit ermittelt werden könnten und mithin kein Erfahrungstransfer im Sinne von der Situation extrahierbaren Wissens möglich wäre. Gleichermäßen gäbe es keine Anhaltspunkte bezüglich adäquater Steuerungsmöglichkeiten des Situationsverlaufs.

Solche waren in meinen empirischen Beobachtungen jedoch in beiden Fällen präsent. Die beobachteten Situationen verwiesen in Form gegenwärtiger Erinnerungen durchweg in unterschiedlichen Hinsichten auf bereits Erlebtes, sodass Mittel zur Interpretation (Problemverständnis) wie Transformation der Situation immer schnell gefunden und suspendierende Hiatus nur von kurzer Dauer waren. Für die Praktiken charakteristische Stile des Ausprobierens (etwa in *F2-Bienen*: von Datenanalysen) und Bastelns (etwa in *F1-Bäume*: am Setup) waren demnach historisch informiert und vollzogen sich mitnichten völlig willkürlich. In dieser Hinsicht erweisen sich für Rheinberger »experimental systems« grundlegend als zweiseitig: sie stellen eine konkrete »unit of research« da und ebenso eine »unit of historical analysis« dar, weil sich im konkreten Vollzug zugleich die gesamte Praxis mitsamt ihrer Vergangenheit zu bewähren hat (vgl. Rheinberger 2019, S. 240) Mit Verweis auf das Werk des Kunsthistoriker George Kubler und insbesondere dessen Emphase auf den konzeptuellen Stellenwert der Analyse von Serien, Sequenzen und verknüpften Lösungen für kunstgeschichtliche Fragestellungen plausibilisiert er seine Parallelbetrachtung von Kunst und Wissenschaft (vgl. ebd., S. 239f.). An diese Parallelisierung möchte ich hier anschließen, zeigen sich in ihrer Abhängigkeit von Situationspotenzialen signifikante Ähnlichkeiten zwischen beiden Untersuchungsfällen.

Diese Ähnlichkeiten verweisen in erster Linie auf schwache Situationalität als Charakteristika beider Fälle, mit der schließlich noch ein weiterer Aspekt einher-

geht, der weniger die Problem- als die Lösungsseite der beobachteten Situationen betrifft. Nicht nur ist der zu bringende Einsatz und mithin das den Situationen anhaftende Risiko überschaubar; ebenso sorgt der nur partielle Grad von situativer Unbestimmtheit für Bedingungen, die das Auffinden einer effektiven Lösungsmöglichkeit für konfrontierte Probleme erleichtern. Ich nenne diese Einhegung situativer Problematiken – bzw. der »problematicness« [Marres 2020] von Situationen – *Problemkalibrierung*. Damit möchte ich die bewusste Herbeiführung einer Disposition schwacher Situationalität durch präsituative Maßnahmen beschreiben. Qua Antizipation möglicher Verläufe wird das Ausmaß der kommenden Situation derart abgesteckt, dass Experimente erfolgreich durchführbar und nicht etwa im Grunde von vornherein zum Scheitern verurteilt scheinen. Entgegen üblichen Gebrauchsweisen soll unter Kalibrierung dabei nicht primär ›Einmessung‹ oder ›Eichung‹ im Sinne einer auf quantitativem Abgleich beruhenden Anpassung verstanden werden, sondern qualitativ bestimmte Kontrollversuche von Situationen, die sich noch nicht manifestiert haben.

Ich habe »Problemkalibrierung« als explizite begriffliche Markierung gewählt, die mir vor allem mit Blick auf ML instruktiv erscheint. Der beobachteten Einhegung von Situationalität in meinen Fällen entspricht aufgrund des hier vertretenen soziologischen Verständnisses von Situationen als »einheitliches Ganzes« (Dewey 2008 [1938], S. 131) zugleich die Einhegung von ML im Sinne der mit dem Gegenstand assoziierten Problematiken. Methodologisch gewendet sollten wesentliche Charakteristika von ML, wie ich sie aus der Forschungsliteratur erarbeitet hatte, daher in vermittelter Form auch situativ auffindbar, d.h. als praktische Probleme relevant sein. Diese Verknüpfung setzt die Annahme voraus, dass ML in seinen abstrakten Eigenschaften als soziales Phänomen in die Situationen seines Einsatzes hineinwirkt. Deshalb schien mir deren Untersuchung diese besonders geeignet, um eine Spezifizierung sozialtheoretischer Bestimmungen von ML zu entwickeln, vor dem Hintergrund der Annahme eines Konnex zwischen Empirie und Theorie, der bestenfalls der wechselseitigen Erhellung beider Seiten dient.²¹ In diesem Sinne nehme ich an, dass meinen Beobachtungen im Zusammenhang mit ML-bezogenen Problemkalibrierungen Instruktives bezüglich eines adäquaten Verständnisses der sozialen Möglichkeitsbedingungen von ML entnommen werden kann. Daher soll

21 Angesichts des ebenso oben ausgeführten Umstandes, dass ML als zeitlich differenziert, räumlich distribuiert und zweckvariabel einsetzbar zu betrachten ist, müssen selbstverständlich Spezifika der konkreten empirischen Referenz in Rechnung gestellt werden, um einen Bezug auf abstrakte integrierte Beschreibungsebenen theoretisch plausibel zu machen. Von diesem methodologischen Kriterium ausgehend ließen sich gleichermaßen ggf. andere soziologische Charakterisierungen von ML problematisieren bzw. ihr Geltungsbereich relativieren.

nun explizit gefragt werden: Welche Hinweise können die beobachteten Problemkalibrierungen mit Blick auf die theoretische Bestimmung des Gegenstandes ML bieten?

(Un-)Bestimmte Probleme

Weil das Konzept der Problemkalibrierung darauf verweist, wie das (sich andernfalls androhende) Scheitern der Praxis situativ wiederholt abgewendet wird, tritt darin ML als eine fragile Praxis hervor, die für ihre Entfaltung nachgerade die Möglichkeit ihres Scheiterns zur Voraussetzung zu haben scheint. Dies lässt sich womöglich als eine den Praktiken inhärente »Riskiertheit« (vgl. Gehlen 1993)²² beschreiben – wenn auch auf schwache Situationen »heruntergekocht« und ohne das existenzielle Pathos der anthropologischen Perspektive auf das menschliche Dasein schlechthin. Es zeigte sich in den empirischen Fällen in dieser Hinsicht jedenfalls, dass es keine Rezepte für garantierte Erfolge gibt. Und jenseits meiner empirischen Fälle deuten Wortschöpfungen wie »Artificial Unintelligence« (Broussard 2018) oder »Artificial Stupidity« (Steyerl 2017, vgl. auch Mackinnon 2017) darauf hin, dass zu den unerwarteten Nebenfolgen des praktische Einsatzes von ML immer wieder auch solche gehören, die ungünstige Konsequenzen gegenüber den Einsatzzintentionen verheißten.

Es ist – »diesseits« meiner empirischen Fälle – jedoch zu berücksichtigen, dass diese explizit als solche ausgewiesen sind, in denen mittels experimenteller Vorgehen mit ML verbundene Potenziale exploriert werden. Wird ungeachtet dieser Spezifika in generalisierender Absicht *de facto* jede Anwendung von ML zu einem Experiment erklärt, ist der interpretative Rahmen hingegen womöglich überdehnt. Wie ich jedoch bereits oben argumentiert habe, ist es der ML eigene Charakter, der insbesondere dessen Einsatz in experimentellen Zusammenhängen vielversprechend erscheinen lässt. Einerseits wäre hier etwa der Aspekt zu nennen, dass der abstrakte Charakter der technischen Verfahren geradezu universelle Anwendungsmöglichkeiten verspricht. *Prinzipiell* kann jeder beliebige Datensatz algorithmisch modelliert werden, und *möglicherweise* offenbaren die anschließenden Datenanalysen hilfreiche Informationen über das in den Daten Repräsentierte. Man könnte sich gewissermaßen dazu eingeladen fühlen, »einfach mal zu schauen, was rauskommt«.

22 »Das Exponierte, sich selbst zu exponieren, aus der Riskiertheit bewußt das Risiko zu machen: das ist die oft versuchte und oft gelungene Chance« (Gehlen 1993 [1940], S. 64). Gehlen verwendet das Attribut »riskiert« allerdings allein bezogen auf das menschliche Dasein in der Welt. Sein Pendant für die Beschreibung für Kultur bzw. konkrete Institutionen lautet nüchterner »unwahrscheinlich« (Gehlen 2022 [1956], S. 120) – ein Wort, das auch für Niklas Luhmanns Beschreibungen der sozialen Wirklichkeit charakteristisch werden sollte.

Dies setzt zwar freilich bestimmte infrastrukturelle Begebenheiten voraus, doch ist in diesem Zusammenhang eine implizite normative Voraussetzung in ML für das Gegenstandsverständnis noch zentraler: Ganz grundlegend beruht jede ML-Anwendung auf der unbedingten Annahme, *dass* in den Daten *etwas* (Information) steckt, dessen Erschließung die praktischen Mühen rechtfertigt. Es muss daher der Planung und Einrichtung einer Anwendung ein *Glauben* an die Potenziale von ML, überraschende (und anderweitig nicht verfügbare) Beobachtungen bieten zu können, vorausgehen, damit die zu erwartenden Kosten gerechtfertigt erscheinen.²³ »From error to optimism« (Mackenzie 2015, S. 436) – so könnte wohl pointiert die (bis in die Fachliteratur) verbreitete Grundvorstellung betitelt werden. In dieser erscheint ›unsere‹ Beziehung zu ML als

a kind of romance, in which, after many trials and tribulations with unruly, messy, mixed or ›dirty‹ data, epistemic order and predictive power prevail over error and the unexpected. (ebd.)

Mithin scheint ML daher abstrakt betrachtet notwendigerweise mit der Suggestion einherzugehen, *dass* ›da‹ (in den Daten) ›etwas‹ (und nicht etwa nichts) ist, das sich zu entdecken bzw. verstehen lohnt oder anderweitig generativ genutzt werden kann.

Das ML zugeschriebene Potenzial verdankt sich den algorithmischen Modellen zugrundeliegenden Daten, die ihrerseits auf ihre Erhebungszusammenhänge und das durch sie Beschriebene verweisen. Diese genealogische Referenzkette ist von der inhaltlichen Bestimmungsstruktur der Daten zu unterscheiden. Sie hat auch und gerade dann Bestand, wenn nicht bereits vor einer ML-Anwendung gewusst werden kann, welche Informationen und welches Wissen sich in den Modelldaten verbirgt. ML hängt fundamental von der epistemischen Suggestion prinzipieller Bestimmbarkeit ab.

Es ist deshalb ebenso wichtig, begrifflich sauber zwischen Daten, Informationen und Wissen zu trennen. Daten können Informationswert haben und mithin als Repräsentationen von Ideen Wissen vermitteln.²⁴ Deshalb ist für ihre soziologische Betrachtung wichtig zu beachten, dass sie im Moment ihres kommunikativen Gebrauchs immer schon mehr als ›nur‹ Daten sind, etwa weil schon ihr Verstandenwerden in der Anschlusskommunikation wiederum »einen Unterschied macht« (Bateson 1983b, S. 353). In diesem Sinne ist realiter kaum zu unterscheiden zwischen

23 Dies gilt freilich realistisch betrachtet nur in beschränktem Maße, da genau genommen nur ein erstmaliger Anwendungsversuch einen solchen *leap of faith* voraussetzt. Hat sich eine Anwendung bereits bewährt, kann hingegen immerzu auf frühere Erfolge verwiesen werden, der Aspekt des Glaubens bezieht sich dann vielmehr auf die Wiederholbarkeit der Erfolge.

24 Im Sinne von Gregory Batesons Verständnis von Information als doppelte Differenz: »Ein Unterschied, der einen Unterschied macht, ist eine Idee. Er ist ein ›Bit‹, eine Informationseinheit.« (Bateson 1983b, S. 353).

Daten und den Informationen, die sie bereitstellen. Doch meine ich, dass die Differenz in analytischer Hinsicht instruktiv sein kann, denn man könnte argumentieren, dass algorithmische Datenverarbeitungstechnik im Unterschied zu Kommunikation oder Wahrnehmung tatsächlich Daten als reine ›einfache‹ Unterschiede prozessiert. Im Unterschied zu Sinnsystemen stellt algorithmische Datensatzmodellierung und anschließende -analyse letztlich operativ nichts anderes dar als Unterschiedsverarbeitung (›1/0‹).²⁵ Damit geht einer, dass sich das *Lernen* in ML indifferent gegenüber den gelernten Inhalten i.S.v. sinnhaften Bedeutungszusammenhängen vollzieht.²⁶ Anders gesagt: sinnhafte Kommunikation (Text, Bild) wird nicht ›als solche‹, sondern anhand der statistischen Eigenschaften der sie repräsentierenden Syntax verarbeitet – Stochastik statt Semantik. Es ist gerade diese stets interpretativ zu füllende Lücke, die für das anhaltende Interesse an ML konstitutiv ist. Zumal diese sich praktisch als solche gar nicht zeigen muss. Abhängig vom Design des Interface ist die stochastische Ebene als »Subface« (Nake 2008) der Maschine dauerhaft derart maskiert, dass allerlei Projektionen über die Mechanismen hinter Modelloutputs (›Denken‹²⁷) plausibel zu wirken beginnen können.

»Noch nie war mehr Mittelbarkeit im scheinbar Unmittelbaren«, schreibt Dirk Baecker bereits über die »Lücke, die der Rechner lässt« (2018, S. 18f.). Schon Digitalisierung also – eine Vorbedingung von ML – erzeuge einen »Raum der auseinandergezogenen Information« (19), weil in computervermittelter Kommunikation unklar

25 Armin Nassehi schließt aus dieser Beobachtung von Bits als reinen Unterschieden auf Ähnlichkeiten zwischen Code und Programm einerseits in Digitaltechnik und andererseits in Sozialsystemen. Diese Parallelisierung dient ihm dann schließlich als argumentative Grundlage für die Suggestion, dass algorithmisches Funktionsfinden (hier bisher als »function finding« [vgl. Mackenzie 2017, S. 79] diskutiert) »Perspektivenabgleich« bedeute. Das Gegenteil ist der Fall, da ein solcher Abgleich kognitive Reflexionskapazitäten voraussetzt, über die ein algorithmisches Modell operativ nicht verfügt, wenngleich es solche womöglich auf Basis stochastischer Rekombination simulieren kann. Dies allerdings sollte wiederum keinesfalls mit Abduktion identifiziert werden, und gleichermaßen müssen algorithmische Modelle nichts »verstehen« können (vgl. Nassehi 2019, S. 152, 230 u. 234ff.).

26 Was interessanterweise heißt, dass die ›reine‹ rechnerische Verarbeitung statistischer *Differenzen* (als logisches Instrument) gleichsam *indifferent* gegenüber dem Sinn des Verarbeiten ist. Dies wiederum impliziert allerdings keine semantische Neutralität des Modells, da Sinn (etwa i.S.v. ›bias‹) auch in demnach übersetzter Form kodiert in den Datensatz eingeschrieben sein kann. Dies wäre spätestens in der ›Rückübersetzung‹ in das Medium Sinn im Output bemerkbar – und aufgrund der opaken Eigenschaften des Modells nicht selten nur auf dieser Ebene. Normative Indifferenz gegenüber dem modellierten Phänomen kann daher nicht dem Modell als Ganzen, sondern im Grunde allein dem algorithmischen Verfahren seiner Genese zugeschrieben werden.

27 Entsprechend riskiert in letzter Konsequenz jeder Versuch, von Outputs direkt auf die für deren Produktion verantwortliche Instanz zu schließen, einen Kategorienfehler zu begehen. In drastischer Formulierung verdeutlicht: »Deciding whether machines think is like deciding whether slaves think« (Rorty 1962, S. 118).

bleibe, wer schreibt und liest. Information erweist sich dann als eigensinnig (20) und Computer – »unsichtbare Maschinen« – entpuppen sich als Quellen unerwarteter Information. Die Rätselhaftigkeit der symbolischen Verweisungsstruktur mag deshalb eher an das Unergründliche von Religion (»göttliche Absichten«, S. 20) und die »dem Verständnis verschlossene Tiefe« der Kunst (ebd.) erinnern als an Instanzen perfekten technologischen Operierens. Die Krux besteht allerdings eben darin, dass solche Instanzen als Manifestationen digitaltechnischer bzw. »algorithmischer Rationalität« (Mersch 2019) in keinem Vakuum, sondern eingebettet in eine gesellschaftliche Wirklichkeit auftreten. ML ist wie jede Digitaltechnik gewissermaßen immer schon vom Sozialen »infiziert«.

Nichts Neues?

Fallübergreifend betrachtet erweist sich das an den obigen Beobachtungen herausgearbeitete Konzept der Problemkalibrierung als analytischer Schlüssel. Wenn angesichts der zentralen Fallstricke im praktischen Umgang mit ML – Intransparenz der Operationen, Befremdlichkeit der Outputs, Unmöglichkeit von deren exakter genetischer Rekonstruktion – also gerade epistemische Aspekte von ML das wesentliche Hintergrundproblem darstellen, müsste ein adäquater Umgang mit ML eine konsistente Antwort darauf bieten, die produktive Praxis erlaubt. Eine solche Antwort müsste eine konsistente, personenunabhängige und flexible Handhabung des »Problemherds« ML zur Verfügung stellen. Auf Basis meiner Beobachtungen drängt sich die Suggestion auf, dass die beschriebenen Formen von *Problemkalibrierung* als Aspekte einer solchen Handhabung nicht nur dienlich sind, sondern diese gerade erst ermöglichen. Sie leisten auf verschiedene Weise eine Einhegung der ML eigenen Problematiken, die dessen funktionale praktische Integration erlaubt. Obschon die beschriebenen Fälle von Experimentation mit ML von epistemischer Unsicherheit geprägt sind und sich nur selbst stabilisieren können, ohne dass es Erfolgsgarantien gäbe, kommen sie doch gleichermaßen nicht ins Schlingern. Die Beteiligten stolpern nicht etwa rücklings in die Probleme hinein, sondern verfügen über ein Vorwissen zur Bandbreite erwartbarer Hindernisse und entsprechender Lösungen. In diesem Sinne scheinen mir die beschriebenen Problemkalibrierungsstrategien eine instruktive Antwort auf die Frage nach den Möglichkeitsbedingungen eines produktiven praktischen Umgangs mit ML zu bieten. Produktivität scheint bezogen auf ML vor allem eine hinreichende praktische Vertrautheit mit dem Gegenstand vorauszusetzen. Es geht dabei maßgeblich um implizites Wissen (bzw. »tacit knowledge«, vgl. Ryle 2002 [1949]) der Praxis, das es erlaubt, adäquate Reaktionen auf situierte ML-bezogene Problemlagen zu finden – und diese zunächst erst einmal treffend zu bestimmen. Diese Beobachtung könnte aus zweierlei Gründen trivial wirken.

Zum einen wäre der durchaus plausible Einwand zu erwarten, dass dies doch nichts Neues sei und diese vermeintliche ›Entdeckung‹ im Grunde nur eine weitere Iteration einer Quintessenz geistes- und sozialwissenschaftlicher Technikforschung darstelle. So wisse man doch etwa spätestens seit Latours einschlägigen Studien (Latour 1987, Latour/Woolgar 1979) vor über 40 Jahren, dass naturwissenschaftliche Laborforschung keinesfalls als (in idealisierter Form) reines Erleben in perfekter logischer Konsistenz auf werturteils- und interessenfreie Beobachtungen und rational-objektive technische (Erkenntnis-)Instrumente zurückgreift, sondern das Labor stattdessen als »Ort der ›Verdichtung‹ von Gesellschaft« (Knorr-Cetina 1988b) verstanden werden muss, wo wissenschaftliche Erkenntnis *aktiv erzeugt* wird. Die grundlegende »epistemische Relevanz sozialer Variablen« (ebd., S. 87) erklärt sich aus dem Umstand, dass wissenschaftliche Erkenntnis eben nicht vom Himmel fällt, sondern mittels sozialer Praktiken hergestellt wird. Gleiches gilt für Technik, sowohl mit Blick auf ihre Herstellung – beschrieben etwa als Transformation epistemischer in technische Objekte (Rheinberger 1997) – als auch ihre kontingenten Nutzungsweisen (vgl. Bijker/Law 1992). Auch die Nutzung von Computertechnik und KI/ML als »mechanisierter Logik« (Vater 2021) ist folglich vom Einfluss »sozialer Variablen« nicht gefeit, erscheint sie doch selbst soziologisch vor allem als praktischer Kooperationsversuch.²⁸ Und dass sich die praktische Kontrolle moderner Technik nicht als Kontrolle aller darin maßgeblich wirksamen Kausalzusammenhänge vollzieht, war schon Gegenstand der Debatten um die ›Hochtechnologien‹ der 1980er Jahre (vgl. Esposito 2021, S. 379).²⁹

Diane E. Forsythe (1993) hat in ihrer ethnografischen KI-Forschung zu Expertensystemen – damals als Hochtechnologie verhandelt (vgl. Rammert [Hg.] 1995) – bereits in den 1980er Jahren demonstriert, was die Beobachtung eines solchen Aufwands über computervermittelte Automatenkonstruktion als epistemische Praxis verrät. Die praktische Herstellung eines interaktiven Expertensystem offenbart, wie vielschichtig und fragil Wissen im Zuge der Automatisierungsversuch seiner Erzeugung und Vermittlung erscheint (vgl. ebd., S. 466f.) – und ebenso, wie unbedarft die beteiligten »knowledge engineers« mit den daraus folgenden ingenieurstechnischen Herausforderungen umgehen.³⁰ Praktisch werden kontroverse Aspekte des Gegenstandes letztlich mitunter schlichtweg invisibilisiert, d.h. praktisch aus dem

28 Dies gilt gleichermaßen für Anwendungen von vollautomatischen, als autonom imaginierten oder »unüberwachten« ML-Verfahren, die bekanntlich genauso wenig vom Himmel fallen wie wissenschaftliche Erkenntnis.

29 Kernfrage sei demgegenüber gewesen: »How can one control technology without claiming to control causes?« (ebd.).

30 »Believing that automation will ›get around‹ the inexact and uncontrollable nature of [...] interaction, they seek to automate it« (Forsythe 1993, S. 445).

Produkt entfernt (»deleted«). Ebenso bereits über 20 Jahre alt ist die Popularisierung des Begriffs »Qualculation«, den Michel Callon und John Law (2005) von Franck Cochoy übernahmen (vgl. ebd., S. 117), um mit Blick auf die Möglichkeitsbedingungen sozialen Handelns (*agency*) die wechselseitige Bedingtheit von Kalkulation und normativer Urteilsfindung (*judgment*) zu betonen. In Dialogform erörtern sie, dass die Herstellung von »Verrechenbarkeit« – wie sie für ML als wesentlich zu gelten hat – sich weniger an rationaler Begründbarkeit, sondern daran orientiert, was als »qualkulierbar« verfügbar gemacht werden kann (vgl. ebd., S. 730) – und vor allem praktischen Aufwand bedeute.

All diese Forschung könnte hier mobilisiert werden, um meine empirischen Beobachtungen derart zu deuten, dass sich die vorgebrachten Argumente in eine stimmige historische Linie bringen lassen, in der ML dann mehr oder minder als Technik »wie jede andere« erschiene, womit zugleich auch ein mehr oder minder klar umrissenes Raster sozialtheoretischer Reflexionsoptionen gegeben wäre. Entgegen dieser hypothetischen Ausrichtung der Diskussion meiner empirischen Ergebnisse besteht das zentrale Anliegen dieser Studie jedoch gerade darin, den Spezifika von ML als Gegenstand soziologischer Betrachtung auf die Spur zu kommen. Deshalb werden mir die eben vorgebrachten Punkte vor allem der Kontrastierung und Abgrenzung meiner nun unmittelbar anschließenden Überlegungen zu Bestimmtheit und Kontrolle dienen. Um diese Begriffe nämlich kreist ein zweiter Aspekt, der meine Ergebnisse als trivial entlarven könnte. Dieses Risiko möchte ich hier jedoch eingehen, weil ich glaube, dass sich bei näherer Betrachtung subtile wie folgenreiche Anschlussüberlegungen daraus entwickeln lassen.

Der zweite von mir antizipierte Einwand würde wohl in dem Hinweis darauf bestehen, dass Probleme des praktischen Umgangs mit technischer Unbestimmtheit doch keinesfalls allein für Situationen unter Beteiligung von ML zu gelten haben. Deswegen könne in der Konsequenz auch das Konzept der situativen Problemkalibrierung nicht exklusiv für ML reklamiert werden, schließlich können sich vielerlei technische Formen als undurchschaubar und unverständlich erweisen und vieles von dem, was ich als Aspekte schwacher Situationalität rubriziert habe, können einigermaßen umstandslos auf den Umgang mit einer Vielzahl anderer Formen digitaler Technik übertragen werden.

Alternativ könnte man mir wohl vorhalten, mit der Betonung des Stellenwerts von Unbestimmtheit und deren Transformation – einerseits als automatisierter technischer Rechenvorgang und andererseits als praktischer Umgang mit einer Situation – für die soziologische Analyse (inkl. sozialtheoretischer Reflexion) gewissermaßen einen Strohhalm aufzubauen. Schließlich müsste ich doch dann zunächst erst einmal zeigen können, weshalb ML nicht nur theoretisch, sondern auch empirisch-praktisch in besonderem Maße mit Unbestimmtheit zu tun. Andernfalls wäre wohl auch denkbar, *ex negativo* zu zeigen, dass andere Technikformen auch für signifikant andere praktische Problemlagen sorgen; zumal solche, die ei-

nen engen Zusammenhang zu Unbestimmtheit aufweisen. Bereits im zweiten Kapitel hatte ich jedoch dargelegt, dass Unbestimmtheit ein die Forschungsliteratur durchziehendes Thema ist – nicht selten jedoch markiert durch bestimmte Formen, die Alternativen zu suggerieren scheinen: ML-Attribute wie *alien* (Parisi 2019), *opaque* (Burrell 2016) oder *invisible* (Amoore 2020) leisten streng genommen immer schon eine Bestimmung, wie defensiv und vage sie auch definiert seien; und können als Beschreibung doch auf den gleichen Sachverhalt zielen. Wiewohl in ML abstrakt betrachtet Unbestimmtheit (in Form von Datensätzen) nicht nur Anlass des technischen Unterfangens ist³¹, sondern zugleich in diesem in gewisser Hinsicht auch als Quelle von Informativität fungieren soll – man wünscht sich eine produktive Transformation von Unbestimmtem (vgl. Mackenzie 2015) –, sind algorithmische Modelle in Form ihrer Outputs immer nur in bestimmter Form beobachtbar. Wie ausgeführt besteht die wesentliche Leistung eines modellbasierten ML-Verfahrens darin, analytische Beobachtungen eines Datensatzes herzustellen – oder anhand von dessen Analyse selbst sog. generative Outputs zu produzieren. Ob analytischer oder generativer Natur – die Outputs sind als prinzipiell kontingent und gleichwohl allerdings zweifelsfrei als bestimmt anzusehen. Abhängig vom Zeitpunkt innerhalb der verschiedenen Phasen von ML – Datensammlung (Kurationierung und/oder Erhebung), Modellgenese (Training), Modellanwendung – stellen sich unterschiedliche praktische Anforderungen an die verschiedenen zur Realisierung von ML als situativer Kooperation. In all diesen Beiträgen der verschiedenen Phasen spielt indes Unbestimmtheit eine tragende Rolle als Problembezug der Praxis.

Probleme und Unbestimmtheit in maschinellern Lernen

Dieser kontinuierliche Problembezug – so meine These – gilt für ML in einer Weise, die nicht mit anderen Formen von Computertechnik vergleichbar ist. Dies liegt daran, dass ML nachgerade auf die rechentechnische Transformation von Unbestimmtheit hin ausgelegt ist und besonders da erfolgreich zum Einsatz kommen kann, wo Unbestimmtheit den Einsatz anderer computertechnischer Verfahren wenig aussichtsreich macht. Dass ML³² mutmaßlich jedem noch so umfangreichen und komplex strukturierten Datensatz *irgendetwas* (Nützliches, Überraschendes, Wertvolles) entnehmen könne, ist notwendige Annahme hinter jeder Anwendung. ML beruht daher schlechthin auf der prinzipiellen Suggestion technischer Bestimmbarkeit sozialer Wirklichkeit (vgl. Mackenzie 2015, S. 436ff.) im Sinne eines gesetz-

31 Die Analyse eines hinsichtlich seiner Eigenschaften bereits vollständig bestimmten (i.S.v. bekannter) Datensatzes verspricht schließlich kaum neue Einsichten.

32 Jedenfalls diejenigen Verfahren, die mit *big data* operieren, die sich für andere datenanalytische (Nicht-ML-)Verfahren sich als *too big* erweisen.

ten Zweckes.³³ Die Bienenforschung im Lab hat anzunehmen, dass sich mittels des ML-basierten Trackingverfahrens instruktive Beobachtungsdaten und mithin innovative Forschungsperspektiven ergeben. Ebenso hat die künstlerische Praxis Fabian Hampels darauf zu setzen, dass *StyleGAN* dem künstlerischen Anliegen geeignete Bilder ausgibt. Wird eine dieser Grundannahmen zweifelhaft, wäre fraglos die für die experimentellen Praktiken unabdingbare schwache Situationalität dahin und stattdessen stünde wohl tatsächlich das gesamte Vorhaben auf dem Spiel. Es wären damit die Möglichkeitsbedingungen explorativer Vorgehensweisen dahin und zu recht könnte dann von einem »kritischen Moment« (Boltanski/Thévenot 2011, S. 43) die Rede sein bzw. »klassischer« starker Situationalität im Sinne Deweys im Sinne eines »hitch« (Dewey 1983 [1922], S. 125), d.h. eines den gewöhnlichen, routinierten Praxisvollzug unterbrechenden Zwischenfalls.

Als Kehrseite dieser Möglichkeit technischer Unbestimmtheitstransformation erweist sich die Problematik beschränkter Kontrollmöglichkeiten. ML radikalisiert gewissermaßen die für wissenschaftliche wie künstlerische »Experimentation« ohnehin maßgebliche epistemische Unsicherheit. Diese kann als wesentlicher Aspekt ML-spezifischer Situationalität verstanden werden und geht so weit, dass mitunter nicht nur fraglich bleibt, woran genau es liegt, dass etwas nicht wie vorgesehen funktioniert, sondern sogar unklar ist, ob das vorliegende Problem tatsächlich darin besteht, dass etwas nicht geklappt hat. Im Lab wird beträchtlicher Aufwand darauf verwendet, erst einmal festzustellen, ob die maschinell erhobenen Daten aussagekräftig sind. Scheint dies nicht der Fall zu sein, ist zunächst zu klären, ob dies Resultat eines (Forscher:innen zuzuschreibenden) Missverständnisses ist, die Bienen sich nicht den Anforderungen des Experiments gebeugt haben oder aber tatsächlich ein technischer Fehler in der automatischen Bienenerkennung (und mithin also: ML) für die missliche Lage verantwortlich zu machen ist.

Es deutet dies auf eine ML-spezifische Situationsdisposition hin, die davon gekennzeichnet ist, dass die an der entsprechenden Praxis Beteiligten im Falle von Hindernissen beträchtlichen Aufwand in die Identifikation des situationsbestimmenden Problems investieren müssen. Dass sich dieser Umstand mit Blick auf die empirischen Ergebnisse fallübergreifend als wiederkehrendes analytisches Motiv zeigt, suggeriert eine gewisse Generalisierbarkeit des Befunds. Dieser besteht genauer darin, dass eine Reihe von Problemen im Umgang mit ML geradezu Alltagscharakter zu haben scheinen: Sie kommen regelmäßig vor, können aber ebenso regelmäßig gelöst werden. Die beobachteten ML-Praktiken erweisen sich daher als

33 Auch wenn es selbst in den als »foundational models« bezeichneten LLM faktisch nie um eine Modellierung von Realität als Totalität geht, weil kein Modell *alle* Wirklichkeitsdaten verarbeiten kann – zu diesen müssten schließlich logisch betrachtet ja auch die (gegenwärtig) eigens produzierten zählen. Zudem hätte dies gleichwohl die Zugänglichkeit *aller* Daten zur (unmöglich erfüllbaren) Voraussetzung.

gewissermaßen kontinuierlich problembehaftet. Zugleich sind sie auf das Auftreten von Problemen vorbereitet, ob in Form unmittelbarer (situativer) Antizipation (›Wird bestimmt nicht sofort klappen...‹), mittelfristiger Planung (›Testphase‹) oder langfristiger Infrastrukturierung (Verbesserung des Setups und Anpassung von Anordnung und Abläufen). Ob Unsicherheit bezüglich der Erklärung von Kausalmechanismen in der Experimentalanordnung, Ungewissheit in der Beurteilung von Ergebnissen oder Befremden angesichts unerwarteter Überraschungen – ML als situierte Praxis hält die Beteiligten konstant auf Trab.

Dies geschieht auf eine Weise, die es im Sinne umfassenden Verständnisses lohnenswert erscheinen lässt, erneut Jenna Burells differenzierende Darstellung verschiedener Quellen der für ML charakteristischen Opazität heranzuziehen (vgl. Burrell 2016). Wie oben bereits ausgeführt, führt Burrell neben der bewussten Herstellung von undurchsichtiger Technik (durch Unternehmen oder Staaten) und mangelndem technischem Wissen (›technical illiteracy‹) auch die konstitutive Opazität algorithmischer Modellierung als potenzielle Ursache für Eindrücke von Intransparenz in der Nutzung von ML an.³⁴ Die beiden erstgenannten Probleme sind allerdings keineswegs auf ML beschränkt und gelten fraglos für eine Vielzahl digitaltechnischer Formen. Allein der dritte Grund für ML-Opazität ließe daher plausibel erscheinen, aus der Beobachtung von praktischen Problemen im Umgang mit ML Rückschlüsse auf ML als soziales Phänomen zu ziehen. Mit meiner Fallauswahl habe ich das Anliegen verfolgt, empirischen Situationen auf die Spur zu kommen, in denen sich ML in diesem Sinne möglichst ›sauber‹ beobachten lässt. Und gerade aus diese Grund habe ich Fälle in Kunst und Wissenschaft zur empirischen Untersuchung ausgewählt und nicht etwa Startup-Unternehmen oder Alltagspraktiken von ›Laiennutzer:innen‹. Hier, so meine methodologisch motivierte Vermutung, würden weniger wahrscheinlich ›Geschäftsgeheimnisse‹ und andere schwer identifizierbare (und erst recht transparente) organisationale Verschleierungsverhältnisse oder aber ›naiver‹ Umgang mit der Technik als situative Problemquellen virulent werden und meine Analyse erschweren.

Diese Vermutung schien sich größtenteils zu bewahrheiten. Allenfalls in *F1-Bäume* erlebte ich Momente, die mir fraglich erscheinen ließen, ob der Künstler tatsächlich in gleichem Maße wie etwa die ausgebildeten Informatiker:innen in *F2-Bienen* »algorithmic literacy« für sich reklamieren kann. Zwar kann ich freilich methodologisch nicht ausschließen, dass ein ausgeprägteres technisches ›Knowhow‹ seitens des Künstler zu anderen Situationsverläufen geführt hätte, doch habe ich in meinen Analysen mein Augenmerk gerade explizit auf jene Zusammenhänge zu legen

34 Die Opazität der Rechenoperationen ist eng mit der ›Tiefe‹ von Deep Learning-Architekturen, d.h. der Anzahl von Schichten miteinander verknüpfter Neuronen verknüpft. Ob als Opazität, Unsichtbarkeit oder Intransparenz beschrieben: Der Kern des Arguments zielt auf den Black Box-Charakter des algorithmischen Modells als Maschine ab, vgl. Sudmann 2018a,b.

versucht, die mir davon unberührt schienen. Zudem kann vermutlich davon ausgegangen werden, dass die Entscheidung für die Beobachtung des spezifischen Falls künstlerischer Praxis eine ist, die auch hinsichtlich der Generalisierbarkeit der Befunde nachvollziehbar erscheint. Von den wenigsten bildenden Künstler:innen, die sich im Laufe der letzten Jahre dazu entschieden haben, mit (alternativ: über/zu³⁵) KI/ML zu arbeiten, kann wohl gesagt werden, dass ihre technischen Kenntnisse von ML-Verfahren auf dem gleichen Niveau wie ihre künstlerischen Fähigkeiten liegen. Unabhängig davon scheint mir ein Hinweis Fabian Hampels bezüglich der ›Herkunft‹ von ML doch bedenkenswert. In seinem Text über die entstehende Arbeit, den er aus Anlass einer Bewerbung um ein Arbeitsstipendium verfasst hatte, findet sich eine doppelte identifikatorische Zuschreibung, die ich durchaus überraschend fand. Es ist dort konkret im Kontext einer (oben bereits referierten) Beschreibung unserer Zusammenarbeit die Rede davon, dass sowohl ML wie auch ich als beobachtender Forscher der Wissenschaft angehören, und demzufolge seine Nähe zu mir³⁶ ihm gleichzeitig eine größere Nähe zum Gegenstand ML verschaffen würde:

Es entstehen Momente der Dualität, ich produziere Material, Richard Groß wertet jenes, wie auch den Entstehungsprozess wissenschaftlich aus, ich künstlerisch. Diese wissenschaftliche Perspektive und Richard Groß' Anbindung an das Schaufler Lab der TU Dresden ist für meine künstlerische Arbeit insofern erträglich, als dass sie gleichzeitig der Ursprungsort der *tools*, mit welchen gearbeitet wird, ist. Denn bildgenerierende neuronale Netze werden größtenteils noch in einem akademischen, forschenden Kontext entwickelt und verwendet. (Projektbeschreibung »Quality of Blur«)

Diese Unterscheidung mag großzügig darüber hinwegsehen, dass meine Arbeit (und die des Schaufler Lab im weiteren Sinne) nicht eigentlich Ursprung der »*tools*« ist, sondern diese – ähnlich wie er, aber ›mit anderen Mitteln‹ – ebenso erforschen (»auswerten«) will. Gleichwohl wäre die Aussage unter Anpassung der institutionellen Referenz auf »TU Dresden« – Volluniversität inkl. ingenieurwissenschaftlichem Bereich – wiederum korrekt. Da dieser die Fakultät Informatik, die Fakultät Elektrotechnik und Informationstechnik sowie die Fakultät Maschinenwesen vereint, wäre sie durchaus sachlich zutreffend als »Ursprungsort der *tools*« bezeichnet, an dem »bildgenerierende neuronale Netze [...] entwickelt und verwendet« werden – wenn auch selbstverständlich nur als einer unter vielen.

35 Vgl. für eine kunstwissenschaftliche Differenzierung zur Analyse des Gegenstandsbezugs von ›KI-Kunst‹ Klippahhn-Karge 2023 & 2026. Klippahhn-Karge unterscheidet künstlerische Werke, an deren Herstellung KI als Technik beteiligt ist (etwa Bildgenerierungsverfahren wie *StyleGAN*) von solchen, die sich KI zum thematische Anlass machen (etwa als Narrativ) und wiederum solchen, die eine kritische Auseinandersetzung mit KI leisten.

36 Bzw. dem Schaufler Lab@TU Dresden als Institution, mit dem ich affiliert war.

Ich finde diesen Umstand vor allem deshalb bemerkenswert, weil er Instrukti-
ves über die Positionierung des Künstlers gegenüber ML als gesellschaftlichem Phä-
nomen mitsamt der oben beschriebenen diskursiven Dynamiken und entsprechen-
dem ›semantischen Ballast‹ verrät. Es zeigt sich hier, dass Fabian Hampel eine (ver-
mutlich gezielt) distanzierte Perspektive zu »KI« einnimmt. Er ist seiner Darstel-
lung zufolge nicht selbst für KI im Allgemeinen, sondern nur für seine Arbeit ver-
antwortlich. Zumal er im Sinne von *face-work* (vgl. Goffman 1955) wohl darum be-
müht ist, mit seinem Schaffen öffentlich als seriöser Künstler und gerade etwa nicht
als ›tech bro‹ wahrgenommen zu werden. Wesentliches Kennzeichen dieser Sozi-
alfigur wäre der kritischen Distanznahme eines engagierten und intellektuell sa-
tisfaktionsfähigen Künstlers gegenüber wohl gerade eine naiv-affirmative und da-
bei zugleich von großem Selbstvertrauen geprägte Einstellung gegenüber ML (und
insbesondere der Zukunft von KI im weiteren Sinne).³⁷ Diese ambivalente Haltung
bezüglich ML ist charakteristisch für *F1-Bäume* und bezieht sich vor allem auf des-
sen gesellschaftlichen Charakter und insbesondere ideologische Implikationen, die
ein Verhältnis eindeutiger affirmativer Identifikation mit dem Phänomen wenig na-
heliegend scheinen lassen.³⁸ Demgegenüber gaben mir in *F2-Bienen* die Beteiligten
des Lab in Interviews wie im Arbeitsalltag zwar wiederholt zu erkennen, dass ihnen
die entsprechenden Diskurse um das ambivalente, wenn nicht mitunter patholo-
gische Wesen von KI/ML durchaus bekannt sind, aber ihnen nicht über die Maßen
relevant erscheinen – weder im Kontext ihrer eigenen Arbeit (›Wir arbeiten ja mit
Bienen, nicht mit Menschen‹) noch darüber hinaus. Mit Blick auf populäre KI-Di-
skurse wurde mir allenfalls zu verstehen gegeben, dass die mutmaßlich polarisierte
Diskurslandschaft und vor allem die extreme Spekulationen (Utopie/Dystopie) sich
eher als Ärgernis darstellen. Das eigene Verhältnis zum Gegenstand wurde entspre-
chend grundsätzlich eher nüchtern beschrieben und jedenfalls nicht als ein solches,
das unmittelbare ethisch oder politisch motivierte Positionierung erfordere.

Beide Fälle vereint in dieser Hinsicht, dass die Beteiligten gerade nicht von so
etwas wie leidenschaftlicher Hingabe o.ä. gegenüber ML geprägt sind und einer sol-
chen Haltung, wenn auch aus verschiedenen Gründen, skeptisch gegenüberstehen.
Der Künstler Fabian Hampel, aber auch der Lab-PI Tom – etwa bei seinem Festival-
auftritt – üben sich eher in Abgeklärtheit. Es kann dies in beiden Fällen auch als Po-
sitionierungsmanöver verstanden werden. Die Protagonisten scheinen sich denje-
nigen zugehörig zu sehen, die nicht ›auf den Hype reinfallen‹. Diese betont nüchter-

37 Vgl. Cambridge Dictionary 2024. Dass gegenstandsbezogene normative Positionierungen
zwischen Apokalypse und Integration (vgl. Eco 1984) gleichwohl einer gewissen Dynamik er-
liegt, die gar zu einer partiellen normativen ›Umpolung‹ führen kann, habe ich am Beispiel
der ›AI doomers‹ in Kap. 2 ausgeführt.

38 Ein Umstand, der gleichermaßen typisch für eine Vielzahl von Ausstellungen zum Thema KI
in den letzten Jahren in renommierten Kunstinstitutionen ist.

ne Haltung korrespondiert mit den beschriebenen pragmatischen Formen der ›Domestikation‹ eines verhältnismäßig jungen Technikphänomens, das – wie ich theoretisch ausgeführt und empirisch gezeigt habe – vor allem durch eine Schwerverständlichkeit geprägt ist, die nicht selten zu Missverständnissen und anderen praktischen Problemen führen kann. Dies kann in analytischer Perspektive zumindest als partielle Erklärung des Umstands gelten, dass ML häufig als problematisch beschrieben wird, gleichviel worin das Problem im konkreten Fall besteht und worauf es zurückgeführt wird.

Da nicht nur jedes theoretische, sondern jedes praxisbezogene Problem auf Unbestimmtheit im Verhältnis von Wissen und Nichtwissen verweist³⁹, lassen sich hinsichtlich ML für die beschriebenen Probleme der Praxis korrespondierende Dimensionen von Unbestimmtheit unterscheiden. *Praktisch* lassen sich für ML drei solche Dimensionen ausmachen:

1. die *rechnerische* Unbestimmtheit algorithmischer Modellierungen⁴⁰
2. die *epistemologische* Unbestimmtheit des Realitätsbezugs der Modellierungen sowie schließlich
3. die *situative* Unbestimmtheit des praktischen Umgangs mit den Outputs eines ML-Modells.

Schematisch formuliert hat meine empirische Untersuchung in erster Linie letztere Dimension untersucht, wohingegen die ersten beiden maßgeblicher Gegenstand theoretischer Vorüberlegungen waren. In der Analyse der empirischen Ergebnisse wurde allerdings die enge Verschränkung der Dimensionen offensichtlich: Die rechnerische Unbestimmtheit von ML-Outputs sowie deren unbestimmter epistemischer Status sind fraglos als Faktoren dessen anzusehen, was sich empirisch als situative Unbestimmtheit von ML-Praktiken zeigt. In diesem Sinne verwies die situative Unbestimmtheit der beobachteten Praktiken ihrerseits auf diese beiden Dimensionen. Jede praktische Bestimmung einer ML-Situation bedeutete dementsprechend implizit zugleich auch immer, dass – wie provisorisch oder punktuell auch immer – eine rechnerische und epistemologische Bestimmung erreicht wurde. Diese Bestimmungen standen (aus offensichtlichen methodologischen Gründen) dabei der unmittelbaren empirischen Beobachtung nur indirekt zur Verfügung. Mir als soziologischem Beobachter zeigen sich weder technische

39 Im Sinne von Luhmanns Problemverständnis: »Probleme sind ungeklärte Beziehungen zwischen Wissen und Nichtwissen, und sie lassen sich, wenn überhaupt, nur durch Veränderung in dieser Relation lösen.« (Luhmann 1984, S. 489)

40 Vgl. hierzu über die Ausführungen in Kap. 3 hinaus Auseinandersetzungen mit rechentechnischer Unbestimmtheit im Feld der *philosophy of computation*: Parisi 2018 sowie Fazi 2018, 2021.

Rechenoperationen (deren Erfassung im Falle von ML aus den genannten Gründen ohnehin kaum Instruktives versprächen), noch steht mir die Möglichkeit zur Verfügung, jeden Datenpunkt oder aber die konkrete Operationslogik eines algorithmischen Modells auf die diesem zugeschriebene Bedeutung hin zu überprüfen.⁴¹ Stattdessen eröffnen sich diese analytischen Dimensionen meiner Beobachtungen reflexiv, ausgehend von den empirischen Beobachtungen kontingenter ML-Situationen. So verweist ML-spezifische *virtuelle doppelte Kontingenz* (Esposito 2017, 2022) reflexiv auf die Unbestimmtheit sozialer Wirklichkeit, die ihrerseits aber eben nur reflexiv aus der Beobachtung von Kontingenz erschlossen werden kann.⁴²

Zwischenfazit

Diese umfangreiche Ergebnisdarstellung zusammenfassend sollen nun im Übergang zum folgenden Schlusskapitel, das der sozialtheoretischen Reflexion der empirischen Ergebnisse gewidmet ist, die wichtigsten Resultate rekapituliert werden.

Die beiden hier untersuchten Fälle zeichneten sich durch eine Reihe von Ähnlichkeiten aus: sie zeugten von Praktiken, die mit geringem Budget (»DIY«) und gleichermaßen geringem Risiko Experimente mit ML durchführen. ML fand auf unterschiedliche Weise Einsatz Kontext von Praktiken, die auf je eigene Art explorative Anliegen verfolgten. In *F1-Bäume* fand ein generatives ML-Verfahren (in konkreter Gestalt von StyleGAN) im Rahmen einer künstlerischen Werkentwicklung Anwendung. In *F2-Bienen* diente ein aus mehreren algorithmischen Verfahren bestehendes Trackingsystem der automatisierten Beobachtung (samt Dokumentation) von Honigbienen im Rahmen einer wissenschaftlichen Experimentalanordnung.

Wenngleich diese analytische Anwendung von ML in *F2* schematisch betrachtet angesichts der Differenz zur generativen Funktion von ML in *F1* nicht zuletzt die fundamentalen Differenzen zwischen Wissenschaft (Analyse, Rekonstruktion, Wahrnehmung) und Kunst (Kreation/Konstruktion, Erfindung, Handeln) zu

41 Dass algorithmische Modellierungen sich etwa als »Trial-and-Error-basierte Datengewinnung durch schnelle, unbewußte und nicht-hierarchische Befehle von Entscheidungsprozessen« (vgl. Parisi 2018, S. 99) beschreiben lassen, ergibt sich keinesfalls aus empirischer Situationsanalyse, auch wenn sich in einer solchen Formulierung interessanterweise eine gewisse Ähnlichkeit zu meinen Beschreibungen der beobachteten Situationen zeigt (die gleichermaßen, wenn auch auf gänzlich andere Weise, »Auseinandersetzungen« mit Unbestimmtheit darstellen).

42 »Als Reflexionsproblem ist virtuelle doppelte Kontingenz deshalb zugleich ein Bestimmungsproblem«, argumentiert Andreas Höntsch (2021), wobei er diese von »einfacher virtueller Kontingenz« unterscheidet, die in jeder Computernutzung auftritt, weil Nutzer:innen darin *ihrer eigenen* Kontingenz derart begegnen, dass sie diese als informativ erleben können (infolge der »einseitigen« Entkopplung von Information und Mitteilung), wohingegen die beschriebenen ML-spezifischen Adressierungs- bzw. »Zurechnungsprobleme« dafür sorgen, dass Information »beiderseits« (Nutzer:in und Modell) kontingent erscheint.

betonen scheint, bleibt doch der explorative Charakter beider Praktiken von wesentlichem analytischem Interesse. Dies gilt vor allem, weil sich hier Möglichkeiten wie auch Grenzen der Generalisierbarkeit fallbezogener Einsichten aufzeigen. Eben weil die konkreten eingesetzten ML-Verfahren in ihrem Charakter (analytisch/generativ) so verschieden sind und die Experimente sich bezogen auf die ihnen zugrundeliegenden praktischen Anliegen, die zum Einsatz kommenden Methoden und letztlich ihre individuellen Verläufe im konkreten Vorgehen so grundlegend unterschieden, offenbarten sich in der Zusammenschau Einsichten dazu, was es »überhaupt« heißt, ML zu Zwecken der forschersichen Exploration (wovon auch immer) einzusetzen.

Die Praktiken erschienen gewissermaßen erprobt und trugen aufgrund ihrer »akademischen Grundierung« einen reflexiven Charakter, der ebenso wie auch die charakteristische schwache Situationalität zur Steigerung praktischer Flexibilität beitrug. Die fallweise festgestellten Probleme im praktischen Umgang mit ML erwiesen sich als beschränkt, überschaubar und an keiner die Stelle das praktische Vorhaben als Ganzes gefährdend. Die situationsprägenden Probleme führten nie zu einer grundlegenden Infragestellung des sozialen Geschehens. Für jeden auftretenden Fehler oder Misserfolg, der die Praxis irritierte und deren Vollzug vorübergehend unterbrach, wurde bald eine adäquate Antwort gefunden, bevor sich grundlegende Zweifel oder Skepsis bezüglich des Vorhabens im Allgemeinen hätten verbreiten könnten. Anstelle etwa von »kritischen Momenten« (Boltanski/Thévenot 2011, S. 43), die Anliegen und Vollzugsform eines praktischen Vorhabens grundsätzlich in Frage stellen und mit Legitimationsnöten, stieß ich in beiden empirischen Fälle ausnahmslos auf *schwache Situationen*. Diese erwiesen sich mit Blick auf ihre sachliche Bestimmung als herausfordernd, aber nie überfordernd, und waren auch bezüglich ihrer zeitlichen Ausdehnung »gut verdaubar«. So waren die Beteiligten nicht etwa über einen derart langen Zeitraum situativ eingebunden, dass aufgrund situationsexterner Angelegenheiten (etwa Fristen) starker zeitlicher Druck vernehmbar gewesen wäre. Innerhalb dieser als *schwache Situationalität* beschriebenen Umstände erlaubten kalibrierte Problematisierungen gewissermaßen einen Selbstschutz der Praktiken. Als präventive strategische Maßnahmen milderten sie die potenziellen Risiken angesichts von Situationen ab und trugen zum Auffinden produktiver Wege der Annäherung, der Rahmung und des Umgangs mit ML bei.

Die für diese empirische Untersuchung eingenommene analytische Perspektive verlagerte ihren Fokus auf die Probleme, für die ML in seiner praktischen Realisierung sorgt. Ausgehend von Deweys pragmatistischem Begriff der Situation wurde ML dabei als (gelungene) praktische Kooperation verschiedener *machine learners* verstanden. Im gemeinsamen Bewältigen von Situationen passen sich dieses jeweils gegenwärtig-konkreten Bedingungen an, wodurch sich die kooperative Disposition weiterentwickeln kann. Kooperation erwies sich als ein besonders geeignetes Konzept für die Betrachtung von ML, da es die analytische Aufmerksamkeit auf die prak-

tische Entfaltung all jener Operationen lenkt, die unter Beteiligung heterogener soziale Entitäten (*machine learners*) in ihrer Verkettung ML als mehrphasigen Prozess konstituieren. Als *machine learners* im Sinne Mackenzies (2017) qualifizieren sich die an ML beteiligten Entitäten durch ihren funktionalen Beitrag zu dem, was im Ergebnis ML genannt wird. Damit geht einher, dass nicht allein *gemeinsames Handeln* zweier Entitäten als Kooperation verstanden wird, sondern schon die Verfügbarkeit als Technik einer Entität den Status eines *machine learner* verleiht. Folglich zielte meine Analyse auch nicht primär auf eine Einschätzung etwa des interaktiven Potenzials von ML (zumal sich dieses angesichts der beschriebenen Adressierungs- und Attribuierungsprobleme als eine diffizile Angelegenheit erweist), sondern auf eine adäquate Verständnis davon, wie mit Blick auf kooperative Integrationsversuche verschiedene an ML beteiligte soziale Entitäten an jenen Situationen beteiligt sind, die ML seine soziale Gestalt verleiht. Diese Konzeptualisierung an dieser Stelle nochmals zu rekapitulieren, halte ich für wichtig, um den Wechsel der analytischen Betrachtungsebene, der im nun anschließenden Kapitel stattfinden wird, im Kontext des Gesamtarguments nachvollziehbar zu machen.

Das folgende Kapitel wird in expliziter Auseinandersetzung mit den empirischen Ergebnissen zum sozialtheoretischem Grundanliegen einer adäquaten Charakterisierung von ML zurückkehren, von dem aus die Untersuchung ihren Lauf genommen hat. Wie ich eingangs erörtert habe, erweist sich ML sozialtheoretisch in mehreren Hinsichten als herausfordernd: Der stochastische Charakter für einen schwer bestimmbareren Sinnbezug seiner Operationen, deren zeitliche (Phasen) und räumliche (Orte) Verteiltheit zudem für eine gleichermaßen schwer bestimmbare Phänomenidentität sorgt. Im Zuge praktischer Anwendungen wird ML folglich in sozialer wie sachlicher Hinsicht zum Problem: Den Schwierigkeiten seiner Adressierung als Kompaktidentität steht die Schwerverständlichkeit von Outputs gegenüber. Mein Anliegen wird nun im folgenden Kapitel darin bestehen, eine adäquate theoretische Deutung dieser praktischen Aspekte von ML zu versuchen, um so final eine empirisch informierte soziologische Bestimmung von ML zu präsentieren.

Soziotechnische Intelligenz mit stochastischen Kontingenzmaschinen

Im Anschluss an die Auswertung der Ergebnisse meiner empirischen Fallstudie sollen diese nun in Zusammenhang mit der sozialtheoretischen Problematisierung von ML gebracht werden, die eingangs entwickelt wurde. Anliegen dieser Problematisierung war, in Auseinandersetzung mit der relevanten sozial- und geisteswissenschaftlichen Literatur eine sozialtheoretische Annäherung an ML zu erarbeiten. Bestimmend für die dabei entwickelten Vorüberlegungen – aus denen gleichermaßen Fragestellungen für die empirische Fallstudie gewonnen wurden – war die grundlegende Frage nach dem Charakter der Sozialität von ML. In diesem Sinne verfolgte – und verfolgt – die Argumentation das Ziel, ein soziologisches Verständnis von ML zu entwickeln, das die Gemeinsamkeiten der vielseitigen Erscheinungsformen von ML als sozialem Phänomen begrifflich festzuhalten vermag.

Der Anspruch an das Argument wird darin bestehen, in Form einer reflexiven Analyse die Möglichkeitsbedingungen von ML hinsichtlich seiner Emergenz, (Re-)Produktion und sozialer Integration zu beleuchten. Einerseits werden sich die entwickelte theoretischen Überlegungen vor dem Hintergrund meiner empirischen Resultate zu bewähren haben, wenn sie nicht nachgerade aus diesen gewonnen sind. Dies macht erforderlich, die theoretische Konzeptualisierung von ML mit methodologischen Reflexionen zu verknüpfen: Welcher Zusammenhang besteht zwischen meine empirischen Beobachtungen und meinen theoretischen Vorarbeiten? Diese haben schließlich zu einem vorläufigen soziologischem Verständnis von ML geführt, das in einer spezifischen empirischen Perspektivierung (Situationsanalyse als empirische Problemanalyse) und Operationalisierung (ML als Praxis) mündete, die freilich meine ethnografischen Beobachtungen präfigurierten und dementsprechend gleichermaßen meine Analyse beeinflussten. Was heißt etwa, dass sich in der empirischen Beobachtung von ML praktische Lösungen für die epistemische Inkommensurabilität von Beschreibungsformen (Zahlen, Bilder, Tabellen, Texte) und operativen Logiken (der Sprache, des Rechnens) zeigen, hinsichtlich der sozialtheoretischen Bestimmung von ML?

Situation und Intelligenz

Als zentrales Kennzeichen der hier vertretenen Auffassung von Situationen im Anschluss an Deweys pragmatistisches Verständnis hatte sich ihre enge Bindung an jene Probleme erwiesen, durch die sie erst ihre Bestimmung erfahren. Die Bewältigung einer Situation im Sinne ihrer produktiven Transformation kommt daher der Lösung eines Problems. Dies wiederum ist ein klassisches Stichwort vieler geläufiger Definitionen von Intelligenz – von Kybernetik¹ über Pragmatismus und Psychologie² bis zur soziologischen Systemtheorie.³ Der gemeinsame Nenner beider Phänomene – Situation und Intelligenz – scheint mir darin zu bestehen, dass sie erstens konstitutiv auf Probleme verweisen und zweitens in operationalisierter Form Beschreibungen von Zustandsveränderungen leisten. Sie wirken idealerweise im Sinne Batesons informativ im Kontext ihres Auftretens, d.h. sie machen einen Unterschied für das operative Geschehen – und das dieses Geschehen verarbeitende Subjekt. Als ein solches Subjekt – hier aufgrund des allgemeinen Charakters der Überlegung bewusst unbestimmt formuliert – kann ein menschlicher Akteur, ein soziales (etwa Interaktion oder Organisation) oder psychisches System, eine soziale Praxis, womöglich aber auch eine Maschine verstanden werden.

Entscheidend für den begrifflichen Zusammenhang scheint mir indes ein dritter Aspekt zu sein. Situationsbewältigung und Intelligenz implizieren beiderseits Selektivität und mithin ein maßgebliches Element von Unbestimmtheit. Es besteht in womöglich als Defizit (bzw. jedenfalls als problematisch) erlebter Unbestimmtheit überhaupt erst der Anlass für Intelligenz, so wie auch – mit Dewey – an einer Situation zunächst ihre grundlegende Unbestimmtheit festgestellt wird. Erst dann kann das die Situation prägende Problem überhaupt als solches identifiziert werden. Hinsichtlich dieser Annahme konvergieren verschiedene Begriffe von Intelligenz, ob in der pragmatistischen Bestimmung als »pursuance of future ends and the choice of means for their attainment« (James 1890, S. 8) bei William James, in der kybernetischen Rahmung Ross Ashbys als »matter of appropriate selection« (Ashby

-
- 1 »Now ›problem solving‹ is largely, perhaps entirely, a matter of appropriate selection. (...) Thus it is not impossible that what is commonly referred to as ›intellectual power‹ may be equivalent to ›power of appropriate selection‹. Indeed, if a talking Black Box were to show high power of appropriate selection in such matters – so that, when given difficult problems it persistently gave correct answers, we could hardly deny that it was showing the behavioral equivalent of ›high intelligence‹« (Ashby 1956, S. 272).
 - 2 »The pursuance of future ends and the choice of means for their attainment are thus the mark and criterion of the presence of mentality in a phenomenon. We all use this test to discriminate between an intelligent and a mechanical performance« (James 1890, S. 8).
 - 3 »›Intelligenz‹ ist die Bezeichnung dafür, daß man nicht beobachten kann, wie es zustande kommt, daß das selbstreferentielle System im Kontakt mit sich selbst die eine und nicht die andere Problemlösung wählt« (Luhmann 1984, S. 158)

1956, S. 272) oder systemtheoretisch als für Beobachter:innen kontingente Auswahl einer Problemlösung bei Niklas Luhmann (vgl. 1984, S. 158).⁴

ML-Situationen als soziotechnische Intelligenztests

Diese Überlegungen zielen darauf ab, dass in der hier entwickelten praxeologischen Perspektive jede praktischen Bewältigung einer Situation einer selektive Problem-bewältigung entspricht, die Adaption wie auch Reflexion des praktischen Vorgehens notwendig machen kann. In diesem kommt jedes Bewältigen bzw. Bestehen einer Situation letztlich dem gleich, was als *sozialer Intelligenztest* verstanden werden kann. Was ist damit gemeint?

Zunächst ist zu bemerken, dass das Soziale dieses Intelligenztests über sein Bezugsproblem und seine konkreten Umstände bestimmt ist. Im Fall der vorliegenden Studie ging es um Praktiken, die im Rahmen einer Situation gewissermaßen einem Test unterzogen werden (bzw. sich diesem unterziehen). Im Unterschied zu Susan Leigh Stars »Durkheim-Test«⁵ befindet sich hier keine »Gemeinschaft«, sondern eben eine Praxis auf dem Prüfstand. *Soziale Intelligenz* kann dementsprechend verschiedentlich operationalisiert werden. Entscheidend ist, dass das jeweils als »das Soziale« Verstandene in analytischer Betrachtung als Ursprung der beobachteten Intelligenz verstanden wird. Analog zu George Herbert Meads These, dass »Geist oder Intelligenz« nur durch »Gesten qua signifikante Symbole« möglich seien und folglich Denken nur »mit Hilfe solcher Gesten« (Mead 1980 [1934], S. 86) stattfinden könne, dass also mutmaßlich »innerliche Vorgänge« mithin auf »externe Strukturen« angewiesen sind, ist hier anzunehmen, dass Intelligenz sich eben nicht kraft eines »immer schon intelligent gewesenen« Akteur, sondern als Synthese verschiedener Potenziale manifestiert (vgl. Bratton 2021), die ihrerseits auch extrasituativen Ursprungs sein können. So wie der innere Monolog intuitiv wohl eher allein dem Monologisierenden zugeschrieben wird, mag entsprechend nicht selten der Maschine zugeschrieben werden, was tatsächlich als Resultat eines Zusammenwirkens verschiedener Entitäten zu verstehen ist. Die vorliegende Untersuchung hat daher ML im Sinne einer Synthese von Intelligenz als praktische Kooperation verschiedener »machine learners« (Mackenzie 2017) zu plausibilisieren versucht. In dieser Studie sind es konkrete Situationen gewesen, die ML als soziale Praxis getestet haben. Es zeigt sich in dieser Sichtweise eine wesentliche Perspektivverschiebung: nicht mehr sind dann allein die Outputs Gegenstand des Tests, sondern de facto alles, was in die Konstitution der Praxis, die diese Outputs generiert, mit einfließt. Insofern erlaubt

4 Hier in dem Sinne, »daß man nicht beobachten kann, wie es [die Selektion, RG] zustande kommt« (ebd.).

5 Vgl. Star 2017a [1989] sowie in der vorliegenden Studie expliziter in Kap. 3, Abschn. »Stars Durkheim-Test – Sozialbezüge in ML-Beobachtungen«.

diese Rahmung der Situation als Test eine differenzierte Sicht auf das, was die soziale Intelligenz von ML genannt werden könnte.

Gerade auch deshalb schien es mir mit Blick auf die Resultate meiner empirischen Fallstudie nicht von wesentlicher analytischer Relevanz, ob es sich um Situationen mit Ko-Präsenz aller beteiligter Personen handelt oder aber »synthetische« Situationen, die Knorr-Cetina Goffmans allzu »natürlicher« Konzeption der Situation gegenüberstellt (vgl. Knorr-Cetina 2014). Einerseits erweist sich ML als eine grundlegend bildschirmvermittelte Praxis und eine Reihe von *machine learners* verfügen freilich schlechthin über keine beobachtbare materielle Verfassung außerhalb von Screens. Andererseits waren selbst die »natürlichsten« unter den von mir beobachteten praktischen Episoden – etwa die Durchführung der Bienenexperimente oder der Foto-Spaziergang mit dem Künstler – nie gänzlich frei von Bildschirmen, die auf Bedarf die Verfügbarkeit von ständig aktualisierbaren Informationen über Abwesendes gewährleisten konnten. Dass alle beobachteten Situationen wesentlich von synthetischen Elementen geprägt waren, hätte auch die Formulierung »synthetische Intelligenztests« zu einem Kandidaten werden lassen, doch schien mir Knorr-Cetinas Begriff nicht umstandslos genug verknüpfbar damit, was sonst mit Bratton (via Simon [1994]⁶, vgl. Bratton 2021) demgegenüber ein »Test synthetischer Intelligenz« gewesen wäre – von anderen Verständnissen des Synthetischen, die wohl noch zusätzliches Potenzial für Missverständnisse verursacht hätten, einmal abgesehen.⁷ Aus pragmatischen Erwägungen heraus entschied ich mich deshalb dafür, »soziotechnisch« den Vorrang zu geben, um terminologische Komplikationen zu vermeiden.⁸

6 Herbert Simon schreibt, sein terminologischer »Gebrauch von »künstlich« [sei] in einem möglichst neutralen Sinn zu verstehen, als »von Menschen gemacht«, im Gegensatz zu »natürlich« (ebd.). Ein solches Verständnis wiederum ließe das gesamte »Universum des Sozialen« als künstlich erscheinen und ist aufgrund fehlender analytischer Trennschärfe wenig brauchbar. Im Übrigen begründet Simon die Wahl seines Buchtitels aus einem pragmatistischem Kalkül: Künstliche Intelligenz habe sich seit 1956 als konventionelle Gegenstandsbezeichnung etabliert und sei schon allein deshalb nützlich, auch als Referenz im Buchtitel (vgl. ebd., Fn. 1).

7 Unter »synthetic data« werden etwa in der (informatischen) KI-Forschung mittels ML generierte Daten verstanden, deren problematischer Informationsgehalt (und epistemischer Status) im Kontext des oben erwähnten »model collapse« (vgl. oben, S. 313) eine zentrale Rolle spielt. Es bedarf wohl keiner weiteren Ausführung, dass dieses Verständnis wiederum mit den anderen eben erwähnten vermittelt werden müsste. Interessant erscheint hier auch das philosophische Argument, dass erst ein (an Kant und Hegel geschulter) Begriff der Synthese mit Blick auf *Generative AI* deren kompositorischen wie auch einheitlichen Charakter zu erfassen und Fragen nach Repräsentativität angemessen zu stellen vermag, vgl. Fazi 2024.

8 Wenngleich sich bei Knorr-Cetina mit »getting the synthetics right« (2014, S. 49) sich wiederum eine sehr griffige wie stimmige Formulierung dafür findet, worum es praktisch in den von mir beschriebenen Situationen im Sinne eines Intelligenztests wesentlich ging.

Es sollte keinesfalls übersehen werden, dass sich in Abhängigkeit von technischem Wandel nicht nur die praktischen Schauplätze, sondern auch die gesellschaftlich vermittelten Vorstellungen von Intelligenz verändert haben. Dies ließe sich etwa im Lichte der Vermutung plausibilisieren, dass die historische Tendenz der modernen Gesellschaft in epistemologischer Hinsicht wohl jedenfalls eher von der semantischen Zentrierung um das ›vernunftbegabte‹ und ›autonome‹ Subjekt wegführt, wie Bruno Latour nahelegt:

The engineering dream was to morph the human into a rational machine. The humanist counterdream was to recover an intentional, reflexive and coherent carriers of values. The result is a rather bizarre cyborg that resembles nor the machine nor the human.

Intelligence has undergone changes which are as drastic. With so many intellectual technologies being introduced from writing to laboratories, from rulers to pebbles, from pocket calculators to material environments, the very distinction between natural, situated, tacit intelligences and artificial, transferable, disembodied ones has been blurred. (Latour 1995, S. 302)

Das Zitat betont nicht nur die dynamische Verschränkung von Imagination (»dream«), Semantik (»distinction ... blurred«) und soziotechnischer Realität (»bizarre cyborg«), sondern verdeutlicht darüber hinaus auch, dass diese Verschränkung kaum zu überblickende Komplikationen für ein angemessenes soziologisches Verständnis von Intelligenz mit sich bringt. Implizit zeigt sich bei Latour ebenso der synthetische Charakter von ML, zu dessen Eigenschaften nicht zuletzt auch gehört, dass die soziotechnische Realität (nicht nur, aber auch von ML) im Ergebnis mehr als die Summe ihrer Teile ist, also ein emergentes Phänomen eigenen Rechts darstellt: weder ›nur‹ Mensch noch ›nur‹ Maschine, sondern letztlich vielmehr ein »bizarrer Cyborg«, den verständlich zu machen für die Soziologie und verwandte Fächer eine beträchtliche Aufgabe darstellt.⁹

Intelligenz als Problem

Beträchtlich ist diese Aufgabe m.E. mit Blick auf die empirischen Ergebnisse dieser Studie vor allem, weil – wie die beobachteten Situationen zeigen – ML vor allem dem angemessene Umgangs mit einer spezifischen Form technischer Kontingenz

9 Und der seither (Latours Aufsatz erschien 1995) freilich eine Vielzahl an Metamorphosen erlebt, zumal die Wahl des Singulars hier potenziell irreführend ist, schließlich betont die ANT (wenn im Wesentlichen auch erst etwas später) doch gerade, welche blinden Flecken aus fehlgeleiteten theoretische Abstraktionen mit Generalisierungsanspruch nachgerade ›herauswuchern‹ können.

erforderlich zu machen scheint. Deren Reflexion verweist auf soziale Unbestimmtheit (aber Bestimmbarkeit) und analytisch-rechnerische Unbestimmbarkeit trotz synthetischer Bestimmtheit. Wie lässt sich eine soziotechnische Praxis mit einer derartigen (Un-)Bestimmtheitssignatur beschreiben? Womöglich als eine, die in einem relevanten Sinne tatsächliche Intelligenzpotenziale mit sich bringt, aber zugleich anstrengend ist bei selten gesicherten Resultaten. Eine derartige Interpretation ließe sich aus Maren Lehmanns anregenden Überlegungen zum Lernen nicht-trivialer Maschinen extrapolieren. Diese führen unter anderem zu spannenden Beschreibungen des kognitiven Modus angesichts von Unbestimmbarkeit. So schreibt Lehmann von einem »Kalkül des schwebenden Zustands« (Lehmann 2011, S. 127) in Momenten, die weder Bestimmungen noch Entscheidungen zuzulassen scheinen. Wie mit unbestimmbaren Systemen umzugehen sei und – äquivalent dazu – wie unentscheidbare Fragen zu beantworten seien (vgl. ebd.), mag abstrakt nicht zu klären sein.¹⁰ Interessanterweise assoziiert Lehmann mit diesem kognitiven Schwebezustand Nervosität (vgl. ebd., S. 128). Eine nicht-triviale Maschine transformiere nicht einfach einen Input in einen Output, sondern sich selbst dabei gleich mit. Gerade in ihrer Nervosität bestehe ihr Eigensinn und »und sie ist zwar zustandsabhängig, sie ist launisch, aber das heißt: Sie ist situativ intelligent« (ebd.).

Es deutet sich hier ein Verständnis von Intelligenz an, das auf instruktive Weise von geläufigen Vorstellungen abweicht. Intelligenz heißt hier: fortwährende Veränderung, Schweben bzw. Oszillieren als Normalzustand zu erleben – und anderen wie auch (sofern »vorhanden«) sich selbst damit ein Rätsel zu sein. Dass dies »kein komfortabler Zustand« (ebd.) ist, sollte schon aus dem Erleben innerpsychischer Dynamiken der eigenen Introspektion bekannt sein. Folgt man darüber hinaus Lorraine Dastons Ausführungen in ihrer wissenschaftsgeschichtlichen Studie zu Regeln (2022, S. 142f.), leuchtet dieser Gedanke umso mehr ein, stellt sie doch überzeugend dar, dass rigide Regelbefolgung sicherlich doch eher das Gegenteil von Intelligenz darstellt – zumindest heutzutage.¹¹ Gegenwärtige Vorstellungen von In-

10 Jedenfalls jenseits der logischen Reflexion solcher Überlegungen, wie sie Heinz von Foerster anstellte und dabei als »metaphysisches Postulat« knapp festhielt, dass »nur die Fragen, die im Prinzip unentscheidbar sind« (von Foerster 1993a, S. 73), überhaupt entschieden werden können. Gleichsam wäre zu überlegen, inwiefern bestimmbare Maschinen auch immer schon bestimmt sind bzw. ob das Problem der Bestimmung sich ohnehin nur in solchen besonderen Fällen ergibt, in denen Beobachter:innen Entscheidungen abverlangt werden und die Bestimmung mithin ihnen zufällt.

11 Wohingegen die Konstruktion einer absolut fehlerfrei operierenden Rechenmaschine noch im 19. Jahrhundert noch eine faszinierende Vorstellung darstelle, die etwa Charles Babbage zur Entwicklung seiner »difference engine« motivierte. Die zunehmende Verbreitung zuverlässig operierender digitaler Computer sorgte Mitte des 20. Jahrhunderts nicht unbedingt dafür, dass diese als intelligente Maschinen angesehen wurden, gewiss aber für eine Abwertung der Arbeit vormals als hochintelligent bewunderter menschlicher »Computers«: »Calcu-

telligenz zielen demgegenüber vielmehr auf die Fähigkeit ab, zu erkennen, wann Ausnahmen von den jeweils geltenden Regeln geboten sind (vgl. Hüttemann 2024, S. 65).

Wenngleich Lehmanns Argument nicht unmittelbar übernommen werden kann, da es mir nicht um eine Beschreibung der internen Zustände einer nicht-trivialen Maschine, sondern vielmehr um die Beteiligung dieser Maschine am sozialen Geschehen geht, finde ich die Überlegung bemerkenswert. Versteht man ihre Beobachtung nämlich als in generalisierbaren Befund zu Intelligenz, lässt sich eine gute Passfähigkeit zu den vorgetragenen Überlegungen hinsichtlich sozialer Situationen (und spezifischer noch: ML-Situationen) feststellen. Dies gilt mit Blick auf assoziierte Dynamiken und vor allem die konstitutive Problembezogenheit, wie sie Situation und Intelligenz als Phänomene gleichermaßen auszeichnet. Von diesem Befund ausgehend bilden Situationen und routinierter Praxisalltag ein Gegensatzpaar, wie dies in gleicher Hinsicht mit Daston auch über die Gegenüberstellung von Intelligenz und rigider Regelausführung gesagt werden kann. Aus der Betrachtung dieser Konstellation einer doppelten Opposition lässt sich m.E. das Argument gewinnen, dass der Versuch, eine nicht-triviale Maschine – etwa ein algorithmisches Modell im beschriebenen Sinne – produktiv zum Bestandteil einer sozialen Praxis zu machen, offensichtlich Potenziale für Intelligenz bedeutet, deren Freisetzung dabei dann allerdings nur im Modus der Situation zu haben ist. Diese Überlegung vollzieht eine Identifikation von Situation und Intelligenz in dem Sinne, dass es Situationen (nach Dewey) sind, deren Transformation Intelligenz überhaupt erforderlich macht. Situationen provozieren, auch weil sie verlangen, was eine Praxis zum gegenwärtigen Zeitpunkt nicht zu bieten vermag. Sie machen nachgerade erforderlich, was als Intelligenz bezeichnet werden kann: einen »Modus von Flexibilität: [...] die Fähigkeit, sich anzupassen; an Situationen, Umgebungen, Personen. Und somit auch [...] die Fähigkeit, Relationen stets anders bilden zu können« (ebd., S. 65).

Dabei ist allerdings reflexiv zu bedenken, ob es die Gegenwart intelligenter (menschlicher wie nicht-menschlicher) Beobachter:innen ist, die für manche Probleme und mithin die Emergenz mancher Situationen überhaupt erst sorgt. Es wäre in dieser Sichtweise gleichermaßen Kennzeichen intelligenter Beobachter:innen, nicht nur vorhandene Probleme zu lösen, sondern ebenso neue zu erkennen und mithin für andere situativ verwickelte überhaupt erst zu erzeugen – gerade auch dort, wo andere gar keine sehen. Auf dieser Linie – intelligente Beobachter als »Störenfriede« – vermag die Assoziation von Intelligenz mit Nervosität, Launigkeit, Unbequemlichkeit und Instabilität erfahrungsnah konkret veranschaulicht

lating prowess was no longer correlated with human intelligence; nor did it endow calculating machines with anything like artificial intelligence« (vgl. Daston 2022, S. 142f. u. 145).

werden. Intelligente Beobachter:innen werden folglich wohl nicht selten als Zustimmung wahrgenommen und können allein deshalb Ablehnung erfahren (»Immer nur Probleme mit Dir...«). Solche Dispositionen gehen vermutlich nicht selten mit der Aberkennung des Attributs »intelligent« zugunsten einer pathologisierenden Zuschreibung einher. Die Psychopathologie kennt (gerade und besonders historisch) eine ganze Reihe von Krankheitsbildern im Zusammenhang mit nervösen, aufgeregt-agitierten, unruhigen oder launischen psychischen Zuständen.¹²

Mit dieser Überlegung will ich allerdings keinesfalls auf eine prinzipielle Identifikation von psychischer Krankheit und Intelligenz hinaus, sondern allein die erörterte Sichtweise von Intelligenz weiter veranschaulichen, um mithin auch auf die maßgeblichen sozialen Implikationen¹³ der Zuschreibung oder Aberkennung von Intelligenz im Kontext kontrovers diskutierter Praktiken hinzuweisen. Bemerkenswert scheint mir in diesem Zusammenhang jedenfalls, dass das eben vorgestellte Verständnis von Intelligenz aus der Perspektive anderer maßgeblicher Verständnisse wohl eher Kriterien von Krankheit und jedenfalls Devianz vereint.¹⁴ Es zeigen sich in dieser Krux des Zuschreibungsproblems m.E. die Vielschichtigkeit und die (mitunter komplizierte [vgl. Bischof & Heidt 2018]) Komplexität nicht nur von Intelligenz als sozialem Phänomen allgemein, sondern eben ausdrücklich in spezifischer Form von ML als maßgeblicher »KI« der Gegenwart. Dies impliziert nicht zuletzt auch, dass mit der Verleihung des Attributs »intelligent« das Bezeichnete keinesfalls (erklärend) verstanden ist. Folgt man einer Überlegung Nilas Luhmanns, ist Intelligenz dementgegen doch gerade

-
- 12 Aus der Behauptung dieses Zusammenhang lassen sich sicherlich schlagkräftige Argumente gegen die »totale Institution« (vgl. Goffman 1973) der Psychiatrie und etwa ihre Rolle als Instrument gesellschaftlicher Normalisierung (vgl. Link 1996) gewinnen. Überhaupt wäre im Lichte der hier vorgetragenen Überlegungen jeder Normalisierungszwang als prinzipiell gegen Intelligenz gerichtet zu verstehen, weil im Sinne des Arguments zwangsläufig Abweichung bedeutet.
- 13 In denen sich in empirischer Betrachtung freilich Abgründe von existenzieller Tragweite ergeben, bedenkt man beispielsweise die »Gewaltgeschichte der Intelligenz« im historischen Kontext der Eugenik, in dem die Zuschreibung und Aberkennung von Intelligenz wortwörtlich über menschliche Existenzen richten konnte, vgl. Amaro 2022.
- 14 Interessanterweise könnte wohl Ähnliches über Kriterien der Intelligenz für soziologische Forschung oder pointierter: *soziologische Intelligenz* gesagt werden, nimmt man an, dass sie weniger darin besteht, Lösungen für soziale Probleme zu finden, als auf immer wieder neue (und bestenfalls anregende) Weise Fragen an die soziale Wirklichkeit zu stellen, diese mithin auf immer wieder neu Weise zu *problematisieren*. Diese Position wäre allerdings nur unter Einbezug von Methodologie und Forschungsgegenstand Alleinstellungsmerkmal der Soziologie, zumindest sofern man in diesem reflexiv-kritisch-adaptiven kognitiven Vorgehen den *modus operandi* von Wissenschaft schlechthin erkennt.

die Bezeichnung dafür, daß man nicht beobachten kann, wie es zustande kommt, daß das selbstreferentielle System im Kontakt mit sich selbst die eine und nicht die andere Problemlösung wählt. (Luhmann 1984, S. 158)

Dementsprechend besteht die Zumutung von Intelligenz nicht nur darin, dass sie aufgrund ihrer inhärenten Problembezogenheit, Nichtfestgelegtheit und Dynamik für die ihr Ausgesetzten fraglos »kein komfortabler Zustand« (Lehmann 2011, S. 128) ist. Es kommt noch dazu, dass man eigentlich nur dann überhaupt von Intelligenz sprechen kann, wenn sich das Beobachtete auch im Nachhinein nicht vollständig erklären lässt.

Intelligenz beobachten

In ML als Praxis involvierten Beobachter:innen fällt die Verantwortung des Sanktionierens von Modelloutputs zu, positiv im Fall vielversprechender Beobachtungen, negativ hingegen, wenn ein Output Unsinn darzustellen scheint. Ruft man sich in Erinnerung, dass nicht-triviale Maschinen mit von Foerster ja gerade durch ihre Trivialisierungsresistenz ausgezeichnet sein müssten, da sie sonst keine wären, und nimmt dazu Luhmanns eben zitierte Bemerkung, möchte man meinen, dass die Aufgabe für menschliche *machine learners* nicht unbedingt beneidenswert ist. Schließlich sind sie in der Evaluation maschineller Outputs demnach ständig der Gefahr ausgesetzt, das Intelligente in den »Modellbeobachtungen« zu verkennen. Und zieht man noch dazu in Betracht, das für situationsbestimmende Probleme – als »ungeklärte Beziehungen zwischen Wissen und Nichtwissen« (1984, S. 489) – im Grunde das gleiche Dilemma gilt, suggeriert die Einsicht in die Ausweglosigkeit dieser Disposition letztlich vielleicht die Notwendigkeit eines Umdenkens hinsichtlich intelligenter Maschinen.

Zumindest einen Ansatzpunkt zu einem solchen Umdenken meine ich in einer instruktiven Überlegung des Technikhistorikers George Dyson ausmachen zu können, die dieser (recht unbescheiden) als »third law [...] of artificial intelligence« postuliert (Dyson 2019, S. 39). Als jüngstes Mitglied eines Trios axiomatischer Sätzen zu KI steht es laut Dyson in einer Reihe mit W. Ross Ashby's »law of requisite variety« und einem Theorem John von Neumanns zur Modellierung von systemischer Komplexität. Dysons »third law« greift einerseits Ashby auf, demzufolge ein System ein anderes System dann kontrollieren könne, wenn es über mehr Komplexität (und mithin mehr Steuerungsoptionen) als sein Gegenüber verfüge. Andererseits schließt es an von Neumanns Diktum an, dass ein komplexes System stets selbst über die einfachste Beschreibung seiner selbst verfüge. In Dysons Worten: »The simplest complete model of an organism is the organism itself« (ebd.) – weshalb auch jeder Versuch einer dieses Komplexitätsniveau unterschreitenden Model-

lierung oder formalen Beschreibung sich (gegenüber dem Original) letztendlich als komplizierter erweisen müsse.

Von diesen beiden Basisannahmen ausgehend reklamiert Dyson nun als sein »third law«, dass ein System nur dann als intelligent gelten könne, wenn es unverstündlich sei:

[A]ny system simple enough to be understandable will not be complicated enough to behave intelligently, while any system complicated enough to behave intelligently will be too complicated to understand. (ebd.)

Im ersten Halbsatz findet sich der Anschluss zu Ashby. Dessen »requisite variety« versteht sich hier als Konzept, das relational bestimmt, weil beobachterabhängig ist. »Problem solving«-Kompetenzen als Operationalisierung von Intelligenz sind bei Ashby »a matter of appropriate selection« (1956, S. 272). Was als angemessen zu gelten habe, wird gleichermaßen vom Beobachter festgelegt wie die Bestimmung des Problems. In diesem Sinne wird *uns* (Menschen) deshalb ein beobachtetes Verhalten besonders dann als intelligent auffallen, wenn es eine in unseren Augen plausible Lösung für ein durch uns bestimmtes Problem leistet. Erweist sich die Lösung als allzu offensichtlich, wird ihre Selektivität fraglich, ohne die keine zu beurteilende Auswahl überhaupt vorhanden wäre. Erweist sich hingegen das Problem in seiner Bearbeitung als zu einfach, dann war es streng genommen keines.

Von Neumanns »Gesetz« berührt ähnlichen Überlegungen, besteht (praktisch/wie theoretisch) die Krux mit den von ihm diskutierten komplexen Systemen doch gerade darin, dass sie über mehr Möglichkeiten der Verknüpfung ihrer Elemente verfügen, als dass diese allesamt gleichzeitig auf einmal realisiert werden könnten (vgl. Luhmann 1984, S. 46).¹⁵ Dies impliziert zugleich, dass Komplexität nicht »verstanden«, geschweige denn – so von Neumanns Pointe – ohne unabsehbare Komplikationen vereinfacht i.S.v. trivialisiert, sondern nur bearbeitet werden kann.

Dysons Überlegungen konvergieren – nicht ganz überraschend – angesichts der kybernetischen Quellen seiner ersten zwei »KI-Gesetze« – mit von Foersters (1993b) Unterscheidung von nicht-trivialen und trivialen Maschinen. Im Sinne eines Resümeees zeigt sich hier eine auffällige semantische Nähe zwischen den Begriffen Unverständlichkeit, Komplexität (auch Kompliziertheit) und Intelligenz.¹⁶

15 Weshalb komplexe Systeme gleichsam Konditionierungen aufweisen müssen, damit nicht jede Möglichkeit gleichwahrscheinlich ist und Selektivität völliger Beliebigkeit gleichkommt. In diesem Sinne verfügen Systeme nicht nur über Elemente, sondern regeln ebenso deren Verhältnisse untereinander, vgl. Luhmann 1984, S. 44.

16 Es wären aus der systemtheoretischen Diskussion mindestens noch zu ergänzen: Selbstorganisation, Rekursivität, Nichtlinearität, Historizität, Zustandsabhängigkeit, Unberechenbarkeit.

Enger auf das Anliegen dieser Untersuchung bezogen wäre im Ergebnis der vorangehenden Überlegungen hingegen in erster Linie der konstitutiv problembezogene (wenn nicht -behaftete) Charakter von Intelligenz festzuhalten: Intelligenz löst, stellt aber auch gleichermaßen vor Probleme. Zweiteres gilt für vom ihrem Auftreten Betroffene wie auch Beobachtende, weil Intelligenz ihnen unverständlich erscheinen kann oder gar muss (Dyson) und Unordnung im mutmaßlich Geordneten und Unbestimmtheit im determiniert Anmutenden erkennt bzw. auf ihre eigenen Wege der Ordnung und Bestimmung besteht (vgl. Lehmann 2011, S. 129). Folglich sind Unvorhersehbarkeit, Unzuverlässigkeit, Unsicherheit und Nervosität¹⁷ als gleichermaßen konstitutive Charakteristika von Intelligenz anzusehen (vgl. ebd., S. 128). Über die bereits erörterten Parallelen zum Situationsbegriff dieser Studie hinaus bietet dieses Verständnis eine kontraintuitive soziologische Perspektive auf Intelligenz.¹⁸ Ein daran geschultes Verständnis – ob auf künstlich-technische, menschliche oder soziale Intelligenz bezogen – wäre eines, das die Schwierigkeiten ihrer Beobachtung wie auch die Befangenheit ihrer Beobachter:innen im Moment ihrer Manifestation in Rechnung zu stellen hat. Intelligenz, so ließe sich vermuten, privilegiert eher hinsichtlich ihrer eigenen Beobachtungsmaßstäbe anpassungsfähige und neugierige Beobachter:innen.

Dies gilt nicht nur für die Beurteilung von operativem Geschehen, sondern auch für dessen Folgen, die zunächst gleichermaßen unverständlich anmutend mögen und damit ihrerseits für Probleme sorgen, deren Lösung Intelligenz erforderlich macht. Als intelligent kann sich ein etwas daher prinzipiell immer in verschiedenen Hinsichten erweisen. Akteurszentriert etwa: bezogen auf die Intentionen oder aber die Konsequenzen eines Verhaltens; in funktionaler Analyse hingegen: isoliert bezogen auf das Problem, für das es eine Lösung darstellt oder aber ökologisch: bezogen auf die Funktion dieser Lösung innerhalb des Zusammenhangs ihres Auftretens. In diesem Sinne kann die automatische Produktion von als Beobachtungen verstandenen Outputs in ML-basierter Technik kaum *für sich* schon als intelligent gelten. In soziologischer Betrachtung geht diesen Operationen schließlich erstens immer schon ein Anliegen, eine Problemstellung oder eine Situation voraus, für deren Bearbeitung ML dann erst mobilisiert wird. Zweitens bedarf das Herbeiführen

keit (vgl. Baecker 2013, S. 253; Lehmann 2011, S. 130). Vgl. zur Unterscheidung von Kompliziertheit und Komplexität Bischof & Heidt 2018.

17 Als deren positive Kehrseite die Fantasie am ehesten noch bei Kindern auffällt (vgl. ebd., S. 129).

18 Und zugleich eine, in der die technische Automatisierung intelligenten Verhaltens nahezu unmöglich anmutet, erinnert diese Bestimmung von Intelligenz doch vielmehr an Beschreibungen dessen, was so etwas wie zumindest ›denkähnliche‹ Prozesse vorauszusetzen scheint. Und solche wiederum lassen sich plausibel geradenach als ›Entautomatisierungsvorgänge‹ (›disautomation‹) verstehen, vgl. Bates 2024.

von Bedingungen, unter denen geeignete Outputs entstehen, häufig derart viel Anpassungsarbeit, dass fraglich erscheinen kann, inwiefern das Attribut ›automatisch‹ zur Bezeichnung der Technik überhaupt zutreffend erscheint. Und drittens hat sich mit der Outputausgabe in aller Regel die das Geschehen rahmende Situation noch nicht erledigt. Dies wäre ein Argument für die Zurückweisung der suggestiven Formel »künstliche Intelligenz«, doch ging es bei dieser allerdings ohnehin nie darum, eine akkurate Beschreibung zu leisten, als vielmehr darauf hinzuweisen, was einmal sein könnte.¹⁹

Lücken, die Intelligenz schließt

Dass »Künstliche Intelligenz« wie auch »Maschinelles Lernen« im wörtlichen Sinne irreführende Bezeichnungen sind²⁰, liegt im Sinne der vorangehenden Ausführungen maßgeblich an ihrem synthetischen Charakter. Als Komposition aus einer unüberschaubar großen (und deshalb zumeist unbestimmt anmutenden) Anzahl an Elementen, die auf eine gleichermaßen unüberschaubare Anzahl von Quellen verweist, erweist sich jeder Modelloutput als kontingente (aber bestimmte) Beobachtung, die sich als unbestimmte Synthese aus einer Vielzahl von algorithmisch vermittelten Bezügen speist. Dieser Charakter von ML lässt sich mit dem Bild der Chimäre veranschaulichen. Das Ungeheuer der griechischen Mythologie sei von einem Wesen gekennzeichnet, das jenseits konventioneller Dichotomien liege, schreiben Ilan Manouach und Anna Engelhardt (2022, S. 9) einleitend über das für das von ihnen vorgelegte »Inventory of Synthetic Cognition« titelgebende Wesen. Die feuerspeiende Chimäre hat in Homers Ilias das Vorderteil eines Löwen, das Mittelteil einer Ziege sowie das Hinterteil eines Drachens (Ilias 6,181), ihr Verhalten lässt sich jedoch nicht eindeutig auf eine der drei Quellen zurückführen; sie ist vielmehr ein »Ungeheuer« eigener Art. Die biologisch-mythologische Analogie beschreibt auch ML dahingehend treffend, dass eine Reduktion auf *einen* »Ursprung« kaum Instruktives verraten kann. Beide Phänomene zeichnen sich gerade durch ihren synthetischen Charakter aus – mitsamt der daraus resultierenden Unergründlichkeit ihrer »Wesen«.²¹

19 Deren Geschichte bekanntlich zuletzt auf einen Forschungsfinanzierungsantrag im Jahre 1956 zurückverweist, bei dessen Ausarbeitung die Wahl für eine Bezeichnung des Gegenstandes ihrer Arbeit auf »Artificial Intelligence« fiel, weil die Antragssteller sich von dieser griffigen wie spektakulären Formel die besten Erfolgsaussichten für den Antrag versprachen, vgl. Moore 2006).

20 Wie eingangs erwähnt bezeichne ich aus offensichtlichen pragmatischen Gründen ML dennoch als ML bezeichnet; ich hätte für den empirischen Gegenstand meiner Untersuchung sonst schlichtweg einen neuen Namen erfinden müssen.

21 Darüber hinaus kann wohl festgehalten werden, dass nicht nur die Chimäre gleichermaßen zu einem »Bild für haltlose Vorstellungen und Einbildungen« (Graf 1997, Sp. 1123) wurde.

Aufgrund dieser Disposition ist für ML als sozialem Phänomen die bereits in den theoretischen Vorüberlegungen herausgearbeitete epistemische Lücke konstitutiv. Klassifikationen etwa – für sich genommen ein gut erforschter soziologischer Untersuchungsgegenstand (vgl. etwa Bowker/Star 1999) – entstehen in algorithmischen Modellierungen häufig gewissermaßen ›unter der Hand‹.²² In solchen Fällen kann deshalb von der Automatisierung einer epistemischen Operation die Rede sein. Es handelt sich dabei um die Produktion von Outputs, die als Beobachtungen (d.h. in ihrer Selektivität) ihrerseits nicht unmittelbar beobachtbar sind. Diesen Aspekt von ML habe ich oben bereits eingehend erörtert. Weniger ausführlich bin ich dabei auf den Umstand eingegangen, dass diese Lücke für den praktischen Einsatz von ML nicht zwingend ein Problem darstellen muss. Wenngleich sich in meiner empirischen Fallstudie Strategien für einen produktiven Umgang mit ML-bezogenen Problematiken zeigten, war mein Zugriff auf diesen Aspekt gewissermaßen defensiv. Schließlich kann kaum als gesichert angenommen werden, dass die beobachteten Praktiken nicht auch ohne ihre ›Domestizierungs-‹ bzw. ›Safeguarding-Strategien‹ gleichermaßen Erfolg haben könnten. Im Kontext der Diskussion um sein »third law« künstlicher Intelligenz berührt George Dyson diesen Punkt, wenn er nüchtern konstatiert:

It is entirely possible to build something without understanding it. (Dyson 2019, S. 40)

Dysons Bemerkung wäre entsprechend hinzuzufügen, dass sich etwas derart Konstruiertes ebenso praktisch nutzen lassen kann, ohne dass es als verstanden gelten muss. Dies stellt eine wesentliche Einsicht dar, die ich für ein adäquates sozialtheoretisches Verständnis von ML für zentral halte. Verstehen ist hier weniger als hermeneutisches Erfassen von Sinnzusammenhängen, sondern vielmehr als erklärungsgenerierendes Durchschauen technischer Zusammenhänge gemeint. Aus den genannten Gründen (etwa: Opazität des Verfahrens bei Errechnung von Outputs qua stochastischer Modellierung) kann ML zwar nicht verstanden, aber dennoch effizient genutzt werden. Die Fähigkeit, praktisch für gesetzte Zwecke nutzbar zu machen, was sich dem eigenen Verständnis entzieht, ließe sich alternativ auch als »competence without comprehension« (Dennett 2012, 2017, Kap. 4) beschreiben.

-
- 22 Abhängig vom Verfahren muss dabei nicht mal die Vorgabe der Erstellung einer Klassifikation durch bestehen. Unüberwachte Clustering-Verfahren (etwa der *k-means-Algorithmus*) gruppieren Daten ohne explizite Zielstellung, wobei dann potenziell eine Klassifikation entstehen könnte, sofern sich herausstellt, nach welchen Maßgaben die Gruppeneinteilung erfolgte. Umso heikler ist dann die Frage, welchen realweltlichen Bezug die Logik des Clustering hat (vgl. Goodfellow et al. 2016, S. 151).

Und zu einer solchen Kompetenz wäre wohl das hier aus der Empirie erarbeitete Konzept der Problemkalibrierung zu zählen.

Die Formel des Philosophen Daniel Dennett verdeutlicht einerseits das Dilemma, mit dem ein interaktionstheoretischer Analyserahmen für die Untersuchung von ML konfrontiert wäre, müsste der Interaktionsbegriff dann doch ohne den Aspekt (zumindest) des (wechselseitigen) Sinnverstehens auskommen, sofern er zur Beschreibung von ML genutzt werden soll. Meine praxeologische Perspektive erlaubte mir demgegenüber, Handlung und Interaktion als Bestandteile einer Praxis zu betrachten, der ebenso technische Operationen angehören, auf die beteiligte Akteur:innen zwar reagieren und sich in ihrem Vorgehen einstellen, mit denen jedoch keine Interaktion stattfindet.

Dabei zeigen sich Wege der praktische Aneignung von Technik, die im Anschluss an Heinz von Foerster (1993b) als *nützliche Trivialisierungen* (nicht-trivialer Maschinen) verstanden werden können. Dies gilt in dem Sinne des insbesondere ›in ML-Kreisen‹ populären Aphorismus »All models are wrong, but some are useful«, der dem britischen Statistiker George Box zugeschrieben wird. Tatsächlich schrieb dieser allerdings »Since all models are wrong the scientist must be alert to what is importantly wrong« (Box 1976, S. 792), womit zumindest auch schon ein Indikator dafür geliefert ist, worauf man sich in der praktischen Nutzung eines (nicht nur algorithmischen) ›wahrheitsunfähigen‹ Modells fokussieren sollte. Die in dieser Studie beobachteten Strategien der Problemkalibrierung führen exemplarisch vor, welche Wege der Aneignung des Unverständlichen es im Zusammenhang mit ML gibt. Sie zeigen dabei auch, dass vollständige Erklärbarkeit algorithmischer Modelltechnik nicht nur unerreichbar, sondern gemessen an den gesetzten Zielstellungen der jeweiligen Praktiken nicht erstrebenswert (sofern mit Aufwand verbunden), geschweige denn notwendig sind.

Eine zweite zentrale Einsicht zur Sozialität von ML knüpft daran an. Denn genauso wie vollständige Erklärbarkeit²³ kann mit Blick auf ML-basierte Technik auch Interaktivität als weder für technische Funktionalität notwendig noch überhaupt erstrebenswert verstanden werden. Algorithmische Modelle bieten, dies ist sozusagen die erste Hälfte meiner These, keine geeignete technische Grundlage für gemeinhin als Interaktion verstandene soziale Modi. ML kann allenfalls zur Simulation eines solchen Modus eingesetzt werden, ohne dass dann aber die Rede davon sein könnte, dass technisch konstituierte Agenten Interaktionspartner darstellen, wie es menschliche Akteur:innen tun. Deshalb meine ich, dass ein analytischer Fokus auf die ›Interaktivität von ML‹ letztlich empirisch wie theoretisch irreführend

23 Die, wie gezeigt wurde, der Trivialisierung einer nicht-trivialen Maschine gleichkäme, was impliziert, dass diese entweder immer schon trivial war und der Beobachter sich in seiner Einschätzung geirrt hat oder aber, dass der Beobachter mit seiner Erklärung eine fragwürdige Reduktion vornimmt, die ihm letztlich womöglich mehr über sich als die Maschine verrät.

ist. Ich halte daher die Unterscheidung von ›konventioneller‹ Interaktion und der ML-basierten Simulation derselben einerseits für wichtig, um die Eigenheiten von ML-konstituierten Modi von Sozialität sichtbar zu machen.

Andererseits – als zweite Hälfte meiner These – war die Herstellung von ›echten‹ Interaktionspartnern bei genauer Betrachtung allerdings auch ohnehin nie ein explizites Ziel der KI-Forschung, der es vielmehr immer nur um isolierte Aspekte dessen ging, was Interaktivität soziologisch auszeichnet. Interaktion konstituiert – als »situated action« (Suchman 1987, 2007) – einen genuin zwischenmenschlichen Modus von Sozialität. Technische Versuche der Beteiligung von Maschinen an ebendiesem Modus stehen daher einerseits vor der überaus anspruchsvollen Herausforderung, all die Aspekte der menschlichen Verwicklung in Situationen in eine technische Form zu bringen. Andererseits ist angesichts der von Suchman herausgearbeiteten Kennzeichen situierten Handelns zu fragen, ob derartige soziale Modi mit Maschinen überhaupt gewollt sein können. Denn nicht zuletzt aus eigener Erfahrung weiß jeder Mensch, wie schwierig, anstrengend, frustrierend, ermüdend und fruchtlos soziale Interaktionen mit anderen Menschen sein können. Haben Versuche der technischen Konstruktion von ›human-level AI‹ angesichts der Zumutungen von zwischenmenschlicher Interaktion jemals die Absicht verfolgt, Maschinen zu produzieren, die so trotzig, nervig, stolz, manipulativ, wenn nicht gar gewalttätig sind, wie es Menschen mitunter sein können? Und wären wir bereit für dementsprechend ›authentische‹ situierte Interaktivität mit technischen Wesen, die genauso emotional, unberechenbar, unzuverlässig und chaotisch agieren, wie wir es (manchmal) sind – samt der Verpflichtungen, die daraus erwachsen?²⁴

Offensichtlich sind diese Fragen rhetorischer Natur und ich stelle sie allein, um aufzuzeigen, welche Widersprüche Vorstellungen von ›human-level AI‹ (McCarthy 2007) latent in sich tragen – und wohl nicht selten zu invisibilisieren versuchen. Jedoch meine ich ebenso, dass sich in diesem Komplex eine zentrale Frage verbirgt, die mit Blick auf die weitere theoretische Erörterung von ML hilfreich ist: Was wollen ›wir‹ von ML?²⁵ Vor dem Hintergrund der hier etablierten Perspektive hieße das darüber hinaus spezifischer: Was wollen wir von ML vor dem Hintergrund, dass wir bereit sind, uns in der experimentellen Auseinandersetzung mit der Technik Situationen auszusetzen, deren Ausgang alles als gewiss ist?

Empirisch mag sich eine Vielzahl von Antworten finden lassen. Die vorliegende Studie kam zu dem Ergebnis, das es sich um etwas handelt, das ohne ML nicht zu haben wäre, seien es die ›vielen beobachtenden Augen‹ des Trackingsystems in der Bienenbeobachtung, das die gleichzeitige Erfassung der Bewegungen hunderter Bie-

24 In dem Sinne, dass jede Form von Sozialität erst dann an Relevanz gewinnt, wenn es Einsätze braucht und Abhängigkeiten entstehen.

25 »What does machine learning want?« fragte bereits Adrian Mackenzie (2015), zielte damit nicht auf volitive, sondern inhärent normative Aspekte des Einsatzes von ML ab.

nen erlaubt oder, gekoppelt an einen Lautsprecher, zur unmittelbaren Unterbindung von Schwänzeltänzen eingesetzt werden kann. Gewissermaßen noch offenkundiger kann dies wohl über den künstlerischen Einsatz von Verfahren automatischer Bildgenerierung gesagt werden, wie sie in *F1-Bäume* anzutreffen waren. Nicht nur erlaubt die aufgrund ihres subtraktiven Charakters kaum intuitiv erfassbare Logik der technischen Bildproduktion (vgl. Offert 2023) die experimentelle Auseinandersetzung mit ästhetischen Potenzialen des Verfahrens. Darüber hinaus ermöglicht »die *manuelle* Erkundung des *latent space*« (Offert 2023, S. 280. Hervorh. i.O.) neuronaler Netze auch implizite Einblicke in deren latente Strukturen und mithin etwa ästhetische Spekulationen über das »Unbewusste der Maschinen« (Schmidgen 1997). Die (Un-)Bewusstseinsanalogie ist fraglos kaum sachlich zutreffend und oben wurde nicht grundlos ein gewisser argumentativer Aufwand betrieben, um das Irreführende unangemessener Anthropomorphisierungen von technischer Sachverhalte zu unterstreichen. Sie findet hier dennoch Erwähnung, weil über den Weg dieser Analogie eine interessante Ähnlichkeit in formaler Hinsicht verdeutlicht werden kann. In der soziologischen Betrachtung von Technik kann jenseits des »Vermenschlichungswunsches« ein Faszinationszusammenhang erkennbar werden, der gerade in der Unerreichbarkeit abschließender Erklärungen begründet liegt. An ML verwundert und fasziniert gerade der mysteriös anmutende Aspekt einer opaken Disposition, die sich an entscheidenden Stellen analytisch kaum sinnvoll zu reduzieren, geschweige denn aufzulösen lassen scheint. Genau diese Disposition erinnert an die unendliche (weil unauflösbar kontinuierliche) Faszination der unmittelbar gegebenen und unhintergehbaren (allein reflektierbaren) Faktizität psychischer Wahrnehmung. Wendet man den Blick hingegen auf die mittels ML hervorgebrachten Outputs, insbesondere Prädiktionen, so können die technischen Verfahren geradezu als divinatorische Techniken erlebt werden (Esposito 2022, S. 89–92), wobei vermutlich nicht allein das Zusammenfallen von Korrelation und Kausalität die Faszination am technischen Verfahren erklärt, sondern gerade dessen *black box*-Charakter als entscheidend für die Möglichkeit eines derartigen Erlebens anzusehen ist (vgl. Porr 2021).

Es scheint daher, als sei ML-vermittelte Sozialität zentral durch die Suggestion von Potenzialen von Modelloutputs für das jeweilige praktische Einsatzszenario gekennzeichnet, die 1. maßgeblich den Resultaten nicht-trivialer algorithmischer Modellierungen von Datensätzen zugeschrieben werden können, 2. die nicht auf anderes reduzierbar und folglich ohne ML gleichsam nicht vorstellbar wären, jedoch aus dem gleichen Grund 3. nicht verstehbar i. S.v. erklärbar sind, aber 4. nichtsdestotrotz *in situ* auf mehr oder weniger kontrollierte Weise praktisch hervorgebracht und stabilisiert werden können. Diese Potenziale beziehen sich auf die Möglichkeit situativer Intelligenz, d.h. die Bewältigung einer Situation im Sinne einer problembehafteten praktischen Disposition, wenngleich dabei algorithmische Modell als Technik selbst in verschiedener Hinsicht zum Problem werden kann. Soziologisch las-

sen sich Modelloutputs unabhängig vom Medium ihrer Manifestation (Text, Bild, Zahlen, Klang etc.) allein als *potenzielle Beiträge zu Intelligenz* plausibilisieren, wobei ML als menschliche und maschinelle *machine learners* integrierende soziale Praxis nicht nur über die Realisierung des Potenzials der Beiträge verfügt. Es ist der gleiche praktische Kooperationszusammenhang, in dem eine algorithmische Architektur zunächst für einen bestimmten Problemkontext konfiguriert (ggf. erst zu einem Modell ›trainiert‹) wird. Jener definierte Problemkontext fungiert zugleich als Horizont, der überhaupt erst die Identifikation von Potenzialen in Modelloutputs ermöglicht. Es erscheint daher sozialtheoretisch wenig plausibel, von ›intelligenten Maschinen‹ im Sinne einer isoliert-autonom operierenden Entität auszugehen. Algorithmische Modelle als Maschinen *lernen* nicht etwa, sich intelligent zu verhalten, sondern leisten allein eine Selbstprogrammierung im Sinne der Errechnung einer Funktion für die Beschreibung der Strukturen eines Datensatzes. Auf Basis der derart ›erlernten‹, im Datensatz vermittelten »ground truth« (Jaton 2021, 2024) kann das Modell fortan automatisch Outputs für gegebene Inputs generieren, die sich *potenziell* als hilfreiche Beiträge im Lichte einer praktischen Problemstellung herausstellen können.

Entscheidend ist dabei, dass die Modelloutputs allenfalls als eine unter mehreren Quellen, aus denen praktisch Intelligenz *synthetisiert* wird (vgl. Bratton 2021). Es ist diese Form der sozialen Einbettung, die gleichsam die Rede von maschinellem Lernen, das im engeren technischen Sinne nicht mehr als eine mathematische Funktion darstellt überhaupt erst plausibel macht. Was emphatisch als maschinelles Lernen oder gar künstliche Intelligenz bezeichnet wird, bezieht sich nie auf die Datenanalysen eines Modells als solche, so wie auch am menschlichen Gehirn in den seltensten Fälle die neuronale Aktivität als solche interessiert. Stattdessen fasziniert primär der Stellenwert der Datenanalysen in der Realität außerhalb des Modells, auf die dieses keinen unmittelbaren Zugriff (und von dem es keinen ›Begriff‹ und keine ›Vorstellung‹) hat, so wie das Gehirn doch zumeist als ›Sitz des menschlichen Geistes‹ fasziniert. Wie lässt sich diese Disposition präzise sozialtheoretisch bestimmen? Im nun folgenden Abschnitt stelle ich meine aus den vorangegangenen empirischen wie theoretischen Analysen gewonnene Bestimmung der Sozialität von maschinellem Lernen dar.

Rechentechnische Bestimmungen sozialer Wirklichkeit

What does mean mean?*

Es gibt, wie bereits mehrfach ausgeführt, bei algorithmischen Architekturen, wie sie für maßgebliche ML-Verfahren typisch sind, keine Möglichkeit der eindeutigen Verknüpfung von aktuellen Inputs, den der algorithmischen Modellierung zugrundeliegenden Daten und Outputs als Kausalverhältnis. Daher sind Modelloutputs *analytisch* immer nur partiell durch Trainingsdaten und Input bestimmt und eben maßgeblich unbestimmt, wenngleich sie *synthetisch* durch Input und Modell vollständig determiniert sind. Dieser Umstand markiert einen zentralen Aspekt der Sozialität von ML, gerade weil es paradigmatisch zur Modellierung von (datenförmig repräsentierten) sinnhaften Zusammenhängen eingesetzt wird. ML stellt maßgeblich den Versuch der Technisierung von Vorgängen dar, die gemeinhin auf das Verstehen, Interpretieren und Erzeugen von Sinngehalten bezogen sind. Was man zugespitzt als maschinellen »claim to meaning itself« (Roberge & Castelle 2021, S. 2) bezeichnen kann, geht mangels Erklär- und Verstehbarkeit der operativen Logik der rechentechnischen Vorgänge gewissermaßen mit einem »epistemic shock« (ebd., S. 2) einher. Medien- bzw. technikphilosophisch betrachtet kann dies als Anzeichen einer »technologischen Sinnverschiebung« (Hörl 2015) oder aber eines manifesten Ausdrucks von »computational reason« (Cavia 2022) interpretiert werden. Soziologisch und insbesondere sozialtheoretisch hingegen muss im grundbegrifflichen Register nicht ganz so hoch gegriffen werden, auch weil sich in empirischer Analyse zeigt, dass ML in aller Regeln in Form »sozialisierter Maschinen« (Anicker 2023) immer schon auf gewissermaßen »domestiziert« und auf bestimmte Zwecke hin »zugerichtet« auftritt. Eine epistemische Schockwirkung muss deshalb keinesfalls für jedes praktische Nutzungsszenario von ML-basierter Technik erwartet werden. Solange Technik erwartungsgemäß funktioniert, wird sie bekanntlich selten problematisiert. Heikel wird es demgegenüber schon eher bei Versuchen, das beobachtete Geschehen vollständig zu erklären, in seiner Genese zu rekonstruieren oder gar reflexiv einzuholen. Allerlei praktische Anlässe dazu stiften jedenfalls mutmaßliche technische Fehlfunktionen, etwa in Form wunderlicher und unheimlicher, wenn nicht gar verstörender Outputs.

Einen instruktiven Bericht eines solchen Anlasses liefert etwa Hito Steyerl in einem Aufsatz mit dem Titel »Mean Images« (Steyerl 2023). Ausgehend von der pointierten Formulierung des US-amerikanischen Schriftstellers Ted Chiang, ChatGPT

* Teile des folgenden Abschnitts wurden bereits in Groß 2024 publiziert. Das folgende Argument stellt eine überarbeitete und erweiterte Fassung der dort vorgetragenen Überlegungen dar.

sei im Kern ein »blurry jpeg of all the text in the web« (Chiang 2023), nahm sich Steyerl für ihren Essay das Bildgenerierungsmodell *Stable Diffusion* vor. Dank der von Matt Dryhurst und Holly Herndon entwickelten Software »Have I been trained?«²⁶ wusste sie, welche Fotos mit ihrem Konterfei im Datensatz *LAION-5B*, auf den das Modell trainiert wurde, enthalten sind (vgl. Abb. 29). Diese präsentiert Steyerl in ihrem Beitrag neben einem Bild, das vom Modell auf den Prompt »Image of Hito Steyerl« hin generiert wurde. Das Ergebnis (vgl. Abb. 26) spricht für sich: Zwar lässt sich eine Ähnlichkeit zu Hito Steyerl ausmachen, doch handelt es sich offensichtlich um keine Fotografie der Künstlerin, auch wenn der »fotorealistische Stil«²⁷ des Bildes dies zu suggerieren scheint. Aus Gründen, über die sich nur spekulieren lässt, sieht das im *Stable Diffusion*-Schulterstück abgebildete Gesicht gegenüber den Originalbildern Steyerls deutlich gealtert aus.

Dieser Umstand zeigt, dass algorithmische Modelle *mehr* leisten, als die Inhalte der zugrundeliegenden Datensätze (statistisch) präzise zu repräsentieren. Das ausgegebene Bild ist keine bloße Kopie eines im Datensatz enthaltenen Originals. Die Kehrseite dessen ist, dass sie andererseits allerdings aber auch dann *mehr* leisten, wenn tatsächlich nur eine im Trainingsdatensatz enthaltene Information gefragt ist. Das Beobachter:innen als Sinnüberschuss anmutende *Mehr* verweist indes auf einen Faktor, der algorithmischen Modellen Eigenschaften verleiht, die ihren Charakter nicht-trivial und im Hinblick auf die Genese spezifischer Outputs unbestimmbar machen.

26 <https://havebeentrained.com> (Zugriff 14.8.2024).

27 Die »Stilhaftigkeit« der Outputs von Bildgenerierungsmodellen ist Gegenstand gegenwärtige bildwissenschaftlicher Auseinandersetzungen mit ML. Besonders interessant scheint mir dabei die Beobachtung, dass die Bedeutung klassischer bildwissenschaftliche Kategorien wie »Stil« sich »im Zeitalter ihrer maschinellen Reproduzierbarkeit« in verschiedenen Hinsichten verschiebt. Das Attribut »fotografisch« etwa verliert seinen unmittelbaren Bezug auf das Bildgenese und ist in der »flachen« Klassifizierung von Bildmodellen nurmehr »just another ›style‹, an aesthetic, a certain ›look‹« (Meyer 2023, S. 108). Im Zuge dieser kategorialen Einbettung verschiedener klassischer Bildgebungsverfahren in bloße Stile zeige sich bezogen auf Fotografie, dass ML-vermittelte Bildgenerierung kaum die optischen, sondern primär die visuellen Aspekte des Fotografischen simuliert, vgl. Meyer 2023. Damit reiht sich ML in eine Medientgeschichte technischer Reproduzierbarkeit ein und ließe sich – wie auch andere digitale Medienphänomene (siehe oben Fn. 42) – in dieser Hinsicht auf aufschlussreiche Weise aus der Perspektive einer »Kultursoziologie massenmedialer Vervielfältigung« (Schrage & Hieber 2007) untersuchen.

Abbildung 25: Steyerl-Fotos in LAION-5B (Steyerl 2023)

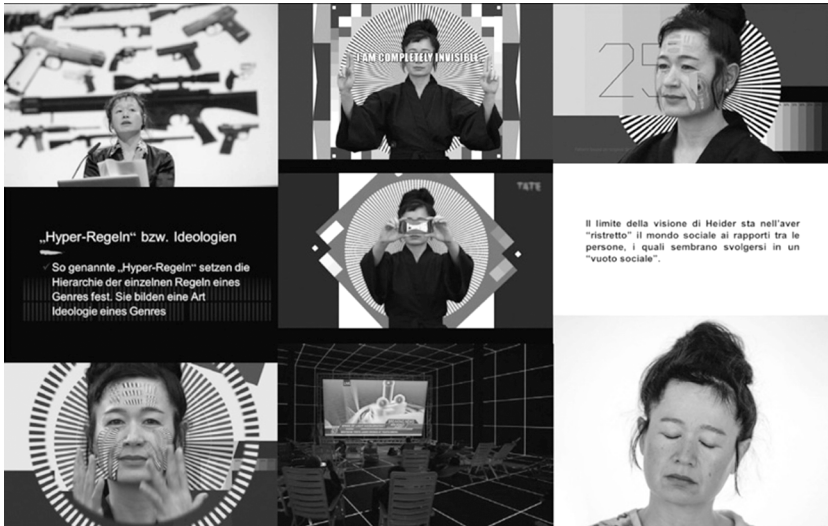


Abbildung 26: »Image of Hito Steyerl« (Steyerl 2023)



Steyerl erfasst die Krux dieser Disposition treffend in Form einer so einfachen wie vielschichtigen Frage: *What does mean mean?* Das doppelte *mean* markiert die Lücke zweier inkommensurabler Sinnsphären – *mean* als Durchschnitt und *mean* im Sinne von *bedeuten*. Die wechselseitigen Bezüge beider Wortbedeutungen erhellen die zentrale Problematik, die zugleich Quelle des Sinnüberschusses (mehr) ist. Steyerl fragt angesichts der sie modellierenden Bildoutputs von *Stable Diffusion* danach, was es heißt, per *prompt* bestimmten Bildinhalte automatisch aus einem Modell zu generieren, das diese Inhalte derart optimieren wird, dass die Bilder gemäß der Modellfunktion den entsprechend gelabelten Trainingsbildern möglichst ›nah‹ ist. Es sollte intuitiv ein im qualitativen Sinne durchschnittliches Bild von Steyerl zu erwarten sein, weil es derartig beschaffen sein wird, dass es möglichst allen ›originalen‹ Abbildungen Steyerls in gleichem Maße ähnelt. Dass der statistische Durchschnitt hier offenkundig von der Erwartung an einen qualitativen Durchschnitt – ein ›generisches Steyerl-Bild‹²⁸ – derart gravierend abweicht, verdeutlicht die außerordentliche Signifikanz der Differenz für die Beiträge, die algorithmische Beiträge zur Wirklichkeit leisten im Sinne der *Qualität von auf quantitative Durchschnitte optimierten Outputs*. Andererseits verweist die Umkehrung des Bezugs auf die schwerverständlichen Operationslogik stochastischer Modellierungen sozialer Wirklichkeit, wie sie allerdings nicht nur für ML charakteristisch ist: die *Quantifizierung von qualitativ verfassten (aber bereits quantitativ datenförmig übersetzten) Phänomenen*.²⁹ Dies geschieht bekanntlich algorithmisch mittels statistischer Analysen und stochastischer Modellierungen zur Errechnung (oder: Prädiktion) neuer Outputs für im Modell nicht enthaltene Inputs.

Was bedeuteten also auf Durchschnittswerte hin optimierte Outputs qualitativ-
ver Zusammenhänge?³⁰ Eine Antwort darauf wäre im konkreten Fall der *Stable Dif-*

-
- 28 Die Formulierung ist hier hervorgehoben, weil sie einen weiteren epistemischen Aspekt der *ML-Lücke* im Bezug algorithmischer Modelloutputs auf die gesellschaftliche Wirklichkeit offenbart. Weil Bildmodelle allein von Beispielen aus generalisierend induktiv und nicht etwa aus Abstraktionen (»Hito Steyerl«) deduktiv schließen (technisch präziser: inferieren) können, kann ›das Generische‹ in ihnen nicht logisch adäquat, sondern nur etwa h als Durchschnittswert technisch operationalisiert werden. Jenseits von bildmodellspezifischen Fragen kann über ML verallgemeinernd gesagt werden, dass es seine epistemische Autorität aus der Generalisierung von Beispielen und nicht etwa aus einem Fundament konstitutiver Regeln gewinnt (dies wäre bei ›symbolischer KI‹ (oder *GOfAI*), etwa ›Expertensystemen‹ der Fall), vgl. Campolo & Katja Schwerzmann 2023.
- 29 Entkoppelt von den ML prägenden Implikationen algorithmischer Datenmodellierungsverfahren finden sich dafür fraglos zahlreiche historische Beispiele, so etwa die »Quantifizierung des Hörelebens« (Schrage 2007, S. 146) im Kontext der Emergenz von Publikumsstatistiken für das Radiohören im frühen 20. Jahrhundert.
- 30 Eine alternative Formulierung wäre die nach dem Zusammenhang von statistischer Korrelation und dem jeweiligen Sinn einer Korrelation, etwa im Sinne eines Kausalzusammenhangs. Schließlich gilt für derart hergestellte Bilder [that] »these images are in fact highly corre-

fusion-Kreation von »Image of Hito Steyerl« als Erklärung der merkwürdigen Differenz durchaus instruktiv, ist aber unerreichbar: Obwohl sowohl die algorithmische Architektur des Modells wie auch die Inhalte des Trainingsdatensatzes öffentlich bekannt sind, hilft dies wenig in der konkreten Aufklärung der Frage. Es lassen sich nicht auf instruktive Weise einzelne Bilder oder Sequenzen des Algorithmus ausmachen, die zur Erklärung der detaillierten visuellen Gestalt des generierten Bildes maßgeblich etwas beitragen könnten – jedenfalls nicht hinsichtlich der Abweichung von den Originalbildern. Steyerl schlägt zur Beschreibung solcher opaker technischer Arrangements die Bezeichnung »White Box« vor. Im Unterschied zur hinlänglich bekannten Black Box sei deren Aufbau und Programmierung bekannt, ohne dass diese Kenntnis jedoch zum Verständnis ihrer Outputs maßgeblich beitragen könnte. Technische Transparenz erweist sich als Illusion, wenn sich zeigt, dass sich mit dem vermeintlichen Wissen nichts erklären lässt. Man hatte es, entgegen täuschenden Suggestionen, letztlich doch die ganze Zeit mit einer, wenn nicht mehreren *black boxes* zu tun.

Inside every white box there are two black boxes trying to get out. (Glanville 1982)

Die bildhafte Formulierung des Kybernetikers Ranulph Glanville³¹ verdeutlicht Steyerls Dilemma und erlaubt, ihre White Box-Konzeption mithilfe der Einführung eines Beobachters zumindest reflexiv zu erweitern. Gescheiterte Trivialisierungsversuche von Black Boxes (»making them white«) – als ein solcher kann Steyerls Erlebnis mit *Stable Diffusion* verstanden werden – können dann immerhin zur Reflexion der eigenen Perspektive führen. Was zu zunächst als White Box erscheint, entpuppt sich gleichermaßen *infolge der eigenen Beobachtungsreflexion* letztlich doch als Black Box.

Bildmodelle *sehen* nicht, sondern errechnen wahrscheinliche Pixelverteilungen, und LLMs *verstehen* nicht, sondern errechnen wahrscheinliche Wortverteilungen. Wird das Errechnete schließlich wieder in Bild oder Text rückübersetzt, kann unsichtbar werden, dass hier Beschreibungen der Wirklichkeit in keinesfalls umstandslos ineinander übersetzbaren medialen Ausdrucksformen (Sprache, Bilder, Statistik) am Werk sind. Es findet eine mehrstufige Übersetzung statt, in der Realität auf jeder Stufe kontingent vermittelt wird: zunächst in verrechenbare Daten,

lated in the strict technical sense, as they are the product of correlated image databases. (...) [W]hile these sorts of images can be uncanny or grotesque, they are at the same time highly correlated images. Correlation is baked in to the technology« (Galloway 2021).

- 31 Steyerl nimmt in ihren Ausführungen nicht auf Glanvilles kybernetisches Verständnis der »White Box« Bezug, sondern definiert diese über ihre technische Transparenz hinaus als »social filter«. Dieser leiste »an approximation of how society, through a filter of average internet garbage, sees me« (Steyerl 2023). Ich danke Dirk Baecker für den Hinweis auf Glanville, ohne den ich wohl kaum auf dessen instruktiven (und pointiert betitelten) Aufsatz gestoßen wäre.

dann in ein algorithmisches Modell, das wiederum datenförmige Outputs errechnet, die ihrerseits schließlich in ›lesbare‹ Ausdrucksformen in einem angemessenen Medium transformiert werden. In Anlehnung an Glanvilles verschachtelte Black Boxes gilt mit Blick auf die für ML charakteristisch herausgearbeitete epistemische Lücke daher, dass sich hinter dieser bei genauerer Betrachtung bzw. Reflexion mehrere Lücken verstecken.

ML zwischen Technik und Kommunikation

Steyerls Frage nach dem ›Durchschnittssinn‹ gewinnt ihre Prägnanz gerade dadurch, dass sie sich auf Bilder bezieht, denen ihre Kontingenz nur anmerken kann, wer ihre Geschichte und die an ihrer Verfabrung beteiligten Bildgenerierungsverfahren hinreichend kennt. Wer mit ML in Kontakt kommt – so kann aus der der Geschichte um Steyerl und *Stable Diffusion* geschlossen werden –, muss dabei nicht zwangsläufig mit Zahlen, Tabellen und Formeln in Kontakt kommen. Stattdessen bekommt man es mit Bildern oder Texten zu tun, deren Bestimmtheit unbestreitbar ist. Weil diese zweifellos informativ wirken – einen Unterschied machen –, lässt sich ML als *partielles Substitut* von Kommunikation verstehen. Dies gilt für die »Informativität« (Esposito 2017a, Übers. RGJ) von Modelloutputs, die auf den nicht-trivialen Charakter algorithmischer Modellierungen verweisen, der ML gegenüber anderen rechentechnischen Verfahren auszeichnet.

Sozialtheoretisch könnte ML in dieser Hinsicht als funktionales Äquivalent zu Kommunikation verstanden werden. Dies würde jedoch interessanterweise allerdings immer nur dann gelten, wenn es praktisch als (funktionierende) Technik behandelt wird. Sobald ML-Outputs problematisiert werden, hört nicht nur ML auf, Technik zu sein. Auch die Outputs verlieren ihren Informationswert, wenn ihr epistemischer Status infrage gestellt wird. Die epistemische Autorität der Technik verbürgt daher gewissermaßen die ›Authentizität‹ der (folglich dann nicht mehr als »künstlich« erlebten) Kommunikation. Solange diese Autorität als gesichert gelten kann, macht es funktional betrachtet keinen Unterschied, ob es sich um ›klassische‹ (durch menschliche Psyche angeregte) oder von Maschinen stimulierte »künstliche Kommunikation« (Esposito 2017a, 2022) handelt. Obwohl diese sich bei genauerer Betrachtung vielmehr als technische Simulation von Kommunikation erweist, vermag ihre Informativität dennoch für Überraschungen sorgen, sodass sie gleichermaßen nicht vorhersehbar ist und mithin unbestimmt erscheint. Ob der Weg immer überzeugenderer Imitation von Kommunikation jedoch überhaupt eine maßgebliche Trajektorie zukünftiger Einsatzszenarien von ML bleiben wird, kann al-

lerdings als fraglich gelten und zumindest nicht ohne Weiteres angenommen werden.³²

Welche Zukunft ML bevorsteht, ist insbesondere deshalb kaum absehbar, weil die für ML charakteristische Verwechslung von mechanischem und stochastischem technischem Fundament gar nicht zwingend auf die perfekte Simulation kausaler Fixierung angewiesen ist. Wenngleich die ästhetische Signatur von GANs auch manches über ihre Funktionsweise verrät³³, so wundert soziologisch betrachtet doch kaum, dass ML-Anwendungen praktisch nicht häufiger aufgrund der ihnen anhaftenden epistemologischen Problemdisposition verschmäht werden. Die ihnen zugeschriebenen Potenziale – ob spekulativ oder erfahrungsgesättigt – scheinen die Bedenken an ihrem mit Blick auf die intendierten Zwecke der Nutzung wohl häufig wackeligem Fundament oft genug aufwiegen zu können. Dass sich nicht mehr Anwendungen mit völliger technischer Transparenz als Designprinzip haben durchsetzen können, mag schon damit zu tun haben, dass kaum jemandem Interesse an übermäßig kompliziert anmutender Technik unterstellt werden kann. Statt detaillierte Angaben zur Genese eines jeden Outputs (bzgl. dessen Berechnung und möglichen Alternativen) zu studieren, kann es praktisch häufiger von größerem Nutzen sein, per *trial and error* »einfach weiter zu herumzuprobieren«, bis man sich dem gewünschten Resultat annähert.

Ich will mit dieser Überlegung darauf hinaus, dass der explizite Ausweis von Kontingenz im technischen Produkt, etwa als Hinweis auf die Unzuverlässigkeit von

32 Ich habe eingangs in meiner »Positionsbestimmung« dargestellt, weshalb eine soziologische Auseinandersetzung mit ML gerade durch Abstinenz vom spekulativen ML-Diskurs profitiert. Jenseits der daran anschließenden methodologischen und theoretischen Entscheidungen kann sich in diesem Zusammenhang ein »kurzer Blick zurück« als hilfreich erweisen: Interessanterweise war die »frühe« Generation von ML-Bildgenerierungsverfahren (2016/7 bis ca. 2019) noch von einer spezifischen visuellen Unschärfesignatur geprägt, die für diese Periode die Rede von einer genuinen »ML-Ästhetik« plausibel machte (vgl. Offert 2023). Manche fühlten sich angesichts der StyleGAN-Outputs an die Malerei Francis Bacons erinnert (vgl. Brass 2021) und die zur Beschreibung der Bilder verwendete Kategorie »visual indeterminacy« (Hertzmann 2020) steht womöglich nicht zufällig in Resonanz mit den hier vorgetragenen Überlegungen. ML als Sammelbezeichnung verschiedener Verfahren befindet sich nach wie vor in Entwicklung. Was für »KI-Kunst« anno 2018 galt, trifft für gegenwärtige, auf neueren Verfahren zurückgreifende künstlerische Arbeiten mitunter bereits nicht mehr zu. Dies impliziert freilich, dass auch die hier vorgetragenen Überlegungen gewissermaßen an die Zeit ihrer Entstehung gebunden sind, auch wenn mir daran gelegen war, mit meiner Konzeptualisierung abstrahierend einen technischen Kern von ML zu identifizieren, der Aussagen über ML-Verfahren seit den ersten Anfängen in den 1940er Jahren (etwa Warren McCullochs und Walter Pitts »Perceptron« im Jahre 1943) bis zur heutigen Zeit zulässt, vgl. Brass 2021, Hertzmann 2020.

33 Im Hinblick auf die Rolle von Unbestimmtheit im Zusammenspiel von Datensatz, algorithmischem Modell und Output.

Outputs, praktisch oft wohl kaum einen Unterschied machen würde. Schließlich erfolgt der realweltliche Einsatz von ML in aller Regel interessengeleitet derart, dass epistemologische Reflexionen weder vorgesehen sind noch nützlich zu sein versprechen. Gerade deshalb ist die beschriebene Verwechslung für ML als sozialem Phänomen charakteristisch: Nützlichkeit im Lösen von praktischen Problemen wird ML womöglich auch schon allein deshalb unterstellt, weil es möglich scheint – und Bestimmtheit gewollt ist. Vermutlich kann generalisierend festgehalten werden, dass kaum eine ML-Anwendung ohne das auskommt, was man *Intelligenzunterstellung*³⁴ gegenüber Technik nennen könnte. Wenngleich Szenarien, in denen ML zur Erledigung trivialer Aufgaben genutzt wird, hiervon auszuschließen sind, so kann doch von alle anderen (nicht-trivialen) Einsatzszenarien gesagt werden, dass diese auf der Basisannahme beruhen (fraglos in graduell differierendem Ausmaß), ML könne hier potenziell etwas leisten – etwa an der Lösung eines nicht-trivialen Problems mitwirken, das anders nicht lösbar zu sein scheint.

Die algorithmische Modellierung von Wirklichkeit im Datensatz, der alle möglichen Aspekte derselben abdecken soll, mag Unsicherheiten technisieren und rationalisieren. Sie kann die Unbestimmtheit der Welt jedoch weder abbilden noch eliminieren, sondern in Form von Outputs nur deren Berechenbarkeit suggerieren, sodass Unbestimmtheit dann als (bestimmbare) Kontingenz einer Beobachtung erscheinen muss und folglich Beobachter:innen zugerechnet werden kann (vgl. Esposito 2014, S. 234). Dass zahlenmäßigen Beschreibungen der Wirklichkeit mitunter eine wirklichkeitsstiftende Suggestionskraft (»Objektivität«) anzuhaften scheint, könnte angesichts der sich in ML manifestierenden Kontingenzverhältnisse indes verwunden, weil der Zahlen bestimmende Verweisungshorizont selbst unbestimmt ist, weshalb eine Zahl als Maß für (Un-)Ordnung geeignet scheinen mag, keinesfalls aber per se für Ordnung an sich steht (vgl. Lehmann 2014, S. 41).³⁵

34 Ich danke Dominik Schrage für diesen Begriffsvorschlag.

35 Auf etwas andere Art veranschaulicht der Künstler James Bridle diesen Zusammenhang in seiner Arbeit »Cloud Index« aus dem Jahr 2017. Unter Einsatz maschineller Lernverfahren suggeriert diese visuell einen Kausalzusammenhang auf zwischen dem Wahlverhalten im Brexit-Referendum 2016 und dem Wetter am Tag der Abstimmung. Diese Annahme gewinnt erst durch die grafische Inszenierung in Form eines Videos ihre suggestive Plausibilität. Das Werk erscheint als Kommentar zur Kopplung stochastikbasierter Rechenverfahren mit einer undurchschaubar-komplexen Welt, die nicht digital organisiert ist. Bridle macht im »Cloud Index« sichtbar, unter welchen Bedingungen soziale Fakten entstehen. Kommunikationsmedien können demnach nie unabhängig von gesellschaftlichen Wirklichkeiten verstanden werden, sind sie in ihrer Anwendung doch an soziale Interessen geknüpft. Es ist dann gerade der umweltliche Charakter medialer Artefakte, die Überhäufung mit Zusammenhängen, Verhältnissen und Korrelationen, allein technisch plausibilisiert, der maßgeblich auf das kulturelle Klima der heutigen Zeit und ihrer ästhetischen Disposition wirkt.

Deshalb ist zu vermuten, dass ML-bedingte epistemische Konfusionen wie im Falle Steyerl vs. *Stable Diffusion* nicht auf Anwendungen beschränkt bleiben, in denen die technische Kognition des algorithmischen Modells für Nutzer:innen unsichtbar allein ›unter der Haube‹ vermutet und folglich nicht auf instruktive Weise mit generierten Outputs in Verbindung gebracht werden kann. Selbst für ML-generierte Datenanalysen in Form von in Tabellen aufgeführten Werten gilt, dass algorithmische Modelle mittels ihrer Outputs gewissermaßen ganz grundlegend als »engines of order« (Rieder 2020) fungieren.³⁶ Kraft ihrer Positivität – sie generieren Outputs und nicht etwa keine – verarbeiten sie gesellschaftliche Wirklichkeit als eine, die sich in ihrer Geordnetheit immerzu beschreiben und mithin bestimmen lässt.³⁷

Die potenziell ordnungsstiftende Informativität von ML kann gleichwohl keinesfalls schlicht als gegeben verstanden werden. Sie ist stattdessen – wie die empirischen Fallstudie dieser Untersuchung gezeigt hat – nur möglich unter der Voraussetzung bestimmter Bedingungen, deren Herstellung umfassende praktische Bemühungen nötig machen. Deshalb erscheint die Informativität von ML nicht etwa als spontane, transformative Regung eines ›ghost in the machine‹, sondern vielmehr als Resultat eines über die drei Phasen von ML hinweg verteilten Akkumulationsvorgangs (vgl. Mackenzie 2017, S. 5f.) von *Informationspotenzial*. Meine ethnografischen Beobachtungen haben vor allem zeigen können, dass dieser Prozess seinerseits alles andere als trivial ist. Die von mir untersuchten *Situationen maschinellen Lernens* bezogen sich teils auf die Ermöglichung und teils auf die tatsächliche Manifestation von künstlicher Kommunikation. Meine Situationsanalyse war indes problemzentriert und hatte somit keine reibungslosen ›Kommunikationserfolge‹, sondern die praktischen Schwierigkeiten mit und um künstliche Kommunikation im analytischen Fokus. Dabei zeigte sich, dass ML wohl grundlegend nicht unbedingt eine ideale Dis-

36 Wohingegen hinsichtlich der realweltlichen Effekte mancher Anwendungen wohl ebenso und mit ähnlicher Plausibilität von »engines of disorder« die Rede sein könnte. Dafür wäre dann allerdings weniger bei den ordnungsbildenden Outputs selbst als vielmehr deren Verhältnis zu anderen (nicht ML-generierten) Beschreibungen der gesellschaftlichen Wirklichkeit angesetzt werden. Recht zweifellos kann die Kopplung zweier LLMs – also eine quasi-kommunikative ›Maschine-Maschine-Beziehung im Sinne ›echter‹ doppelter virtueller Kontingenzen (Esposito 2017, 2022, Höntsch 2021) – als ›disorder engine‹ angesehen werden, zeigen sich infolge des Trainings eines Modells mit den Outputs eines anderen Modells doch Kollapseffekte (vgl. Shumailov et al. 2024), die zur völligen Unbrauchbarkeit des trainierten Modells führen können – aufgrund der Isomorphie zu Inzestbeziehungen pathologisieren den auch »Habsburg Al« genannt, vgl. Sadowski 2023.

37 Adrian Mackenzie spricht im Zusammenhang mit ML im Anschluss von Foucault von einer inhärenten »positivity of knowing« (2017, S. 6). Dies gilt auch im Hinblick auf Wissen über die Zukunft: Prädiktive Verfahren lassen durch die Produktion von Beschreibungen gegenwärtiger Zukünfte nicht nur zukünftige Gegenwarten bestimmbar i.S.v. kalkulierbar erscheinen, sondern wirken auf deren Gestalt ebenso selbst mit ein (›manufacturing the predicted future« [Esposito 2022, S. 97]).

position für reibungslose Techniknutzung darstellt. Angesichts des Aufwands, der häufig zur Klärung der Bedeutung von ML-Outputs betrieben werden muss (etwa in *F2-Bienen*), mag man sich eher an zwischenmenschliche Kommunikation erinnern fühlen. Beteiligt man sich an dieser, sind Eindrücke gewisser Reibung bekanntermaßen schließlich viel eher die Regel als die Ausnahme. Gerade bei dieser Vergleichshinsicht fällt unmittelbar eine wesentliche Differenz auf, denn wenngleich das mitunter zum Leidwesen der an ihr Beteiligten gehen kann, ist ein wesentlicher Aspekt von Kommunikation doch die Möglichkeit ihrer Selbstthematisierung (i. S.v. »Meta-Kommunikation«). Diese Möglichkeit gab es in den von mir untersuchten Fällen von ML schlichtweg nicht und es darf als fraglich gelten, inwiefern »Meta-Dialoge« mit LLMs, wie sie hier diskutiert ausgiebig diskutiert wurden, dies tatsächlich leisten können.³⁸

Ist der Sinn von ML-Anwendungen – wie bei »klassischer« Technik – fraglos nach wie vor »ihr Funktionieren« (Halfmann 2003, S. 136), wird es bei der Bestimmung ihrer Funktion schon etwas heikler. Liefße sich die Funktion von Technik allgemein systemtheoretisch als »Substitution von Konsens oder Dissens« (ebd.) bestimmen, wäre das jedenfalls für die Fälle, in denen ML als künstliche Kommunikation erscheint, nicht plausibel. Jost Halfmann begründet seine Überlegung damit, dass Technik in systemtheoretischer Betrachtung als »funktionierende Simplifikation [...] die Beachtung mitlaufender Sinnbezüge (etwa über ihre Herstellungs- und Funktionsweise) entbehrlich macht« (ebd.). So stimmig dies für gängige Varianten von Technik ist, so ist bei ML doch in vielen Fällen nahezu das Gegenteil der Fall. ML-Outputs stimulieren geradezu ihre Interpretation, d.h. kommunikative Anschlüsse. Kommunikation (auch künstliche) ist gewissermaßen allein auf ihre Fortsetzung hin ausgerichtet und jedenfalls nicht zur Substitution weder von Konsens noch von Dissens geeignet. ML als künstliche Kommunikation kann dagegen Kommunikation selbst simulieren und mithin – zumindest hinsichtlich ihrer Informativität – ersetzen.

Die schon oben diskutierte mangelhafte Eignung von ML für »klassische« Technisierungsvorhaben ist indes als Hinweis darauf zu verstehen, dass die Informativität von ML auch dann ihre Wirkung entfaltet, wenn das Einsatzszenario allein »klassische« Technikfunktionen vorsieht. In diesem Sinne lässt sich sagen, dass ML aufgrund der im Zuge algorithmischer Phänomenmodellierungen sich vollziehenden »technologischen Sinnverschiebung« (Hörl 2011) auch dann nicht zuverlässig Konsens oder Dissens substituiert, wenn es gar nicht für Stimulation von künstlicher Kommunikation eingesetzt wird. ML mutet mit Blick auf das Anliegen

38 Muss infolge der obigen Charakterisierung der rechentechnischen Funktionsweise von LLMs doch davon ausgegangen werden, dass die Errechnung von plausiblen Antworten selbst auf reflexiv gerichtete Fragen keinesfalls mit Sicherheit etwas zur Klärung des Anliegens beitragen können.

seiner theoretischen Bestimmung folglich doppelt widersprüchlich an. In gewisser Hinsicht lässt es sich als kommunikationsäquivalent verstehen, in anderen hingegen nicht und gleichermaßen lässt es sich praktisch als Technik im konventionellen Sinne einsetzen, allerdings ohne die gewünschte Zuverlässigkeit moderner Technik bieten zu können.³⁹ Diese Widersprüchlichkeit steht im engen Zusammenhang mit der im Einsatz von ML virulenten technischen Kontingenz. Als Resultat der algorithmischen Modellierung eines Datensatzes kann sie gewissermaßen als Quelle der beschriebenen Unwägbarkeiten gelten. Infolge dieser Unwägbarkeiten erscheint als ML als widersprüchliches Phänomen, dessen technische Kontingenz im praktischen Einsatz zumindest vorübergehend ausgeblendet werden muss, wenn sie nicht schon auf Interface-Ebene invisibilisiert worden ist. Zweiterer Fall würde die Beteiligten (Anwenderinnen) in eine reflexiv ungünstige Position hinsichtlich der sich entfaltenden »Ökologie des Nichtwissens« (Luhmann 1992) bringen, wohingegen im ersteren sich offensichtlich eine anspruchsvolle kognitive Kooperation anzubahnen hätte.

In zugespitzter Form wäre diese Disposition wohl folgendermaßen adäquat festgehalten: ML erweist sich – als Versuch der Technisierung von Kommunikation – für konventionelle technische Nutzung letztlich als »zu kommunikativ« (informativ, unzuverlässig), für die Beteiligung an Kommunikation hingegen als »zu technisch« (opak, »unempfindlich«, »teilnahmslos«). Diese Beschreibung weist eine Nähe zu Konzepten wie »non-conscious cognition« (Hayles 2017), »algorithmic thought« (Fazi 2021) oder eben »artificial communication« (Esposito 2017a, 2022) auf; Zwillingenformeln, die Oxymora darstellen. ML ist »conscious cognition«, »thought« oder »communication« in gewisser Hinsicht ähnlich – mit diesen aber keinesfalls identisch, weil es gleichermaßen über Eigenschaften verfügt, die viel eher auf das Gegenteil hindeuten.

Stochastische Kontingenzmaschinen

Eine wichtige Einsicht zum sozialen Charakter ML findet sich wohl gerade in der Beobachtung, dass ML praktisch *nichtsdestotrotz* sowohl zur technischen Nutzung als auch zur Kommunikationssubstitution eingesetzt wird. Dann allerdings – wie in den von mir untersuchten Fällen – um den Preis von zu bewältigenden Situationen. Um diese zu meistern, scheint eine reflexive Position gegenüber ML vorteilhaft zu sein. Damit meine ich eine praktische Einstellung, die ML nicht vorschnell mit Technik oder Kommunikation identifiziert und stattdessen die Unwägbarkeiten von al-

39 Sodass man sich gewissermaßen ins 19. Jahrhundert zurückversetzt fühlen könnte, als präzise und zuverlässig operierende Rechentechnik noch ein Phantasma darstellte, vgl. oben Fn. 291.

gorithmischen Modellierungen sinnhaft verfasster Phänomene im Blick behält, um im Falle von Problemen adäquat reagieren zu können. Weil dies implizit auch heißt, dass allein die Verfügbarkeit geeigneter Daten zur Modellierung eines gegebenen Problems notwendige Bedingung des Einsatzes algorithmischer Modellierungsverfahren ist, zeichnet sich ML durch einen breiten, nicht prinzipiell beschränkaren Anwendungsbereich aus.⁴⁰ Wie ließe sich dann auf Basis der vorangehenden Argumentation die soziale Funktion von ML bestimmen?

Zunächst wäre zu berücksichtigen, dass die Bestimmung hinreichend abstrakt sein muss, um *alle* gesellschaftlichen Anwendungsszenarien einzuschließen. Dies umfasst Anwendungen sog. *generativer* (wie in *F1-Bäume*), aber auch *analytischer* Verfahren (wie in *F2-Bienen*) innerhalb einer Vielzahl gesellschaftlicher Zusammenhänge (Kunst, Wissenschaft, aber auch Wirtschaft, Politik usw.). Über all diese Kontexte seiner Anwendung hinweg bietet ML die Automatisierung *kognitiver* Leistungen; sein »claim to meaning itself« (Roberge & Castelle 2021, S. 7) artikuliert sich (für dessen Beobachter:innen) Vermögen, Beobachtungen zu produzieren, die in informationeller Hinsicht kommunikationsäquivalent sind. Dies wird ermöglicht durch die transformative Wirkung algorithmischer Modellierungen, die in Datenform vermittelte soziale Wirklichkeit stochastisch verrechnen (»lernen«), um fortan als Quelle neuer Datenanalysen und mithin Beobachtungen zu fungieren. Als aus dem Modell gewonnene Inferenzen beziehen sich diese Analysen auf ebendiesen wie auch auf die im Modell vermittelte externe Realität.⁴¹ Die Errechnung von Outputs für neue Inputs erfolgt als analytischer Abgleich derselben mit den Strukturen des Modells und – vermittelt über diese für Beobachter:innen – den Eigenschaften der Modellwirklichkeit. Die Unbestimmtheit des Datensatzes stiftet den Anlass des Einsatzes von ML und verweist zugleich auf die Unbestimmtheit sozialer Wirklichkeit. Die als Beobachtungen verstandenen, vom Modell produzierten Datenanalysen ermöglichen daher die Bestimmung des Datensatzes, der als *ground truth* des Verfahrens die Modellwirklichkeit darstellt – und ohne das Verfahren unbestimmt

40 Was freilich nicht heißt, dass ML eine technische Universallösung zur Bearbeitung jedweder Problemstellung ist. Warum ML-Einsätze in manchen sozialen Zusammenhängen naheliegender scheinen als in anderen, habe ich oben erläutert (vgl. Kap. 2.c). Grundlegend ist der Einsatz von ML in für »high-reliability organizations« (HROs, vgl. Weick et al. 1999, Weick 1987, Weick/Sutcliffe 2015) typischen Anwendungsszenarien aufgrund der inhärenten Unsicherheiten hinsichtlich der Validität und Reliabilität von Modell-Outputs als grundlegend riskant anzusehen. Noch grundlegender kann vermutlich gesagt werden, dass die Möglichkeit von ML-Anwendungen in »high-stakes scenarios« deshalb einen wesentlichen Anreiz der Entwicklung von »transparenter« und operationslogisch nachvollziehbarer XAI (*Explainable AI*) darstellt, wobei bessere technische Erklärbarkeit keinesfalls zwingend auch bessere Zurechenbarkeit von Verantwortung bedeutet, vgl. Lima et al. 2022 und Zednik 2021 sowie Weick, Sutcliffe & Obstfeld 1999, Weick 1987 sowie Weick/Sutcliffe 2015.

41 Erst derart verstanden lassen sie sich als Beobachtungen beobachten.

bliebe. Das Modell bietet eine statistische Beschreibung der Trainingsdaten, auf deren Basis das Verhältnis von Input und Modell *analysiert* oder aber – an der Modellrealität gemessen – wahrscheinliche Inputs als Outputs *generiert werden*. Der algorithmisch vermittelte Realitätsabgleich von Inputs zur Erzeugung *analytischer* wie *generativer* Outputs erfolgt daher gemäß einer stochastischen Logik. Auf eine Formel komprimiert bezeichnet die soziale Funktion von ML deshalb die *rechentechnische Transformation von Unbestimmtheit in kontingente Beobachtungen sozialer Wirklichkeit*. In sozialtheoretischer Betrachtung erscheinen technischen ML-Anwendungen folglich als *stochastische Kontingenzmaschinen*. Im Folgenden werde ich diese beiden Formeln erläutern und dabei die wesentlichen Einsichten der vorangehenden Überlegungen rekapitulieren.

Als technischer Kern von ML haben sich in der vorliegenden Untersuchung *algorithmische Modellierungen* erwiesen. Die Eigenheiten der sich in diesen vollziehenden Datenverarbeitung verleihen ML-typischen technischen Kognitionsprozessen ihren stochastischen Charakter. Lernalgorithmen leisten – epistemologisch betrachtet – Generalisierungen (vgl. Schwerzmann/Campolo 2023), indem sie eine Funktion zur Beschreibung eines Datensatzes errechnen, der zur Analyse von neuen Inputs in Bezug auf den verarbeiteten Datensatz geeignet ist. In funktionaler Hinsicht stellt dieser Vorgang die Hälfte dessen dar, was schließlich ML genannt wird. Die zweite Hälfte besteht im tatsächlichen Vollzug der Analysen mithilfe einer Inferenzfunktion, die dem stochastischen Datenmodell für gegebene Inputs entsprechende Outputs »entnimmt«. Erst diese Datenausgabe markiert eine greifbare Evidenz des *maschinellen Lernens* im wörtlichen Sinne: Künstliche Kommunikation nach Esposito als Quasi-Kommunikation unter Beteiligung von ML setzt demnach sozusagen »künstliches (Nach-)Denken« voraus, da Modelle erst *trainiert* werden müssen, bevor sie zu Outputs in der Lage sind. Soziologisch präziser ausgedrückt wäre es daher womöglich, die Trainingsphase in ML als *Sozialisierung der Maschine* zu verstehen, in der diese datenvermittelt mit Sinn »gefüttert« wird. Weil Beteiligung an Kommunikation ohne vorherige Sozialisation nicht möglich ist, bezieht sich ML als rechentechnisches Verfahren auf die Ermöglichung von künstlicher Kommunikation hin ausgelegte Kombination von algorithmischen Lern- und Inferenzfunktionen in einer algorithmischen Modellierung.

Algorithmische Modellierungen bieten in diesem Sinne augenscheinlich eine geeignete technische Grundlage für »sozialisierte Maschinen« (Anicker 2023). Entscheidend scheint mir dabei allerdings zu sein, dass im Falle von ML zwar fraglos eine Maschinensozialisierung konstatiert werden kann, doch dabei zumeist unklar bleibt, welche Regeln und Normen die Maschine tatsächlich »verinnerlicht«. Ob man von Sozialisierung sprechen kann, ohne präzise benennen zu können, worin dieser Vorgang – jenseits allein outputbezogener behavioristischer Zugriffe⁴² – be-

42 Die bei Erwartungsenttäuschungen allerdings zwangsläufig in Erklärungsnot geraten.

steht, muss aber wohl als fraglich gelten.⁴³ Wenn man auch menschlichen Sozialisationssubjekten freilich nicht in den Kopf schauen kann, so ist zumindest die Annahme plausibel, dass sie das gewissermaßen *selbst* und *sich* daher auf eine bestimmte Weise erklären können. Diese Annahme ist für Maschinen in ML nicht haltbar – auch wenn die Simulation ›maschineller Introspektion‹ ›authentisch‹ (i.S.v. menschenähnlich) anmuten kann. »Was das Valley Denken nennt« (Daub 2020) – Datenverarbeitung in algorithmischen Modellen, entspricht jedenfalls nicht dem, was Menschen als Denken verstehen, weil diese nicht sinnförmig, sondern stochastisch erfolgt. Und weil zudem der konkrete Gehalt maschineller Sozialisierung in einem strukturellen Sinne aufgrund der Opazität der algorithmischen Operationen immer unterbestimmt bleiben muss, erscheint jeder Modelloutput als kontingente Beobachtung. So erklärt sich die von mir gewählte Formel der *stochastischen Kontingenzmaschine* zur pointierten Bestimmung von ML.

Modelloutputs geben jedoch bekanntlich nicht nur aufgrund der Opazität ihrer Genese Rätsel auf. Wie ich ausführlich erörtert habe, sind algorithmische Modellierungen gesellschaftlicher Wirklichkeit(-sphänomene) als nicht-triviale Maschinen zu verstehen. Diese sind zwar synthetisch deterministisch, aber analytisch unbestimmbar⁴⁴ und zugleich von ihrer Geschichte (vorigem Verhalten) abhängig (vgl. von Foerster 1993b, S. 143).⁴⁵ Weil dieser Umstand eine vollständige Erklärung ihrer Operationen (›whitening the black box‹, Glanville 1979) verunmöglicht und diese folglich unvorhersehbar erscheinen müssen (vgl. von Foerster 1993b, S. 143), können

-
- 43 Entsprechend bin ich mit Blick auf die Zurechnung von bestimmten ML-Verfahrenstypen auf ›Verstehensäquivalente‹ skeptisch. Identifiziert Fabian Anicker (2023) etwa überwachte Lernverfahren mit der »Technisierung von Regelanwendung« (vgl. ebd., S. 94f.), unüberwachte Verfahren hingegen mit der »Technisierung von Regelabstraktion« (vgl. ebd., S. 95f.), halte ich dies für fragwürdig, weil im Modellierungsverfahren offenkundig keine Regeln, sondern die statistische Strukturen eines Datensatzes ›gelernt‹ werden. Aus Korrelationen von Datenpunkten auf in den Daten latent enthaltene Regeln (und erst recht auf eine Abstraktion von diesen) zu schließen, zeugt daher m.E. von einer Projektion auf Seiten des Beobachters, in der das eigene Verständnis des Sinns der Modelldaten (als »ground truth« [vgl. Jatón 2021, 2024]) mit dem Modell verwechselt wird. Für das Modell gibt es keine Regeln und keine Abstraktion, sondern nur Datenpunkte und deren Beziehungen. Sinnhaften Bestimmungen gegenüber ist das Modell damit zwangsläufig indifferent.
- 44 Analytische Unbestimmbarkeit könnte indes als »eine Art Leitbild für das Verständnis der Technik insgesamt« (Gamm 2000, S. 276) verstanden werden und ist keinesfalls auf ML und in ihrer Konstitution vergleichbare Technik beschränkt. Interessanterweise versteht Gerhard Gamm probabilistisch operierende Techniken als Versuche, »rationale Bestimmbarkeit wenigstens dem Prinzip nach zu sichern« (ebd.), siehe ausführlicher Gamm 2004.
- 45 Zur Veranschaulichung des Konzepts nicht-trivialer Maschinen schlägt von Foerster das Bild einer Maschine in einer Maschine vor. Genau in dieser Hinsicht trifft die Beschreibung die Struktur algorithmischer Modellierungen, strukturieren sich diese doch selbst. Alternativ könnte daher gesagt werden, dass bestimmte algorithmische Architekturen (etwa StyleGAN) als Maschinen dazu geeignet sind, intern Maschinen (Modelle) hervorzubringen.

sie mittels überraschender Outputs *transformativ* wirken. Dieses (Informations-)Potential verdanken sie ihrer Fähigkeit einer nach außen intransparenten Selbststrukturierung (»Training«) im Zuge der Errechnung einer Funktion zur Beschreibung eines Datensatzes. Mit dieser Errechnung leistet das Modell eine Determinierung des Datensatzes hinsichtlich seiner Strukturen, die sich nicht direkt beobachten, sondern nur indirekt über Outputs erschließen lässt. In anderen Worten sind die für die Input-Output-Relationen der nicht-trivialen Maschine verantwortlichen »Transformationsregeln« (ebd., S. 138) in wesentlicher Hinsicht unbekannt. Sie können daher nur experimentell über die Beobachtung sich verändernder Outputs bei variierenden Inputs zu erschließen versucht werden. Aufgrund dieser Verhältnisse erscheinen die Outputs des Modells in ihrem Realitätsbezug als kontingente Wirklichkeitsbeobachtungen. Sie leisten damit Bestimmungen (Analysen) von anderweitig Unbestimmten (Daten), wenn nicht Unbestimmbarem. Deshalb verstehe ich die *rechen-technische Transformation von Unbestimmtheit in kontingente Beobachtungen sozialer Wirklichkeit* als die soziale Funktion maschinellen Lernens.

Maschinenepistemologie

Dass ich dabei ML-Outputs als Beobachtungen auffasse, impliziert freilich schon, dass sie als künstliche Kommunikation verstanden werden. Dass sie kontingent erscheinen, liegt – wie bereits oben unter Rückgriff auf Elena Esposito erläutert – daran, dass infolge der Basisannahme hintergründiger sozialer Unbestimmtheit schlichtweg jede Beobachtung als reale Operation im Lichte ihrer Möglichkeitsbedingungen kontingent erscheinen muss. Angesichts seiner stochastischen Operationslogik setzen die Beobachtungsfähigkeiten von ML notwendigerweise die Berechenbarkeit sozialer Wirklichkeit voraus. Hierbei kommt eine ML-eigene Form »technischer Kontingenz« (Höntsch 2021) zur Geltung, die auf die Unwägbarkeiten der verweise Rechenprozesse verweist. Einerseits ist der Zusammenhang zwischen der sozialen Wirklichkeit und ihrer datenförmigen Abbildung als kontingent zu verstehen, und andererseits ebenso das Verhältnis zwischen der Logik der realen Phänomenzusammenhänge und der Logik ihrer stochastischen Beschreibung im algorithmischen Modell. Daher »kann ML gar nicht anders«, als in Anwendungsszenarien, die wesentlich sinnhaft verfasst sind, transformativ zu wirken. Dies liegt daran, dass Operationen im Medium Sinn schlichtweg kaum für Technisierungsversuche geeignet scheinen, ist Sinn doch wesentlich zeitlich und sozial bestimmt und folglich nicht außerhalb seiner aktuellen/potenziellen (Zeit) Situiertheit (sozial) verstanden werden kann, ohne dabei eine neue Bestimmung zu erfahren.

Unbestimmtheitstransformationen, wie sie ML herbeiführt, mögen zwar funktional einer technologischen Sinnverschiebung (vgl. Hörl 2011) gleichkommen, allerdings auf indirektem Wege, da die rechentechnischen Operationen selbst nicht sinnhaft verfasst sind. ML verarbeitet Daten, analysiert deren Beziehungen, und

produziert auf dieser Basis neue Daten(-analysen) – und operiert dabei völlig indifferent gegenüber den Bedeutungszusammenhängen, die in den Daten repräsentiert sein. Von entscheidender theoretischer Bedeutung erscheint mir dabei, dass ML als Technik selbst gar keine Sinntransformation vollziehen kann, weil die algorithmische Modellierung den Trainingsdatensatz gar nicht als Sinnzusammenhang verarbeitet. Gleichermäßen steht am Ende einer ML-Anwendung eine Übersetzung des Modelloutputs in eine sinnhaft verstehbare Form zwischen den eigentlichen rechnerischen Prozessen und dem, was künstliche Kommunikation werden kann. Es kann deshalb nicht davon ausgegangen werden, dass ML ›denkt‹, ›sieht‹ oder ›verstehet‹.

Diese Beobachtung impliziert, dass manche Diskussionen um Bias- und Diskriminierungseffekte (in einem außermathematischen Sinne) in der Anwendung von ML womöglich fehlgeleitet sind, weil sie auf Kategorienfehlern beruhen. Dies gilt etwa da, wo Bias hinsichtlich sozialer Implikationen von ML-Outputs grundlegend beklagt wird und fehlende soziale Filtermechanismen gefordert werden. Die geäußerte Kritik geht dann in aller Regel von einem normativen Maßstab aus, der für algorithmisch generierte stochastische Modellierungen sozialer Phänomene schlichtweg unverfügbar ist. Zudem wird bisweilen übersehen, dass eine wesentliche Leistung von ML im Grunde darin besteht, dass vorher als zufällig Erlebtes nun kontrollierbar scheint, so etwa in Form algorithmisch ›kuratierter‹ Feeds. In ihrer Funktion der Selektion von vermeintlich Berichtenswertem mögen sie Massenmedien ähneln, doch scheinen sie in operationslogischer Hinsicht ohne historisches medientechnologisches Vorbild zu sein. Dies gilt etwa mit Blick auf ihre stochastisch ermittelten Selektionsmechanismen zur Optimierung eines Feeds gemäß Zielvorgaben (Bsp. Nutzungszeitmaximierung). Prädiktionsverfahren zur Bestimmung von wahrscheinlich – an definierten Zielen gemessen – erfolgreichen Outputs operieren mit probabilistischem Kalkül, das Indifferenz im Sinne absoluter Gleichwahrscheinlichkeit verhindern soll. Damit ist jedoch reiner Zufall zugleich der grundlegende Vergleichsmaßstab zur stochastischen Beurteilung von Outputs. Reiner Zufall setzt – gegenüber dem Eintreten von Ereignissen mit bestimmter Wahrscheinlichkeit – Unbestimmtheit voraus; sonst handelte es sich nur um einen zumindest partiell prädeterminierten Pseudo-Zufall. Deshalb setzt die Determinierung eines Datensatzes mittels stochastischer Analytik das Vorhandensein von Zufall bzw. Indifferenz als Nullpunkt logisch voraus. Nur von diesem Punkt aus lässt sich eine Wahrscheinlichkeitsangabe als differenzieller Ausdruck und mithin als Information bestimmen.

Sinnanalytisch betrachtet hingegen kann nicht davon ausgegangen werden, dass ein gegebener Datensatz jemals umfassend sinnhaft bestimmt ist. Dass man ›mit Statistik alles beweisen‹ könne, ist vermutlich auch deshalb zu einem geflügelten Wort avanciert, weil die Interpretation statistischer Kenngrößen häufig keine triviale Angelegenheit ist. Die sinnhafte Bestimmung von Modelloutputs

findet letztlich erst in künstlicher Kommunikation statt, so wie sich die Relevanz jeder statistischen Analyse erst in deren sinnhafter Auswertung zeigen kann. Was Gegenstand künstlicher Kommunikation wird, kann nicht maschinell vorgegeben werden. ML vermag allerdings vorführen, dass ein Datensatz sich im Zuge seiner algorithmischen Determinierung auf eine Weise determinieren lässt, dass dem Modell Outputs entnommen werden können, die anderweitig nicht verfügbar wären – und dies durchaus mit Blick auf den sinnhaften Gehalt von Outputs. Dies wiederum ist logisch betrachtet notwendige Bedingung des Einsatzes von ML, denn wäre dies nicht der Fall, fiel der Anlass des Einsatzes weg.

Dies ist der wesentliche Grund dafür, dass ich ML als rechentechnische Transformation von *Unbestimmtheit* und nicht etwa von Wissen verstehe. Zugleich ist kaum zu bestreiten, dass in den Trainingsdatensatz *Sinnpotenzial* vorhanden sein muss. Die Informativität von Modelloutputs verdankt sich schließlich einer Modellierung, die im wörtlichen Sinne offensichtlich eine Referenz trägt (das im Modell repräsentierte ›Original‹). Sich auf ein Original zu beziehen, ist im Grunde Sinn des Modells schlechthin, doch ist dieser Zusammenhang freilich dem Modell nicht ›bekannt‹. Zwischen dessen Rechenoperationen und der sozialen Wirklichkeit bleibt eine epistemische Kluft, die Daten als »Schnittstellen zwischen algorithmischen und sozialen Prozessen« (Häußling 2020) schließen sollen. *Idealerweise* (aus Sicht der verantwortlichen Technikentwickler:innen) würden die Trainingsdaten für jedes stochastische Modell *alle* relevanten Informationen über das betreffende Phänomen beinhalten) und die Modellierung genau jene Informationen als relevante statistische Muster determinieren, die von der errechneten Funktion dann genau so beschrieben werden, dass die Sinnzusammenhänge ›hinter‹ den Daten exakt erfasst sind und jeder Modellinput die Ausgabe eines adäquaten Outputs nach sich zieht. *Realiter* hingegen erweist sich diese Vorstellung als Illusion – in jeder entsprechenden Phase von ML: Datenerhebung (1) – algorithmische Modellierung (2) – Modellanwendung (3). Was der Idealvorstellung grundlegend einen Strich durch die Rechnung macht, ist die Kontingenz der Modellfunktion wie auch die Kontingenz der Trainingsdaten, jeweils hinsichtlich ihres Verhältnisses zur sozialen Wirklichkeit.

In praktischen Anwendungen kann ML diese ihm eigenen Kontingenzen kaum ausweisen, viel eher ist das Gegenteil der Fall: Der notwendig positive Charakter von ML-Outputs als Beobachtungen (Mackenzie 2017) maskiert die Unbestimmtheit sozialer Wirklichkeit. Die ML inhärente, grundlegende Suggestion scheint mithin die von Bestimmbarkeit schlechthin zu sein. »From error to optimism« (Mackenzie 2015, S. 436ff.) – so könnte die epistemologische Basis algorithmischer Modellierungsverfahren als Motto pointiert zusammengefasst werden. Die Formel markiert

gewissermaßen die stochastische Inversion der klassischen metaphysischen Frage danach, warum überhaupt etwas und nicht vielmehr nichts sei.⁴⁶

In einer soziologischen Variante dieser Überlegung wäre dann allerdings weniger die Existenz der sozialen Wirklichkeit an sich in Frage zu stellen, sondern vielmehr deren Konstitutionsbedingungen in den Blick zu nehmen. In diesem könnte etwa gefragt werden, wie sich die dann gewissermaßen ›vorsoziale‹ Wirklichkeit bestimmen lässt, bevor sie qua sozialen Aktivitäten soziale Bestimmungen erfährt, d.h. konstruiert wird. Für die soziologische Theorie scheint mir in diesem Zusammenhang vor allem eine plausible Annahme zu sein, von einer Wirklichkeit im unbestimmten, aber bestimmbareren Zustand auszugehen. Dies ermöglicht, die Effekte von (bestimmenden) Beobachtungen sichtbar zu machen (Baecker 2005, S. 12f. u. 22f.) und mithin nicht nur Technik, sondern auch die Sozialität von Dingen angemessen in die Perspektive der Theorie zu integrieren (vgl. Müller 2013). Als Reflexionstheorie des Sozialen (und der Gesellschaft) erreicht die Soziologie damit auch kritische Distanz zu ihrem Gegenstand⁴⁷, den sie erst von dieser Position aus auf seine Möglichkeitsbedingungen hin untersuchen kann.

Indem ML durch die technische Produktion von Beobachtungen Kommunikation substituiert, ohne dass dabei die diffizile Kontingenzdisposition der Beobachtungsproduktion auf hinreichende Weise berücksichtigt werden kann, konsolidiert sich ML mit jeder generierten Beobachtung nicht nur als eine spezifische Form epistemischer Technologie. Weil die operative Kontingenz der Verfahren opak, wenn nicht maskiert und jedenfalls nicht reflektierbar erscheint, muss ML epistemologisch betrachtet darüber hinaus eine vorgängige Bestimmtheit der sozialen Wirklichkeit überhaupt voraussetzen. Dies gilt zumindest, wenn ML-Outputs nicht als Beobachtungen im Sinne von Konstruktionen, sondern allein von (›passiven‹) Entdeckungen verstanden werden. In Variation der metaphysischen Frage nach dem Grund des Seins müsste es dann sinngemäß in Form einer Setzung heißen, dass mittels ML so viel entdeckt werden kann, *›weil da im vermeintlich Unbestimmten immerzu etwas Bestimmtes schon ist, das sich folglich per technisch vermittelter Beobachtung auch sozial bestimmen lässt – und nicht vielmehr nichts‹*.

Die Konjunktion »weil« verdeutlicht, dass nicht bloß sozialtheoretische Reflexion unter der Hand für irrelevant erklärt wird – im Sinne von Chris Andersons berühmter Suggestion (2008), automatisierte Analyseverfahren von Big Data könnten Theorie ersetzen. Zuspitzend könnte man darauf aufbauend selbst noch die Suggestion entwickeln, dass ML Kommunikation ersetzen werde, sodass Andersons »end of theory« gar noch durch die These eines »end of communication«

46 Vgl. zum historischen und systematischen philosophischen Status dieser Frage die Beiträge in: Schubbe, Lemanski & Hauswald (Hg.) 2013.

47 Dem sie freilich trotzdem nach wie vor selbst angehört, womit sich das autologische Kriterium an soziologische Theoriebildung begründet.

überboten werden könnte. Mit dieser Übertreibung geht es mir darum, die ›Schlagrichtung‹ der impliziten Epistemologie dieser Position zu veranschaulichen, die sich zweifellos als deterministisch beschreiben lässt. »From error to optimism« (Mackenzie 2015, S. 436) wäre der diese Position begleitende »plot« (ebd.), wobei der Aussagen über die die Beziehungen einzelner Datenpunkte beherbergende Vektorraum als Quelle und Medium soziotechnischer Determinierungspraxis erschiene.⁴⁸

ML als *rechentechnische Transformation von Unbestimmtheit in kontingente Beobachtungen sozialer Wirklichkeit* zeigt sich hier als gegenwärtige Variante in einer langen historischen Reihe von Strategien der »Zähmung des Zufalls« (Hacking 2023 [1990]). Zu dieser Reihe gehört ebenso die Entstehung und Entwicklung der Stochastik als »Lehre von den Gesetzmäßigkeiten des Zufalls« (Georgi 2015, S. 1). Indem sie als Teilgebiet der Mathematik die »Sprache zur Behandlung zufälliger Geschehnisse zur Verfügung stellt« (ebd.), bietet sie die theoretische Grundlage für Technikentwicklung zur Aufspürung von »Regeln in der scheinbaren Regellosigkeit« (ebd.). Gegenwärtig operiert ML als aktuellste Iteration von KI maßgeblich auf dieser Grundlage. *Stochastische Kontingenzmaschinen* bevölkern in zunehmendem Maße die soziale Wirklichkeit – unter Bedingungen und mit Folgen, die ich im Vorangegangenen hinsichtlich ihrer soziologischen Implikationen zu erörtern versucht habe.

Die Realität wahrscheinlicher Fiktionen

Fazit

Die vorliegende Studie setzte beim ambivalenten Charakter von ML als einem potenzialträchtigen wie befremdlichen sozialen Phänomen an. In meiner sozialtheoretischen Annäherung führte ich diese zunächst widersinnig anmutenden Eigenschaften u.a. auf seine rechentechnischen Funktionsprinzipien zurück. Auf stochastischer Logik beruhende algorithmische Modellierungen von datenförmig erfassten Problemen konstituieren – so eine wesentliche These – im Hinblick auf ihre Outputs eine Form von Beobachtungskontingenz, die sich in erster Linie als epistemologische Verschiebung bemerkbar macht. Diese Verschiebung verweist auf die Inkommensurabilität von quantitativen und qualitativen Beschreibungen sozialer Phänomene sowie die Logik des Wirklichkeitsbezugs, die für ML

48 Interessanterweise erfolgt die Analyse von Datenbeziehungen daher häufig primär in räumlichen Kategorien, etwa der ›Nähe‹ und ›Ähnlichkeit der Position‹. Es überrascht in dieser Hinsicht nicht, dass topologische Perspektiven gegenwärtig als analytischer Schlüssel zum Verständnis technischer Kognition wie auch in der Auseinandersetzung mit »computational reason« (Cavia 2022) diskutiert werden, vgl. etwa Cavia/Reed 2023.

typischen Beschreibungen – aus stochastischen Modellierungen gewonnene und statistische Korrelationen als ›Muster‹ – genetisch zugrunde liegt. Aus dieser Charakterisierung entwickelte ich im Anschluss an meine empirische Untersuchung die Überlegung, dass die modellbasierte algorithmische Produktion von Datenanalysen soziologisch als automatische stochastische Transformation von sozialer Unbestimmtheit in kontingente Beobachtungen zu verstehen ist. In diesem Sinne ist mein Konzept *stochastischer Kontingenzmaschinen* (SKM) als präzisierende Reformulierung zur Bezeichnung jener zeitgenössischen technischen Arrangements gedacht, die sonst gemeinhin vage und gewissermaßen mystifizierend kurzerhand »Maschinelles Lernen« oder »KI« genannt werden.⁴⁹

Mit dem Konzept der SKM versuche ich in konzentrierter Form zum Ausdruck zu bringen, was ich als wesentliche Kennzeichen von ML identifiziert hatte: ein rechentechnisches Arrangement, dessen Sozialität fundamental von Eigenschaften geprägt ist, die ich ausführlich erörtert habe: operativ auf algorithmischen Modellierungsverfahren beruhende, mitunter adaptive Computertechnik, deren Produkte (Datenanalysen) zumeist mit dem Preis operativer und struktureller Opazität bezahlt werden. Der kontingente Charakter von ML-Outputs verweist genetisch auf die dem jeweiligen Modell zugrundeliegenden Daten wie auch die algorithmischen Verfahren, die zur Modellierung geführt haben. Heuristisch betrachtet kann ein algorithmisches Modell im Sinne einer Optimierungsfunktion (als Ziel des algorithmischen ›Training‹) als die ›bestmögliche‹ mathematische Annäherung an eine präzise Beschreibung der statistischen Strukturen eines Datensatzes verstanden werden. Die derart ›repräsentierten‹ Eigenschaften des Datensatzes, können in der Folge verfahrensabhängig zur Beurteilung (analytisch) oder Erzeugung (generativ) weiterer Daten mit Bezug auf das Modell benutzt werden. Weil die spezifischen Umstände der Entstehung (bzw. Erhebung) von Modelldaten oft unbekannt sind und die algorithmische Modellierung einer nicht-trivialen analytischen Rekonstruktion der Strukturen des Datensatzes gleichkommt, die ihrerseits jedoch zumeist nicht oder nur in beschränktem Maße rekonstruierbar ist, ergibt sich ein rechentechnisches Kontingenzregime, dessen Eigenlogik sich nicht lückenlos erklären lässt.

Der abstrakte Charakter dieser Beschreibung impliziert übrigens auch, dass ML als kognitive⁵⁰ Technik praktisch *potenziell* als Mittel zur Erfüllung einer prinzipiell

49 Während das nicht nur materielle, sondern auch diskursive *moving target* KI aufgrund seiner begrifflichen Unschärfe ohnehin nur empirisch als Signifikant und nicht als analytischer Begriff verwendet wird, zeigte die Auseinandersetzung mit Konzepten des Lernens³¹⁰, das aufgrund suggestiver Konnotation letztlich Ähnliches für »maschinelles Lernen« zu gelten hat. Infolge der begrifflichen Distanznahme blieb gewissermaßen schließlich im Konzept SKM allein ›die Maschine‹ übrig.

50 Im oben eingeführten Sinne, dass sich ihre technischen Operation als »rekursive Berechnung von Berechnungen« (Baecker 1995, S. 167) beschreiben lassen.

unbegrenzten Menge an Zwecken eingesetzt werden kann. Es geht damit einher, dass jeder Bestimmungsversuch der sozialen Funktion von ML gleichermaßen abstrakt ansetzen muss, um der Vielfalt *tatsächlicher* wie *möglicher* konkreter Szenarien praktischer Anwendungen gerecht zu werden.⁵¹

Der Eigenlogik von ML in zwei solchen konkreten praktischen Anwendungen empirisch auf die Spur zu kommen, war wesentliches Anliegen der ethnografischen Fallstudie. Auch weil ML als soziales Phänomen bekanntermaßen gerade durch seine Intransparenz, wenn nicht Unsichtbarkeit geprägt ist, entwickelte ich in meinen methodologischen Überlegungen eine empirische Operationalisierung von ML als mehrphasiger soziotechnischer Praxis. Dieser entsprechend erschien ML im Anschluss an die vorher eingeführte Konzeption künstlicher Kommunikation (Esposito) als erfolgreiche praktische Kooperation verschiedener heterogener *machine learners*. Diese praxeologische Reformulierung von Espositos Begriff erhielt zusätzlich einen situationstheoretischen Unterbau. Ausgehend von Deweys Situationsbegriff untersuchte ich ML in einem künstlerischen und einem wissenschaftlichen Anwendungsfall empirisch unter Fokus auf die Probleme, denen die beobachteten Praktiken begegnen, sowie die Dynamiken der Transformation situativer typische Unbestimmtheit. Die titelgebenden *Situationen maschinellen Lernens* wurden folglich durch eine Analyse der für sie charakteristischen Probleme sowie deren praktischer Bewältigung soziologisch erschlossen.

In der Beobachtung der praktischen Einrichtung und Anwendung von ML-Anwendungen zeigten sich vor allem Probleme mit Blick auf die Verlässlichkeit und Kontrolle der rechentechnischen Verfahren wie auch auf die Verständlichkeit der Outputs algorithmischer Modelle. Als besonders instruktiv erwiesen sich dabei die beobachteten Maßnahmen zur *Kalibrierung* dieser Probleme. So schuf in beiden Fällen die Durchführung unverbindlicher Tests und experimenteller Versuche ohne expliziten Erfolgsdruck Möglichkeiten des Ausprobierens und Tüftelns, die es den Beteiligten erlaubten, in »*trial and error*«-Manier Lösungen für konfrontierte Probleme zu finden, indem sie sich diesen intuitiv annäherten und so sukzessive praktische Vertrautheit mit einem soziotechnischen Arrangement erlangen konnten, das sich vollständiger Kontrolle entzieht. Für die Charakterisierung der Möglichkeitsbedingungen derartiger Problemkalibrierungen griff ich auf die in der Diskussion der Situationstheorie Deweys eingeführte Unterscheidung von

51 Dies ist indes keine ML-spezifische Beobachtung, sondern gilt prinzipiell für Computer seit Alan M. Tings Vorschlag einer universellen, diskreten Maschine im Jahre 1936/37, die auf eine endlose Papierrolle schreiben sowie das Geschriebene (an beliebiger Stelle) lesen und löschen kann. Auf dieser Basis könne diese Maschine jede andere korrekt programmierte Maschine simulieren und laut Friedrich Kittler habe Turing mit diesem Entwurf im Grunde den konzeptuellen Schlussstein einer medientechnischen Entwicklungsgeschichte gesetzt: »[T]he Turing machine concluded in its universality all developments for the storing, indexing, and processing of both alphabetical and numerical data.« (Kittler 1996, S. 11).

starker und schwacher Situationalität zurück und entwickelte die These, dass gerade die mit *schwachen Situationen* assoziierten Möglichkeiten des risikofreien Ausprobierens, Tüftelns und Experimentieren ohne hohe Einsätze maßgebliche Voraussetzungen für einen produktiven Umgang mit ML darstellen. Diese Beobachtung gilt jedenfalls für die untersuchten Praktiken, weist aber als Befund mit Generalisierungspotenzial auch über diese hinaus, schließlich wurden die beobachteten Wege erfolgreicher Situationstransformation nicht allein mit fallspezifischen Umständen, sondern mit grundlegenden Eigenschaften von ML in Verbindung gebracht.

Beide Untersuchungsfälle vereinte indes, dass sie Schauplätze von »experimentation« (vgl. Rheinberger 2019) darstellen, die auf die Hervorbringung neuer ästhetischer und/oder epistemischer Objekte ausgerichtet sind. Jenseits dieser maßgeblichen Parallelen zeigten sich auf Detailebene allerdings ebenso signifikante Unterschiede. Diese waren vor allem auf die feld- bzw. funktionssystemspezifischen Hintergründe der Praktiken zurückzuführen, mit der unterschiedliche Anliegen für den Einsatz von ML einhergingen: Die künstlerische Appropriation von ML in mittels des Bildgenerierungsverfahrens *StyleGAN* in *F1-Bäume* zielte auf eine reflexive ästhetische Exploration von ML. Im Zuge derer wurde in Auseinandersetzung mit dem praktischen Vollzug des Verfahrens eine Vielzahl von Aspekten des rechen-technischen Verfahrens zum Gegenstand eines künstlerischen Experiments zum Zwecke der Auslotung phänomenbezogener ästhetischer Potenziale. ML wurde hier zum expliziten Thema eines künstlerischen Experiments (und mithin Gegenstand des entstehenden Werkes), wohingegen in *F2-Bienen* »nur« ein effizienter Einsatz von ML für einen gegebenen Technisierungszweck – die Automatisierung der Bewegungsverfolgung von Honigbienen – von Belang für das beobachtete Experiment war. Der Gegenstand dieses wissenschaftlichen Experiments war offenkundig nicht ML selbst, sondern das Rekrutierungsverhalten von Kundschafterbienen, wobei ML einen wesentlichen Bestandteil der Experimentalanordnung darstellte. Die analytische Nutzung von ML als Beobachtungsinstrument zielte darauf, mittels ML-basierter Messverfahren zu neuen Erkenntnissen über das Sozialverhalten von Honigbienen zu gelangen.

In der Reflexion der empirischen Ergebnisse führte ich zunächst aus, wie eine soziologisch informierte Erweiterung des Verständnisses von Training in ML realistischen Vorstellungen von Sozialität unter Beteiligung von ML den Weg bereiten kann. Versteht man die multidimensionale Problembehaftetheit von ML nicht in erster Linie als Defizit, sondern zunächst allein »neutral« als Ausdruck von Nicht-Trivialität, die auf »alternative«, und das heißt eben mitunter auch unvertraute-befremdliche (i.S.v. nicht-menschliche) Beobachtungskapazitäten verweist, steht man mit Blick auf den Nutzen von Intelligenz vor einem (A-)Symmetrie-Problem. Sofern eine beliebige Entität nur in dem Maße als intelligent gelten kann, wie sich *nicht* vollständig verstehend erklären und mithin trivialisieren lässt, ergibt sich ein enger

Zusammenhang zwischen Intelligenz, Non-Trivialität, Verstehbarkeit und schließlich Kontrollierbarkeit. Denn es zeigt sich, dass Kontakt mit ›echter‹ – notwendigerweise nicht vollständig erklärbarer – Intelligenz für Beobachter:innen zunächst erst einmal vor allem Irritation, Kontrollverlust und mithin eine Zumutung bedeutet. Interessanterweise geht dieser Kontrollverlust im Falle von ML zugleich mit den Kontrollüberschüssen digitaler Technik einher. Die dieser Disposition innewohnende Spannung bringt m.E. prägnant auf den Punkt, was es heißt, mit Versuchen der Technisierung von Intelligenz zu tun zu haben.

Zugleich verweist sie ebenso auf die Verantwortung von Beobachter:innen im Hinblick auf die Feststellung und Zuschreibung von Intelligenz. Diese Verantwortung gilt dabei freilich auch für die vorliegende Untersuchung. Angesichts der schwerverständlichen *stochastischen Kontingenzmaschinen*, als die ich praktische ML-Anwendungen bezeichnet habe, erweisen sich – ›diesseits‹ abstrakter Theoriebemühungen – allzu eindeutige kritische Beurteilungen von ML als heikle Angelegenheit. Schließlich verweist bei Modelloutputs das ML eigene technische Kontingenzregime doch stets auf Quellen, deren Relevanz für die Beurteilung der Outputs sich nicht zuverlässig erklären lässt. Dies gilt für Fälle des Erfolgs wie auch des Scheiterns – und ebenso mit Blick auf die Nebenfolgen von ML-Anwendungen.

In sozialtheoretischer Reflexion erweist sich die *rechentechnische Transformation von Unbestimmtheit in kontingente Beobachtungen sozialer Wirklichkeit* als soziale Funktion maschinellen Lernens. Diese Bestimmung entstammt einer soziologischen Perspektive auf ML, die diese Funktion zugleich als Resultat eines mehrstufigen Akkumulationsvorganges versteht: Jeder Output eines algorithmischen Modells trägt nicht nur eine genetische Signatur, die auf die Erhebung, Verarbeitung, Aufbereitung und Zusammenstellung von Daten verweist. Er verdankt seine konkrete Manifestation zudem der praktischen soziotechnischen Kooperation verschiedener *machine learners* und erhält seine kontingente sinnhafte Bestimmung schließlich in Ereignissen künstlicher Kommunikation.

Mein Verständnis von ML als *stochastische Kontingenzmaschine*, die Datensätze in als Beobachtungen verstehbare Analysen transformiert, stiftet jenseits sozialtheoretischer Fragen ebenso Anlass für grundlegende wissenssoziologische und gesellschaftstheoretische Reflexionen. Angesichts seiner in ein opakes Gewand gehüllten kognitiven Potenziale stellt ML offensichtlich einen spannenden wie herausfordernden Gegenstand für epistemologische Fragestellungen dar. Im Sinne eines Ausblicks möchte ich deshalb im Schlussteil dieses Kapitels in knapper Form Anschlüsse der hier erarbeiteten Resultate an grundlegende wissenssoziologische Fragestellungen aufzeigen.

Lücken, Verschiebungen, Überschüsse?

In einem bereits 2017 publizierten Essay setzt sich Mols Sauter angesichts damals erstmals für Aufsehen sorgender Möglichkeiten automatischer Textgenerierung auf ML-Basis mit deren Bedeutung für Sinngenes und Gedächtnis auseinander. Der Aufsatz mit dem Titel »Instant Recall« (vgl. Sauter 2017) weist am Beispiel von Textvorhersagesoftware – man denke etwa an die Auto-Vervollständigen-Funktion in den Eingabezeilen von Suchmaschinen – auf eine bedenkenswerte Tendenz hin. Unter dem Einfluss solcher Software werde erstens das eigene Schreiben (mithin auch das »eigene Suchen« bzw. Googlen) zunehmend generischer. Da die Daten unterschiedlichster Nutzer:innen zur Prädiktion des wahrscheinlichsten Outputs für einen gegebenen prompt miteinander verrechnet werden, enthalte jeder »personalisierte« Vervollständigungsvorschlag immer auf maßgebliche Art eine genuin unpersonliche Komponente. Mit Blick auf typische Wahrscheinlichkeitsverteilungen lassen sich von solchen Vorschläge geradewegs normalisierende Effekte vermuten.⁵² Deshalb lasse sich dem Einsatz derartiger Software eine Tendenz zu De-Personalisierungs- bzw. De-Individualisierungseffekten nachsagen, die sich im generischen Charakter der entstandenen Texte bemerkbar machen.⁵³ Eine interessante Einsicht findet sich hier m.E. in der analytischen Differenzierung verschiedener Operationsebenen. Während auf Nutzer:innenebene Vervollständigungssuggestionen tatsächlich in »personalisierter« Form errechnet werden können, da der jeweils nutzer:innenspezifische Inputtext zur Berechnungsgrundlage wird, zeigen sich dennoch Normalisierungseffekte auf Aggregatebene im Vergleich der Effekte jeweils personalisierter Nutzungsszenarien. Es folgt daraus, dass maßgebliche Effekte des Einsatzes rechentechnischer Verfahren im Kontext von »Sinnverarbeitung« sich gewissermaßen »unter der tippenden Hand« der Akteur:innen vollziehen, die ihrer-

52 Weitaus drastischer hat dies wohl für den Einsatz von LLMs zu gelten, die 2017 und mithin »pre-GPT« noch nicht für derartige Furore sorgten, wie sie es in den letzten Jahren getan haben. Gewissermaßen ironischerweise kann es am generischen Charakter von vollständig durch LLMs erzeugten Texten gerade ihre formale Makellosigkeit sein, die in Plagiatsverdachtsfällen etwa bei studentischen Arbeiten zum Indiz für Betrug wird, weil sie bei solchen Texten ansonsten selten anzutreffen ist und deshalb gerade nicht als Normalfall angenommen werden kann.

53 Die Kehrseite dieser Feststellung könnte freilich die Einsicht sein, dass der eigene Schreibstil auch vorher nicht sonderlich persönlich war, was daran zu erkennen wäre, dass die Softwarevorschläge nicht selten durchaus brauchbar erscheinen.

seits maßgeblich an deren Manifestation in ML als soziotechnischer Praxis beteiligt sind.⁵⁴

Diese Differenz markiert gewissermaßen eine Lücke in der Kontinuität von Wirklichkeit, die sich mit Blick auf konkrete situative Umstände potenziell regelrecht zu einem Graben ausweiten kann – oder aber auch nur einen praktisch leicht zu überwindenden. Es ist mir deshalb wichtig zu betonen, dass oben prominent vertretene die These der ML inhärenten epistemischen Lücke vor allem analytisch relevant und für mich wesentlichen Stellenwert für ein angemessenes theoretisches Verständnis von ML hat, ohne dass sie deshalb sie als Problemquelle in jeder empirischen *Situation maschinellen Lernens* explizit praktisch thematisch werden müsste. Es handelt sich um ein aus der Reflexion gewonnenes Konzept, das soziologisch greifbar zu machen versucht, was in techniktheoretischen Debatten mitunter unter anderen begrifflichen Vorzeichen diskutiert wird. Unter Berücksichtigung dieser Debatten wäre etwa zu überlegen, ob meiner von der Dualität zweier Informationsbegriffe (samt distinkter Operationslogiken in ihrer Verarbeitung) ausgehende Sichtweise nicht gegebenenfalls eine sozusagen synthetische Perspektive vorzuziehen wäre, die auf die Auswirkungen der Koexistenz der beiden abzielt. Eine solche zeichnet sich etwa in Erich Hörls Überlegungen zur technologischen Sinnverschiebung ab (vgl. Hörl 2011), von denen ausgehend er darüber hinaus die These einer (nicht nur technisch bedingten) »Ökologisierung des Denkens« (Hörl 2015) im Kontext einer emergenten »environmentalitären Situation« entwickelt hat. Angesichts einer seit Mitte des 20. Jahrhunderts weit fortgeschrittenen, wenn nicht »vollendeten Kybernetisierung« (ebd., S. 247) als umfassender Prozess der Durchsetzung sozialer Wirklichkeit mit Technologie zielen Hörls Reflexionen auf die Veränderungen in den grundlegenden Bedingungen von Subjektivität und Sozialität.⁵⁵ Es zeigt sich hier in jeden Falle, dass die Frage nach einer sozialtheoretisch adäquaten Beschreibung der Wechselwirkungen zwischen sinnförmigen und rechentechnischen Operationsweisen (wenn nicht Existenzweisen) bzw. qualitativen und quantitativen Beschreibungen sozialer Wirklichkeit sich als anspruchsvoll und gleichermaßen grundlegend für soziologische Beschreibungen der Gegenwartsgesellschaft erweist.⁵⁶

54 Derart praxeologisch betrachtet wäre ML weniger als »sozialisierte Maschine« (Anicker 2023), sondern offensichtlich als sozialisierte Praxis zu verstehen. Der Vorzug einer solchen Perspektive besteht darin, dass sie beschreibbar macht, wie die (per Training sozialisierte) Maschinensozialisierung überhaupt wirksam werden kann.

55 Sieht weiterführend auch Nosthoff 2026 für eine umfassende historische Rekonstruktion der Kybernetisierung als bis in die Gegenwart wirkender Prozess, besonders mit Blick auf politische Implikationen.

56 Dass es hierbei mitnichten um ein Problem geht, das nur für ML gilt, zeigt dessen »diskursives Alter«, etwa wenn es unter dem begrifflichen Stichwort »Qualculation« (Callon/Law 2005) bereits vor fast 20 Jahren thematisch wurde.

Sauter weist in diesem Zusammenhang im eben referierten Essay darauf hin, dass der Einsatz von ML-basiertem Autocomplete im Schreiben die Tendenz zu Texten mit sich bringe, die zunehmend dem ähneln, was man selbst oder andere bereits geschrieben habe. Das gilt aufgrund der Einsicht, dass ML-Prädiktionsverfahren auf Basis einer per Datensatzauswahl apriori festgelegten »Ground Truth« (siehe Jatón 2021, 2024) Outputs gemessen an der errechneten Wahrscheinlichkeit ihres Auftretens im Datensatz produzieren. Wenngleich die »Modellwahrheit«⁵⁷ adaptiv verfasst sein kann, d.h. aktuelle User-Inputs berücksichtigt, zeigt sich hier, dass die maschinelle Textproduktion – auch in »spicy« (Solomon 2023a) Varianten – mit einem konstitutiven Hang in Richtung Vergangenheit ausgestattet ist. Folglich lässt sich über die Operationslogik des Verfahrens sagen, dass dieser entsprechend Zukunft als die höchstwahrscheinliche Rekombination von vergangenen Ereignissen errechnet wird – und zugleich als nichts anderes erscheinen kann.

Modellgenerierte Vorhersagen müssen keinesfalls völlig unplausibel sein: Vergangenes ist geschehen und könnte wieder passieren; eher vielleicht zumindest, als dass sich etwas genuin Neues ereignen würde. In diesem Sinne ist die weite Verbreitung etwa von Autocomplete-Software nicht zuletzt durch die gute Passform zu ihren Anwendungszusammenhängen zu erklären: Sie können nur in dem Maße nützlich sein, wie auch soziales Geschehen strukturell prädestiniert und mithin vorhersagbar ist.⁵⁸ Dies ist nachgerade Bedingung der Möglichkeit von ML. Die Trägheit der sozialen Wirklichkeit sichert den Realitätsbezug eines Modells und macht die Anschlussfähigkeit seiner Outputs wahrscheinlicher. Die algorithmischen Modellierungen zugrundeliegenden Daten erweisen sich nur dann als wertvoll und nützlich, insofern sie Einsichten über die realen Zusammenhänge erlauben, die sie beschreiben sollen. Dies gilt für wie analytische wie generative Anwendungen von ML. Die Datenabhängigkeit von ML gewährleistet, anders gesagt, redundante Anteile in wie überraschend auch immer anmutenden Outputs. Gerade das Faszinierende etwa mancher automatisch generierte visueller Artefakte ergibt sich aus diesem Umstand. Unheimliches fesselt gerade dadurch, dass es potenziell Verstörendes oder Bedrohliches mit Vertrautem kombiniert (vgl. Freud 1982 [1919]). Im Umkehrschluss ist allerdings zugleich festzustellen, dass ML auch dadurch wirksam wird, dass es solche Einsichten (etwa zur Trägheit, aber

57 I.S.v. im Modell implizierten Annahmen über die Wirklichkeit, die sich in Outputs manifestieren.

58 Dem Informatiker Alex Pentland zufolge markiert die »human strategy« in der Vorhersage zukünftiger Ereignisse einen weitaus effizienteren kognitiven Prozess, verfügen Menschen doch über common sense und Intuitionen, die es erlauben, aus weitaus weniger Datenpunkten (selbst bei ungleich mehr Rauschen) korrekte Extrapolationen zu gewinnen. Pentland weist jedoch auch darauf hin, dass menschliches Verhalten bei Kenntnis einer Reihe von Faktoren (vorheriges Verhalten, Verhaltensziele, Umweltbedingungen) in vielen Szenarien durchaus vorhersagbar ist, vgl. Pentland 2019.

auch Dynamik menschlichen Verhaltens) im Kontext der Auswertung von *Big Data* selbst erst ermöglicht. ML kann demzufolge zur Emergenz neuer Möglichkeiten gesellschaftlicher Selbstbeschreibungen und mithin auch zur Entstehung neuer semantischer und symbolischer Formen beitragen – und ebenso zur Entstehung wissenschaftlichen Wissens. So hat Benjamin Bratton darauf hingewiesen, dass Phänomene wie der Klimawandel gleichermaßen epistemologische wie technologische Errungenschaften darstellen (vgl. Bratton 2019, S. 12f.), die ohne entsprechende rechentechnische Verfahren (etwa für ihre Modellierung) schlechthin auch als Begriffe kaum existieren könnten.⁵⁹

Wissenschaft markiert derweil offensichtlich nur einen von zahlreichen Anwendungskontexten von ML. Im weiteren Feld visueller Kultur haben ML-Verfahren in den vergangenen zehn Jahren für Innovationen ganz anderer Art gesorgt. Ob diese gleichermaßen in einem emphatischen Sinne als symbolische Errungenschaften verstanden werden sollten, kann wohl als kontrovers gelten. Wenngleich sie operationslogisch auf das gleiche technische Fundament setzen, offenbart eine Betrachtung des die Emergenz von *generative ML* begleitenden Diskurses offensichtliche Unterschiede zur wissenschaftlich-analytischen Anwendung von ML, aber auch bemerkenswerte Gemeinsamkeiten. Das bereits 2015 von Google veröffentlichte Bildgenerierungsmodell *DeepDream* wurde als wohl erste ML-basierte Software mit ›maschinellen Halluzinationen‹ assoziiert.⁶⁰ Das Modell erhielt wohl nicht zuletzt deshalb seinen prägnanten Namen, weil die Suggestion, es könn-

59 Zu solchen Phänomenen wären gemeinhin auch wissenschaftliche Methoden und gar Disziplinen (»digital humanities«) zu zählen, darunter auch, was sich nach den Vorstellungen des Informatikers Alex Pentland als neue Variante von »social physics« als integrierte human- wie informationswissenschaftliche Disziplin herausbilden könnte (vgl. Pentland 2014), die im Unterschied zu ihren historischen Vorbildern des 19. Jahrhunderts (Adolphe Quetelet, Auguste Comte) über deutlich elaboriertere technologische Mittel zur Vermessung ihres Gegenstandes verfüge.

60 Dies zunächst im Kontext der ästhetischen Beschreibung seiner Outputs, vgl. Mordvintsev, Olah & Tyka 2015. Von diesem Ursprungszusammenhang löste sich die Formel jedoch bald ab und steht mittlerweile bes. im Kontext von Textgenerierung für das Abweichen von (mitunter leicht überprüfbarem) Faktenwissen in modellgenerierten Texten. Wichtig scheint mir hier zu beton, dass es mir mit der Verwendung des Begriffs allein um die empirische Referenz des Phänomens geht. In analytischer Hinsicht ist es hingegen wenig zielführend, Maschinen Halluzinationen zu unterstellen, nicht zuletzt, weil damit ein weiterer Weg fehlgeleiteter Anthropomorphisierung von ML eingeschlagen wäre. Vgl. dazu auch: Smith 2023. Zudem bietet die Annahme halluzinierender Maschinen den Unternehmen hinter LLMs eine Möglichkeit, Verantwortung für problematische automatische generierte Inhalte (»fake news«) von sich zu weisen, vgl. Metz 2023. Die Formel erfreut sich allerdings dennoch und vermutlich gerade aufgrund ihrer assoziativen Anschlussfähigkeit derart großer diskursiver Popularität, dass sie mittlerweile über einen eigenen Wikipedia-Eintrag verfügt, vgl. Wikipedia 2024.

te Einblicke in das (individuelle oder kollektive) Unbewusste liefern, nicht nur faszinierend war, sondern in gewisser Hinsicht auch plausibel wirkte.

Eindrücke wie die einer halluzinierenden Maschine, die mit Mark Fisher seltsam (»weird«) oder gespenstisch (»eerie«) genannt werden können, entfalten ihre Attraktion über den Eindruck, dass an ihnen etwas »nicht stimmt«, d.h. ihnen etwas fehlt oder aber an ihnen etwas ist, wo nichts sein sollte (vgl. Fisher 2015/2017). Gegenüber der instrumentellen Nutzung in wissenschaftlichen Anwendungen können ML-Verfahren in kreativen Kontexten zur Produktion von Artefakten genutzt werden, die ohne die Verfahren nicht zu haben wären. Dabei zeigt sich nicht nur in solchen Kontexten, sondern grundlegend allen Anwendungsszenarien von ML, dass der Einsatz von algorithmischen Modellen die Produktion von Sinnüberschüssen mit sich bringt. Es ist dieser Aspekt, der psychedelische Katzenbilder mit Analysen hochkomplexer Klimasimulationen vereint.

Vereint sind beide darüber hinaus gleichermaßen auch durch den bekannten Umstand, dass kaum nachvollziehbar gemacht werden kann, wie es zu dem gegebenen Output kam. Neben der bekannten Opazität kann dafür die im Zuge der Modellanwendung entstandene epistemische Lücke als Grund ausgemacht werden – die wahlweise auch als technologische Sinnverschiebung bezeichnet werden könnte. Meine Ausführungen sollten indes verdeutlicht haben, dass die Rede von technologischen Sinnverschiebungen angesichts emergenter Effekte des Einsatzes von ML womöglich durch ein Konzept der Produktion technologischen Sinnüberschusses ersetzt werden sollte. Ich halte dies für eine naheliegende Suggestion, da sich zeigt, dass die Anwendung derartiger rechentechnischer Verfahren weniger Bekanntes in neuem Licht erscheinen lässt, als dass sie für genuin neue semantische und symbolische Formen sorgt, deren Ursprung unbestimmbar ist.

Ein Versuch, der stochastischen Operationslogik algorithmischer Modellierungen ihren impliziten Sinn zu entnehmen, könnte etwa zur These einer, bezogen auf die Struktur eines Datensatzes, grundlegend konservativen Tendenz algorithmischer Modellierungen führen. Die erwähnte Beobachtung von Normalisierungseffekten⁶¹ in der Produktion von Texten scheint diese These »strukturkonservativer Algorithmen« (Fuhrmann 2021) zu unterstützen. Wenngleich sie daher in mancherlei Hinsicht stimmig scheint und sich obendrein empirisch untermauern lässt, möchte ich ihr mein Argument von der epistemischen Lücke entgegenhalten. Diesem folgend wäre Vorsicht geboten, strukturkonservative und gleichermaßen semantisch indifferente Datenverarbeitung mit einer strukturkonservativen normativen Orientierung gleichzusetzen. Struktureller Konservatismus kann bezogen auf die statistische Struktur eines Datensatzes *potenziell* nahezu gleichbedeutend

61 Die beispielsweise im Falle von Plattformen wie Google oder Microsoft hinsichtlich der Anzahl betroffener Nutzer:innen in Größenordnungen wirken, die in der Technikgeschichte kein Vorbild kennen.

mit auf dessen Sinnstrukturen bezogenem Konservatismus sein. Weil jedoch das jeweilige Medium, in dem die Operationen sich vollziehen, einer eigenen Logik unterliegt, sorgt die resultierende Lücke für ein unhintergebar kontingentes Verhältnis zwischen dem Sinn eines Phänomens und dem impliziten Sinn seiner algorithmischen Modellierung. Weil überdies nie prinzipiell davon ausgegangen werden kann, dass ein Datensatz das modellierte Phänomen vollumfänglich repräsentiert, verkompliziert diese Achse der analytischen Betrachtung die Verhältnisse noch weiter. Streng genommen zeigen sich in einer solchen Perspektivierung mindestens drei Bezugsachsen zwischen rechentechnischem Verfahren und sozialer Wirklichkeit, die das Verständnis des Modellsinns verkomplizieren: erstens das Verhältnis zwischen Datensatz und sozialer Wirklichkeit, zweitens das Verhältnis zwischen sinnförmigen Verstehen und stochastischer Analyse sowie drittens das Verhältnis zwischen der Modellierung, wie sie in Outputs Ausdruck findet und deren realweltlichem Bezugsobjekt.

Dass die Erwartungen an das Potenzial von ML in dieser Hinsicht jedoch wohl besser nicht überzogen sein sollten, zeigen auch die zahlreichen Beispiele von »Artificial Unintelligence« (Broussard 2018), bei denen die beschriebene Suggestivität von ML-Anwendungen übermäßigen Glauben an die Korrektheit von Modelloutputs zu unerwarteten und (eingangs erwähnten, vgl. Fn. 24) nicht selten unerwünschten Folgen geführt hat. Das bereits diskutierte Szenario von »model collapse« kann als eindringlicher Hinweis darauf gelesen haben, dass algorithmische Modelle bei allen ihnen inhärenten Potenzialen keinesfalls für sich schon per se Lösungen für Probleme bieten können, sondern das, was ich *Problemkalibrierung* genannt habe, als wesentlicher Bestandteil von adäquater Integration von Modellen in realweltliche Zusammenhänge verstanden werden sollte. Der mit »model collapse« bezeichnete Umstand, dass Modelle beim Lernen aus synthetischen, durch andere Modelle generierten Daten irreversible Defekte auszubilden drohen (vgl. Shumailov et al. 2024), verdeutlicht daher nicht zuletzt die Ambivalenz der *Potenzialität* von ML. Das auf einen vermeintlichen »curse of recursion« (Shumailov et al. 2023) in der algorithmischen Datenverarbeitung referierende Phänomen weist angesichts zunehmend signifikanter Anteile synthetischer Daten in Textform auf öffentlich zugänglichen Webseiten auf die reale Gefahr einer »semantic apocalypse« (Hoel 2021) hin. Ein solcher drohe etwa dann, wenn das Internet zur »Müllhalde« für modellgenerierte Inhalte jeglicher Couleur⁶² wird und neuen Modellen – dies ist freilich spezifisch auf LLMs bezogen – primär diese Inhalte für Trainingszwecke zur Verfügung. Eine solche Entwicklung wäre als eine mögliche unmittelbare Folge künstlicher Kommunikation ihr ihren aktuellen gesellschaftlichen Tendenzen zu verstehen. Neben die-

62 Dies schließt etwa Musikstücke auf Spotify (vgl. Hoover 2023), pornografische Inhalte mit Popstarbeteiligung (vgl. Spangler 2024) und eine Flut von LLM-generierten Buchtiteln auf Amazon ein (vgl. Knibbs 2024).

ser wären allerdings freilich auch andere, mitunter weniger dramatisch konnotierte Effekte einer gesellschaftlichen Disposition denkbar, in der maschinelle »hyperproduction« (Ferrari/McKelvey 2022) semantischer Formen jedenfalls in verschiedener Hinsicht für Herausforderungen sorgt.

Die Realität wahrscheinlicher Fiktionen

Bis zu diesem Punkt sollte klar geworden sein, dass ML in mehreren Hinsichten nicht »bloß irgendeine« Form von Digitaltechnik im Zusammenhang mit Big Data darstellt. Entsprechend gehe ich angesichts der gegenwärtigen Verbreitung von ML-basierter Technik (»jede Hosentasche«) davon aus, dass mit Blick auf den Zusammenhang von Daten und Wissen solche Schlagwörter wie *Big Data* und *Dataism* kaum ausreichen können, um alle wichtigen Implikationen hinsichtlich epistemologischer Verschiebungen im Zusammenhang mit ML zu beleuchten.

Schon *Big Data* war gekennzeichnet von der (spekulativen) »dataistischen« These, dass die Aussicht auf ergiebige Analysen von durch Trackingverfahren und anderen digitalen »Sensoria«⁶³ erzeugten umfangreichen Daten zu einer Vielzahl von Phänomenen neue ökonomische wie wissenschaftliche Produktivitätsschübe führen würde. Darauf beruhten (und beruhen) solche Vorstellungen wie etwa, dass *Big Data* als schier unerschöpflich verfügbare wie gewinnbringend verwertbare Ressource das »Öl des 21. Jahrhunderts«⁶⁴ sei. Auch die oben bereits diskutierte These Chris Andersons, dass aus statistischen Analysen großer Datenmengen gewonnene Einsichten (nicht nur geistes- und sozialwissenschaftliche) Theoriebildung hinfällig machen würde, wäre dieser ideologischen Strömung zuzurechnen (vgl. Anderson 2008).

Es hat vor allem mit den beschriebenen Komplikationen um die algorithmische Modellierung von Datensätzen zu tun, dass etwa Jonathan Roberge und Michael Castelle in der Einleitung zu ihrem Band über das »Cultural Life of Machine Learning« gerade nicht den Realitätsbezug von Daten als Kernproblem von ML ausmachen (»big data's crisis of empiricism« [Roberge & Castelle 2021, S. 7]). Stattdessen ist ihre Diagnose angesichts der zunehmenden Verbreitung von ML-Modellen bis tief in den gelebten Alltag hinein vielmehr die einer epistemologischen Krise (vgl. ebd.). Dies könnte auf den Umstand zurückgeführt werden, dass digitale Daten längst nicht mehr nur lediglich in »sehr großen« Mengen vorliegen, sondern geradezu im Überschuss vorhanden sind. Dies suggerieren jedenfalls die Autor:innen der Einleitung zu einer themenbezogenen Sonderausgabe von »Critical Inquiry« und führen zur Begründung ihrer These das Argument an, dass im Zuge dieses Wandels

63 In Anlehnung an McKenzie Wark (2018) möchte ich mit diesem Begriff die Summe verschiedener sensorischer Instrumente beschreiben, die in der Vermittlung von gesellschaftlicher Wirklichkeit zum Tragen kommen.

64 Vgl. kritisch dazu Spitz 2017.

gleichsam der soziale Status von Daten innerhalb des letzten Jahrzehnts eine maßgebliche qualitative Verschiebung erfahren habe (vgl. Halpern et al. 2022). Angefangen mit der Entdeckung, dass sich umfangreiche Datensätze durchaus auf effektive Weise nutzbar machen lassen (»unreasonable effectiveness of data« [vgl. Halevy et al. 2009]⁶⁵) – und später ergänzt durch die Entwicklung adäquater (etwa ML-basierter) Verfahren für deren effiziente Verarbeitung – habe sich nunmehr eine gesellschaftliche Realität geformt »in which data no longer serves just as an abstraction from the ›real‹ world but rather also as description and material agent« (Halpern et al. 2022, S. 198). Es gehe vielerorts längst nicht mehr primär um die Akkumulation von Daten, sondern vielmehr um deren effektive Weiterverarbeitung im Sinne von Informationsgewinn: »Data has become a source of capital dynamics, a means of governance and control of populations, a mode of the administration of territory, in short, a new structural condition« (ebd., S. 199); in einem Wort: »not big but surplus data« (ebd., S. 198).

Die wissenssoziologische Pointe dieser Diagnose besteht m.E. darin, dass die datenbasierte Modellierung sozialer Wirklichkeit nicht etwa als (spiegelnde und Latenzen offenbarende) Verdoppelung derselben (vgl. Nassehi 2019)⁶⁶, sondern als Erweiterung bestehender Realitäten verstanden werden sollte. Dies wäre das wesentliche Kennzeichen dieser emergenten »strukturellen Bedingung«, wie sie im obenstehenden Zitat beschrieben wird. »Surplus data« erzeugt in einer Vielzahl sozialer Zusammenhänge zu verarbeitende Sinnüberschüsse und steht somit auch für die aus der ubiquitären Verfügbarkeit von quantitativen Phänomenbeschreibungen resultierenden Überschüsse von Kontrollmöglichkeiten. Dass sich infolge der digitalen Verdatung sozialer Wirklichkeit Kontrollüberschüsse als Kennzeichen dessen zeigen, was Dirk Baecker bereits vor bald 20 Jahren und entsprechend entschieden »pre-ML« als »nächste Gesellschaft« bezeichnet hat (vgl. Baecker 2007), überrascht indes kaum. Kontrollüberschuss ist dabei freilich nicht gleichbedeutend mit

65 Gemeint ist die Einsicht, dass sich zur informationstechnischen Bearbeitung vieler Sachverhalte eine Kombination aus umfangreichen Daten und einfachen Algorithmen häufig besser bewährt als eine aus weniger umfangreiche Daten gepaart mit komplexen Algorithmen. Die Formulierung ist eine Anspielung auf den Titel eines Aufsatzes des Physikers Eugene Wigner aus dem Jahre 1960 über die zentrale Rolle der Mathematik in den Naturwissenschaft, vgl. ebd., S. 8 sowie Wigner 1960.

66 Nassehis gesellschaftstheoretisches Argument zielt wesentlich auf die Entdeckung der stochastischen Musterhaftigkeit sozialer Phänomene, die sich im Zuge der »Zähmung des Zufalls« (Hacking 2023 [1990]) und der mit der datenmäßigen Erfassung einhergehenden Diskretisierung und Digitalisierung der entsprechenden Untersuchungsobjekte seit dem 19. Jahrhundert vollzieht und daher, wie oben bereits angedeutet, weit über das Thema ML hinausweist, sich für dessen Verständnis aber dennoch als instruktiv erweist.

dem Zugewinn von absoluter Kontrolle (im Sinne von Steuerung⁶⁷), sondern zeitigt ebenso Eindrücke von Kontrollverlust (vgl. etwa Nassehi 2019, S. 178) bzw. steht gerade für die Gleichzeitigkeit größerer Kontrollmöglichkeiten wie Kontrollverluste (vgl. Selke 2023, S. 195ff.).⁶⁸ Insofern scheint es so, als würde ML den Tendenzen der ›digitalen Transformation‹ nichts grundlegend Neues hinzufügen. Allenfalls ließe sich argumentieren, dass seine Verbreitungen bestehende Tendenzen gewissermaßen radikalisiert. Versteht man etwa die charakteristischen Schwierigkeiten der Interpretation von Outputs algorithmischer Modelle als einen Fall der Produktion von Sinnüberschuss, liegt die Schlussfolgerung nahe, ML führe womöglich nur, wenn auch auf sehr prägnante Weise vor, dass Kontrollüberschüsse eben gerade nicht gleichbedeutend mit einem Zuwachs an Kontrollmacht sind.

Die radikalisierenden Tendenzen von ML lassen sich indes als Effekte einer veränderten Beziehungsstruktur zwischen Daten und sozialer Wirklichkeit interpretieren. Die »surplus data«-These wäre dann zu plausibilisieren als die der Emergenz eines Stadiums, indem sich die datenförmigen Beschreibungen der Wirklichkeit längst als maßgebliche Wirklichkeitsbestandteile eigenen Rechts etabliert haben. Die Formel »surplus data« steht dementsprechend für eine Verkomplizierung dessen, was semantisch noch vor nicht allzu langer Zeit etwa als Unterscheidung von ›Online-‹ und ›Offline-Welt‹ oder ›echter‹ und (bloß) ›virtueller Realität‹ akzeptiert war. Daten verweisen mittlerweile nicht nur längst in erster Linie – statt auf ›die Realität da draußen‹ – auf andere Daten: »Data extends beyond description, creating the world it would describe« (ebd., S. 203).

Wenn »surplus data« einerseits aufgrund der Aussicht auf generative Weiterverarbeitung endlose derivative Nutzbarkeit zu versprechen scheint, gehen mit der erwähnten Verkomplizierung andererseits auch Eindrücke zunehmender Orientierungs- und Haltlosigkeit einher. »Surplus data« steht daher auch für »a world of noncausal relations, inductive reasoning, incoherence, and multiple truths« (ebd., S. 198) und »loops of uncertainty« (ebd., S. 207) infolge des Wegfallens maßgeblicher Verbindlichkeiten im Wirklichkeitskontakt. In dem Maße, wie soziale Wirklichkeit im alltäglichen Erleben zunehmend maßgeblich von Resultaten maschineller Mustererkennung vermittelt wird, verweist die gegenwärtige gesellschaftliche Realität

67 Digitale Zensurmaßnahmen erscheinen demnach als Versuche der »Kontrolle des Kontrollüberschusses« (Moßbrucker 2020).

68 Mit Blick auf die Folgen dieser Disposition wäre ebenso Marie-Luise Angerers Konzept der »Verlustkontrolle« zu bedenken (vgl. Angerer 2024). Sie bezieht diese Inversion der bekannten Formel auf die Notwendigkeit eines angemessenen Umgangs mit all, was jenseits eigener Kontrollmöglichkeiten liegt. Fantasien absoluter Kontrolle erweisen sich angesichts der beschriebenen Veränderungen technologischer Dispositionen ihre Maßgeblichkeit, denn (nicht nur) ML »ist nicht zu kontrollieren, da weder sein Ausmaß, sein Sich-Ereignen, sein Ende noch seine Wirkweise bekannt« (ebd., S. 113), geschweige denn vertraut und erst recht nicht vollständig erklärbar ist.

gleichermaßen zunehmend auf ein »Meer von Daten« (Steyerl 2018) – aus dem sie sich zugleich speist. Diese emergente Wirklichkeitsebene fungiert als Quelle technischer Kognition wie in ML und erscheint im Medium Sinn operierenden Beobachter:innen als Quelle von Überschuss wie auch von Unbestimmtheit.

Ich halte Steyerls Metapher für überzeugend, weil sie diese beiden Aspekte und darüber hinaus die Dimension des Nichtwissens aufzunehmen vermag. So wie bekanntermaßen nur ein Bruchteil der Weltmeere als erforscht gilt, bleibt sowohl der maritime Raum wie auch der »Datenraum« (Baecker 2023) dieses Planeten in relevanter, und immerzu potenziell entscheidender Hinsicht der sozialen Welt entzogen. »Nichts Klares erkennen zu können, ist die neue Normalität« (Steyerl 2018, S. 309), lässt sich daher mit gewisser Plausibilität über die epistemische Ordnung der Gegenwartsgesellschaft behaupten.

In Anlehnung an die moderne »Fiktion der wahrscheinlichen Realität« (Esposito 2007) scheint mir diese Disposition im Hinblick auf ML als *Realität wahrscheinlicher Fiktionen* treffend beschrieben. Es handelt sich um dabei um eine Wirklichkeit, deren epistemisches Fundament sich grundlegend aus einer Kombination von »Dataismus« und Intelligenzunterstellung gegenüber den technischen Datenverarbeitungsverfahren speist. Laut Esposito stellen

Statistik und Wahrscheinlichkeitstheorie [...] eine irreale, aber realistische Realität dar, gerade weil sie diese vereinfachen und auf eine Weise durchschaubar machen, die die reale Welt nie zulassen würde. Sie stellen uns eine regelmäßigere und besser geordnete Realität zur Verfügung. (Esposito 2007, S. 57)

Die Krux dabei ist allerdings, dass sich diese regularisierend-ordnungsstiftenden Beobachtungen der Wirklichkeit Beobachter:innen zweiter Ordnung als kontingente Beschreibungen zeigen und folglich als fiktive Konstruktionen erweisen, sofern man stochastischen Verfahren kein epistemisches Primat zuspricht. Angesichts der operativen Bedingungen der Gegenwartsgesellschaft ließe sich ein solches Primat jedoch auch anderen Beobachter:innen kaum plausibel zusprechen. Wie Esposito unterstreicht, ermöglicht probabilistische Prognostik die Transformation von Unsicherheit angesichts der absoluten Unbestimmtheit zukünftiger Gegenwarten in als wahrscheinlich verstandene Szenarien gegenwärtiger Zukünfte. Da derartige Vorhersagen jedoch keinesfalls als Garantien über das Eintreten bestimmter Ereignisse zu verstehen sind, müssen sie sich als Fiktionen erweisen, deren Wahrheitsgehalt erst in der Zukunft festgestellt werden kann – und deshalb für ihr gegenwärtiges Wirken keine Relevanz hat (vgl. ebd., S. 27–31).⁶⁹ Jenseits von Überlegungen zum

69 Bzw. in die Paradoxie führen, dass sich bei Nichteintreten von Vorhersagen Korrekturen derselben erübrigen, weil sie Beschreibungen möglicher zukünftiger Gegenwarten in der Ver-

»Wert der Prognose« jedoch zeigt sich interessanterweise, dass angesichts der gegenwärtigen Wirklichkeitsverhältnisse mitunter »Fiktion aussagekräftiger als die (undurchschaubare) Realität« (ebd., S. 31) anmuten kann. Stochastische Beschreibungen der Wirklichkeit, können gerade aufgrund der unauflösbaren Kontingenz der Wirklichkeit, die sie beschreiben, in ihrer kommunikativen Verarbeitung generativ wirken. Die *Realität wahrscheinlicher Fiktionen* ist mithin die besonders im Zuge der Ausbreitung von ML wirksam werden Kehrseite von Esposito's »Fiktion der wahrscheinlichen Realität«. Schenkt Esposito vor allem den epistemischen Dimensionen stochastischer Beschreibungen der modernen Gesellschaft Beachtung, geht es mir mit der Inversion der Formel darum, Aufmerksamkeit auf die operativen Bedingungen und Auswirkungen dieser Disposition zu lenken.

Einer Analyse dieser Disposition offenbart ein interessantes Komplementärverhältnis von ML, Kommunikation und Bewusstsein. So scheint es ein Privileg des menschlichen Bewusstseins zu sein, die Unwägbarkeiten und Unkontrollierbarkeit von Kommunikation derart in den Blick zu bekommen und präsent zu halten, wie es Computertechnik (wie ML) nicht kann (vgl. Baecker 2007, S. 51). Gleichmaßen gilt dies für die epistemischen Auswirkungen verschiedener Formen der Wirklichkeitsbeschreibung. Dass und weil gerade unwahrscheinliche Ereignisse »besonders interessant und vielversprechend sind« (Esposito 2007, S. 49), dessen können sich diejenigen, die auf der Basis von Ereignisvorhersagen Entscheidungen treffen müssen, wohl bewusst sein. Von den »abstrakten Operationen der Wahrscheinlichkeitsrechnung« (ebd.) kann dies jedenfalls nicht erwartet werden. Nicht allzu überraschend war eine solche Erwartungshaltung auch in meinen empirischen Fällen nicht anzutreffen, in denen die Kontrolle der praktischen Abläufe doch recht exklusiv den beteiligten menschliche Akteur:innen zu obliegen schien.

ML vermag allenfalls – und hierin erinnert es an Bewusstsein – auf intransparente Weise Kommunikation anregen, was zugleich Unbestimmtheit in die Kommunikation einführt (vgl. Fuhrmann 2021, S. 106). Dies zeigt sich in empirischer wie auch in theoretischer Analyse. Hinsichtlich dieses Potenzials steht ML auf einer Stufe nicht nur mit Bewusstsein, sondern allen »kognitiven Systemen in den Medien des Lebens, des Bewusstseins, der Kommunikation und der Technik« (Baecker 2013, S. 32). Und wohl nicht gänzlich überraschend lassen sich all diese Systeme wie ML als nichttriviale Maschinen verstehen (vgl. Luhmann 2020 [1998], S. 517). In deren operativer Interdependenz kann sich dann im Falle von Störungen die Identifikation von Störungsursachen (im Sinne der Zurechnung der Störung an ein System oder die Umwelt) mitunter als schwierig erweisen (vgl. ebd., S. 516). Dies mag jedoch ein Scheinproblem darstellen, »weil das System auf technische Kopplungen hin angelegt ist und diese Kopplungen komplex konditioniert« (ebd., S. 516f.). Es handelt

gangenheit waren, nunmehr allerdings bloß falsche Beschreibungen der gegenwärtigen Gegenwart darstellen.

sich daher um ein erwartbares feature (›not a bug‹) des Systems, dessen Operationen folglich auf die »Kontrolle von *selbsterzeugter* Intransparenz« (ebd., S. 517, Hervorh. RG) ausgerichtet sind.

In diesem Sinne ist ML in seiner operativen Einbindung in Kommunikations Problem und Lösung zugleich. So wie Modelloutputs in Kommunikation als kontingente Konstruktionen intransparent-unbestimmter Maschinen beobachtet werden, versorgt die rechentechnische Kognition von ML Kommunikation mit Beobachtungen, die ihrerseits als ungewiss, unverständlich oder anstoßerregend, aber auch als generativ, inspirierend, wenn nicht gar intelligent beobachtet werden können. Die stochastische Operationslogik algorithmischer Modellierungen verleiht den ML-basierter Technik den Status von »uncertain tools« (Wilk 2022), die als Bestandteile kreativer Praktiken bestenfalls zu einer Art ›Anregungsautomat‹, in Zusammenhängen mit hohen Anforderungen an quasi-mechanische Zuverlässigkeit technischer Verfahren ohne Toleranz für Nebeneffekte hingegen nachgerade eine Bürde in Sachen Haftung und Risiko werden können.

Diese konstitutive Ambivalenz mag zur Stimulation scheinbar endloser Diskurse um Künstliche Intelligenz beitragen. In der vorliegenden Arbeit bot sie den Anlass zu einer empirischen wie theoretischen Auseinandersetzung mit ML. Empirisch habe ich nachvollziehbar zu machen versucht, mit welchen Problemen der praktische Einsatz derartiger Technik einhergeht, um daraufhin in theoretischer Reflexion ML als stochastische Kontingenzmaschine zu bestimmen, deren kommunikative Funktion die rechentechnische Transformation von Unbestimmtheit in kontingente Beobachtungen ist.

Coda: Soziologische Intelligenz

In seiner »soziologischen Theorie der Intelligenz« (Mannheim 2002 [1956], S. 7) versteht Karl Mannheim diese seinerzeit als gesellschaftliche Gruppe und genauer als jene, die »als letzte den soziologischen Standpunkt eingenommen« (ebd.) habe.⁷⁰ Eindrücke einer schmeichelhaften Identifikation von Intelligenz und Soziologie können hier aufgrund der voranstehenden zeitlichen Relationierung kaum Wirkung entfalten, zumal Mannheim das »Problem der Intelligenz« gerade nicht mit einer Definition ihrer Funktion, sondern einer Analyse der mit ihr identifizierten Gruppe und ihrer gesellschaftlichen Position beginnt. An dieser sei soziologisch vor allem ihr schwach ausgebildetes Selbstbewusstsein auffällig. Weil die Intelligenz »keinen direkten Zugang zu einem lebenswichtigen und funktionierenden Segment der Gesellschaft bietet« (ebd.), sei sie in ihrer Stellung derart losgelöst, dass sie lange außerstande gewesen sei, diese als solche zu erkennen. Dieser Umstand

70 Der 1956 auf Englisch erschienene Aufsatz trägt nicht zufällig »Intelligentsia« statt etwa »Intelligence« im Titel, was die Referenzfrage unmittelbar klärt, vgl. Mannheim 2007 [1956].

sei maßgeblich für ihre charakteristische »abgeleitete Sicht auf den sozialen Prozess« (ebd.) verantwortlich. Die Intelligenz befinde sich deshalb zwar mitnichten in einer Position jenseits der gesellschaftlichen Verhältnisse, doch sei sie innerhalb dieser »relativ freischwebend« (ebd., S. 23).⁷¹

Wenn das zunächst nicht viel mehr zu heißen scheint, als dass »Intellektuelle auf gegebene Fragen nicht so geschlossen reagieren wie beispielsweise Angestellte und Arbeiter« (ebd., S. 23), zeigt sich hier doch eine interessante Resonanz mit den Überlegungen zur Bestimmung von Intelligenz, die ich oben entwickelt habe. Insbesondere der mit »Intelligenz als Problem« übertitelte Abschnitt in Kap. 6 erweist sich hier als maßgeblich, in dem ich mich auf jenen »Kalkül des schwebenden Zustands« (Lehmann 2011, S. 127) beziehe, den Maren Lehmann mit intelligentem Verhalten identifiziert, wie es auch nicht-triviale Maschinen zu zeigen imstande sind (vgl. ebd., S. 128). Ist ein solcher insbesondere in Momenten der Unbestimmbarkeit und Unentscheidbarkeit – und daher gemäß der Konzeption dieser Studie: in Situationen – maßgeblich, werden die mit einem solchen Zustand ebenso assoziierte Nervosität, Launenhaftigkeit und Unzuverlässigkeit ansonsten in anderen sozialen Szenarien wohl eher selten positiv sanktioniert. Intelligenz erweist sich häufig als problematisch, insbesondere für die ihr ausgesetzten Beobachter:innen. Der entscheidende Grund für die Problemhaftigkeit von Intelligenz scheint mir – auch im Anschluss an meinen empirischen Beobachtungen – darin zu liegen, dass Intelligenz wohl nicht ohne Kontakt mit Unbestimmtheit zu haben ist. Dies gilt gleichermaßen auf der Ebene von Lehmanns Argumentation, die sich auf intelligentes Verhalten (nicht nur, aber auch) von Maschinen bezieht, wie auch von Mannheims Überlegungen mit Blick auf *die* Intelligenz als gesellschaftliche Gruppe. Beide Argumente eint, dass sie die reflexiv-schwebende Positionalität von Intelligenz und die mit ihrem Auftretenden einhergehenden Schwierigkeiten mit (Selbst und/oder Fremd-)Bestimmtheit in den Blick nehmen.

Alternativ ließe sich dieser Zusammenhang auch als Problem der Kontrolle von Selektivität beschreiben, das darin besteht, »die Autonomie des Systems in ein Verhältnis zur Komplexität der Umwelt« (Baecker 2019b, S. 31) zu setzen. Dies markiert den genuin sozialen Aspekt von Intelligenz, wie er sich auch in ML artikulieren *kann*.

71 Im kritischen Rückblick auf die Rezeption dieser von Alfred Weber übernommenen Formel betont Mannheim indes gerade, dass der Zusatz »relativ« von ganz entscheidender Bedeutung und das Konzept gleichsam nicht in einem absoluten Sinne zu verstehen sei (vgl. ebd.). Dass Intelligenz – auf Gruppenebene entworfen und selbst von dieser abstrahiert – bei Mannheim unbedingt als eine genuin gesellschaftliches Phänomen erscheint und eine historisch gewachsene Gruppe in einer spezifischen gesellschaftlichen Lage kennzeichnet, ist für eine genuin gesellschaftstheoretische Auseinandersetzung mit (künstlicher) Intelligenz interessant und instruktiv, an dieser Stelle für mein Argument allerdings nicht ausschlaggebend.

Davon haben die untersuchten *Situationen maschinellen Lernens* gezeugt. Offensichtlich ist ML in dieser Überlegung keinesfalls gleichbedeutend mit Intelligenz, wenngleich seine Sozialität intelligente Potenziale aufweisen kann. Vermutlich ist grundlegend davon auszugehen, dass Intelligenz – ob ML-vermittelt oder anders verfasst – sich sozial in überhaupt nur temporär, ereignisbezogen manifestieren kann. Hatte ich oben »ML-Situationen als soziotechnische Intelligenztests« (Kap. 7, S. 318) verstanden, impliziert ein Situationsverlauf hin zu ihrer Transformation (Dewey) doch gerade, dass die Unbestimmtheit einer Situation aufgelöst wird. Wenngleich ML sich als Praxis zeitlich stabilisieren kann, so gilt dies nicht für die Intelligenz dieser Praxis, die nur momenthaft auftritt. Ich hatte entsprechende Momente als gelingende Kooperation heterogener *machine learners* beschrieben. Diese können als intelligent beschrieben werden, wenn sie das situationsbestimmende Problem lösen, was allerdings nur gilt, insofern sich aus der Problemlösung Anschlüsse – und mit-hin: Folgeprobleme – ergeben (vgl. Baecker 2019b, S. 31). Fortwährende Problemreproduktion markiert die zeitliche Dimension der Praxis und steht dafür, dass diese in immer wieder neue Situationen geraten wird, in denen sie Beobachter:innen als intelligent erscheinen kann.

Soll Soziologie Intelligenz für sich in Anspruch nehmen, ist ihre Geschichte vor allem als Problemgeschichte zu rekonstruieren, deren Verlauf von anhaltender Unbestimmtheit (nicht nur) hinsichtlich ihrer Identität geprägt ist. Frage ich nun im Sinne einer letzten Schlussbemerkung nach den Kennzeichen soziologischer Intelligenz, wie sie sich im Anschluss an Lehmann und Mannheim wie auch die in dieser Studie erarbeiteten Einsichten verstehen lassen, so scheint mir mit Blick auf das »soziologische Denken« gleichermaßen dessen Verhältnis zu Unbestimmtheit zentral zu sein. Unbestimmtheit ist m.E. weniger als Möglichkeitsbedingung von Denken überhaupt zu problematisieren – diese Aufgabe ist wohl eher der Philosophie zu überlassen.⁷² Soziologische Forschung kann sich vielmehr durch eine Perspektive auf ihre Gegenstände als intelligent erweisen, die es vermag, »bestimmbare Unbestimmtheiten« (Müller 2015) der sozialen Wirklichkeit in den Blick zu nehmen.⁷³ Für eine solche Perspektive spielt Unbestimmtheit in zweifacher Hinsicht eine wesentliche Rolle. Sie erscheint nicht nur als Ressource von Theoriebildung, sondern glei-

72 Interessanterweise finden sich im Feld der *philosophy of computation* zudem Ansätze, die Unbestimmtheit als Ausgangspunkt, wenn nicht Möglichkeitsbedingung von Rechentechnik wie ML verstehen, vgl. etwa Fazi 2018, wo es eingangs heißt: »Computation is a process of determining indeterminacy« (ebd., S. 1).

73 Eine solche Perspektive, die Unbestimmtheit als Möglichkeitsbedingung von Sozialität in Rechnung stellt, lässt sich in so unterschiedlich gelagerten Ansätzen wie der Systemtheorie Niklas Luhmann, der Praxistheorie Pierre Bourdieu und der Akteur-Netzwerk-Theorie Bruno Latours ausmachen – und darüber hinaus partiell bereits bei Emile Durkheim, Georg Simmel, Max Weber sowie Claude Lévi-Strauss und Jacques Derrida (vgl. von Groddeck & Müller 2013, S. 9–12 sowie systematisch Müller 2015).

chermaßen als konstitutive Eigenschaft der sozialen Wirklichkeit als Gegenstand soziologischer Forschung (vgl. Gamm 2013, S. 241). Soziologische Intelligenz kann demnach die Ordnung des Sozialen nicht voraussetzen (vgl. Baecker 2005, S. 13), sondern zielt vor allem auf die Sichtbarmachung von Kontingenz in all den vielfältigen Bestimmungsversuchen der sozialen Wirklichkeit vor dem Hintergrund ihrer Unbestimmtheit ab.⁷⁴ Dies macht sie zu einer mit genuin eigenen Reflexionsmitteln und mithin eigener Perspektive ausgestatteten Beobachterin einer Welt, die sie sich mit anderen Beobachter:innen und maschinellern Lernen teilt.

74 Daran anschließend wäre grundlegend zu fragen, ob Unbestimmtheit als Wirklichkeitsaspekt in der soziologischen Theoriebildung jenseits der genannten Ansätze womöglich systematisch unterschätzt wird (vgl. etwa Kron & Winter 2011, S. 188f.).

Literaturverzeichnis

- Ackerman, Charles & Talcott Parsons. 1976. Der Begriff ›Sozialsystem‹ als theoretisches Instrument. In: Talcott Parsons, Zur Theorie Sozialer Systeme. Hg. v. Stefan Jensen. Opladen: Westdeutscher Verlag, S. 69–78.
- Airoidi, Massimo. 2022. Machine Habitus: Toward a Sociology of Algorithms. Cambridge: Polity Press.
- Akrich, Madeleine. 1992. The De-Description of Technical Objects. In: Wiebe E. Bijker & John Law (Hg.), Shaping Technology/Building Society: Studies in Sociotechnical Change. Cambridge, MA: MIT Press, S. 205–224.
- Amaro, Ramon. 2022. The Black Technical Object. On Machine Learning and the Aspiration of Black Being. London: Sternberg Press.
- Ames, Morgan G. 2018. Deconstructing the algorithmic sublime. In: Big Data & Society 5, H. 1. DOI: 10.1177/20539517187791.
- Amoore, Louise. 2020. Cloud Ethics. Algorithms and the attributes of ourselves and others. Durham/London: Duke University Press.
- Ananny, Mike & Kate Crawford. 2018. Seeing without knowing: Limitations of the transparency ideal and its application to algorithmic accountability. New Media & Society 20, H. 3, S. 973–989. DOI: 10.1177/146144481667664.
- Anderson, Anderson. The end of theory: the data deluge makes the scientific method obsolete. Wired Magazine. 23. 6. 2008. <https://www.wired.com/2008/06/pb-theory/> (Zugriff 4.9.2024).
- Andrejevic, Mark. 2018. Data Collection without Limits: Automated Policing and the Politics of Framelessness. In: Aleš Završnik (Hg.), Big Data, Crime and Social Control. Abingdon/New York, NY: Routledge, S. 93–107.
- Angerer, Marie-Luise. 2024. Verlustkontrolle. In: Zeitschrift für Medienwissenschaft 16, H. 30: Was uns ausgeht, S. 112–114. DOI: 10.25969/mediarep/21997.
- Angwin, Julia, Jeff Larson, Surya Mattu & Lauren Kirchner. 2016. Machine Bias. The re's software used across the country to predict future criminals. And it's biased against blacks. In: Pro Publica. 23. Mai 2016. <https://www.propublica.org/article/machine-bias-risk-assessments-in-criminal-sentencing> (Zugriff 30.8.2023).

- Anicker Fabian. 2023. Sozialisierte Maschinen. Zur gesellschaftlichen Funktion von Künstlicher Intelligenz. *Zeitschrift für Theoretische Soziologie* 12, H. 1, S. 79–105. DOI: 10.17879/zts-2023-5746.
- Apprich, Clemens, Wendy Hui Kyong Chun, Florian Cramer & Hito Steyerl. 2018. *Pattern Discrimination*. Lüneburg/Minneapolis, MN: meson press/Minnesota University Press.
- Ashby, W. Ross. 1956. *An Introduction to Cybernetics*. New York, NY: Wiley.
- Atanasoski, Neda & Kalindi Vora. 2019. *Surrogate Humanity. Race, Robots, and the Politics of Technological Futures*. Durham, NC: Duke University Press.
- Baecker, Dirk. 1995. Über Verteilung und Funktion der Intelligenz im System. In: Werner Rammert (Hg.), *Soziologie und Künstliche Intelligenz. Produkte und Probleme einer Hochtechnologie*. Frankfurt/New York: Campus, S. 161–186.
- Baecker, Dirk. 2005. *Form und Formen der Kommunikation*. Frankfurt a.M.: Suhrkamp.
- Baecker, Dirk. 2019a. Auf dem Weg zu einer Theorie der digitalen Gesellschaft. Rezension zu »Muster. Theorie der digitalen Gesellschaft« von Armin Nassehi. In: *Soziopolis*. 18.9.2019. <https://www.sozioopolis.de/auf-dem-weg-zu-einer-theorie-der-digitalen-gesellschaft.html> (Zugriff 25.11.2024).
- Baecker, Dirk. 2019b. Künstliche Intelligenz im Kontext., in: Dirk Baecker, *Intelligenz, künstlich und komplex*. Leipzig: Merve, S. 16–39.
- Baecker, Dirk. 2023. Technik im Datenraum. In: Dirk Baecker, Uwe Elsholz, Maximilian Locher & Martina Thomas (Hg.), *Post-digitales Management*. Wiesbaden: Springer VS, S. 243–256.
- Bajohr, Hannes. 2022. Dumme Bedeutung. Künstliche Intelligenz und artifizielle Semantik. In: *Merkur* 76, H. 882, S. 69–79.
- Balestrierio, Randall, Jerome Pesenti & Yann LeCun. 2021. Learning in high dimension always amounts to extrapolation. *arXiv preprint*. DOI: 10.48550/arXiv.2110.09485.
- Bates, David W. 2024. *An Artificial History of Natural Intelligence. Thinking with Machines from Descartes to the Digital Age*. Chicago, IL: University of Chicago Press.
- Bateson, Gregory. 1983a. Kulturberührung und Schismogenese [engl. zuerst 1935]. In: Gregory Bateson, *Ökologie des Geistes. Anthropologische, psychologische, biologische und epistemologische Perspektiven*. Übers. v. Hans Günter Holl. 2. Aufl. Frankfurt a.M.: Suhrkamp, S. 98–113.
- Bateson, Gregory. 1983b. Double Bind, 1969. In: Gregory Bateson, *Ökologie des Geistes. Anthropologische, psychologische, biologische und epistemologische Perspektiven*. Übers. v. Hans Günter Holl. 2. Aufl. Frankfurt a.M.: Suhrkamp, S. 353–361.
- Beaver, Ian. 2022. Is AI at Human Parity Yet? A Case Study on Speech Recognition. *AI Magazine* 43, H. 4, S. 386–389. <https://doi.org/10.1002/aaai.12071>.

- Becker, Howard. 2008. *Art Worlds* [zuerst 1982]. 25th Anniversary Edition. Updated and Expanded. Berkeley, CA u.a.: University of California Press 2008.
- Beetz, Michael. 2010. *Gesellschaftstheorie zwischen Autologie und Ontologie. Reflexionen über Ort und Gegenstand der Soziologie*. Bielefeld: transcript.
- Bender, Emily M. & Alexander Koller. 2020. Climbing towards NLU: On Meaning, Form, and Understanding in the Age of Data. *Proceedings of the 58th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics*. DOI: 10.18653/v1/2020.acl-main.463
- Bender, Emily M., Timnit Gebru, Angelina McMillan-Major & Shmargaret Shmitchell. 2021. On the Dangers of Stochastic Parrots: Can Language Models Be Too Big? *Proceedings of the 2021 ACM Conference on Fairness, Accountability, and Transparency*, S. 610–623. DOI: 10.1145/3442188.3445922.
- Bengio, Yoshua, Stuart Russell, Elon Musk et al. 2023. Pause Giant AI Experiments: An Open Letter. 22.3.2023. <https://futureoflife.org/open-letter/pause-giant-ai-experiments/> (Zugriff 17.10.2024).
- Benjamin, Ruha. 2019. *Race after Technology. Abolitionist Tools for the New Jim Code*. Cambridge: Polity Press.
- Bijker, Wiebe E. & John Law (Hg.). 1992. *Shaping Technology/Building Society: Studies in Sociotechnical Change*. Cambridge: MIT Press
- Binder, Werner. 2021. Alpha Go's Deep Play. Technological Breakthrough as Social Drama. In: Jonathan Roberge & Michael Castelle (Hg.), *The Cultural Life of Machine Learning. An Incursion into Critical AI Studies*. Cham: Palgrave Macmillan, S. 167–195.
- Bischof, Andreas & Michael Heidt. 2018. Die Verkomplizierung des Komplexen: Die Technisierung von Kommunikation in der Genese von Medientechnik. In: Christian Katzenbach, Christian Pentzold, Sigrid Kannengießer, Marian Adolf & Monika Taddicken (Hg.), *Neue Komplexitäten für Kommunikationsforschung und Medienanalyse: Analytische Zugänge und empirische Studien*. Berlin: Böhland & Schremmer, S. 51–71.
- Blackwell, Alan F. 2021. Ethnographic artificial intelligence. In: *Interdisciplinary Science Reviews* 46, H. 1–2, S. 198–211. DOI: 10.1080/03080188.2020.1840226.
- Boggust, Angie, Harini Suresh, Hendrik Strobelt, John Guttag & Arvind Satyanarayan. 2023. Saliency Cards: A Framework to Characterize and Compare Saliency Methods. In: *Proceedings of the 2023 ACM Conference on Fairness, Accountability, and Transparency (FACCT '23)*. New York, NY: Association for Computing Machinery, S. 285–296. DOI: 10.1145/3593013.3593997.
- Boltanski, Luc & Laurent Thévenot. 2007. *Über die Rechtfertigung. Eine Soziologie der kritischen Urteilskraft* [frz. zuerst 1991]. Hamburg: Mittelweg.
- Boltanski, Luc & Laurent Thévenot. 2011. Die Soziologie der kritischen Kompetenzen. In: Rainer Diaz-Bone (Hg.), *Soziologie der Konventionen. Grundlagen einer pragmatischen Anthropologie*. Frankfurt a.M.: Campus, S. 43–68.

- Bongaerts, Gregor. 2007. Soziale Praxis und Verhalten – Überlegungen zum Practice Turn in Social Theory. *Zeitschrift für Soziologie* 36, H. 4, S. 246–260. DOI: 10.1515/zfsoz-2007-0401.
- Bonnasse-Gahot, Laurent. 2017. Interpolation, extrapolation, and local generalization in common neural networks. *arXiv preprint*. DOI: 10.48550/arXiv.2207.08648.
- Borch, Christian. 2022. Machine learning and social theory: Collective machine behaviour in algorithmic trading. In: *European Journal of Social Theory* 25, H. 4, S. 503–520.
- Borch, Christian. 2023. Introduction to thematic section on ›social theory in an age of machine learning‹. In: *Distinktion: Journal of Social Theory* 24, H. 2, S. 297–300. DOI: 10.1080/1600910X.2023.2223395.
- Bostrom, Nick. 2014. *Superintelligence: Paths, Dangers, Strategies*. Oxford: Oxford University Press.
- Both, Göde. 2017. Accomplishing Autonomous Driving: An Unfinished Description. In: Julie Sascia Meiwes & Estrid Sørensen (Hg.), *Ethnographies of Objects in Science and Technology Studies* 1. Ruhr-Universität Bochum, S. 29–36.
- Both, Göde. 2020. *Keeping Autonomous Driving Alive. An Ethnography of Visions, Masculinity and Fragility*. Leverkusen: Budrich.
- Bourdieu, Pierre. 2001. *Die Regeln der Kunst* [frz. zuerst 1992]. Frankfurt a.M.: Suhrkamp.
- Bowker, Geoffrey C. & Susan Leigh Star. 1999. *Sorting Things Out: Classification and Its Consequences*. Cambridge, MA: MIT Press.
- Box, George E. P. 1976. Science and statistics. In: *Journal of the American Statistical Association* 71, H. 356, S. 791–799.
- Brass, Eric. 2021. This Bacon Does Not Exist. In: *shardcore. making art beyond good and evil* (Online-Blog). 21.5.2021. [https://www.shardcore.org/spx/2021/05/21/t-his-bacon-does-not-exist/\(Zugriff 1.8.2024\)](https://www.shardcore.org/spx/2021/05/21/t-his-bacon-does-not-exist/(Zugriff%201.8.2024)).
- Bratton, Benjamin & Blaise Agüera y Arcas. 2022. The Model Is The Message. In: *Noema Magazine*. 12.7.2022. [https://www.noemamag.com/the-model-is-the-message/\(Zugriff 16.8.2024\)](https://www.noemamag.com/the-model-is-the-message/(Zugriff%2016.8.2024)).
- Bratton, Benjamin H. 2015. *The Stack. On Software and Sovereignty*. Cambridge, MA/London: MIT Press.
- Bratton, Benjamin H. 2019. *The Terraforming*. Moskau: Strelka Press.
- Bratton, Benjamin H. 2021. Planetary Sapience. In: *Noema Magazine*. 17.6.2021. [https://www.noemamag.com/planetary-sapience/\(Zugriff 24.7.2024\)](https://www.noemamag.com/planetary-sapience/(Zugriff%2024.7.2024)).
- Bratton, Benjamin H. 2024. The Five Stages Of AI Grief. In: *Noema Magazine*. 23.6.2024. [https://www.noemamag.com/the-five-stages-of-ai-grief/\(Zugriff 29.10.2024\)](https://www.noemamag.com/the-five-stages-of-ai-grief/(Zugriff%2029.10.2024)).
- Breidenstein, Georg, Stefan Hirschauer, Herbert Kalthoff & Boris Nieswald. 2020. *Ethnografie. Die Praxis der Feldforschung*. 3. Aufl. Konstanz/München: UVK.

- Breiman Leo. 2001. Statistical Modeling: The Two Cultures. In: *Statistical Science* 16, H. 3, S. 199–215.
- Bridge, Gary. 2020. Appreciating the situation: Dewey's pragmatism and its implications for the spatialisation of social science. In: *The power of pragmatism. Knowledge production and social inquiry*. Hg. v. Jane Willis & Robert W. Lake. Manchester: Manchester University Press, S. 69–85.
- Brosziewski, Achim. 2014. Rechnen zweiter Ordnung. Kommunikative Anschlussbildung im Medium der Digitalität, am Fall der Online-Community »Hattrick«. In: Thomas Malsch & Marco Schmitt (Hg.), *Neue Impulse für die soziologische Kommunikationstheorie. Empirische Widerstände und theoretische Verknüpfungen*. Wiesbaden: VS, S. 157–185.
- Broussard, Meredith. 2018. *Artificial Unintelligence: How Computers Misunderstand the World*. Cambridge, MA: MIT Press 2018.
- Brown, Matthew J. 2012. John Dewey's logic of science. In: *HOPOS: The Journal of the International Society for the History of Philosophy of Science* 2, H. 2, S. 258–306.
- Bucher, Taina. 2017. The algorithmic imaginary: Exploring the ordinary affects of Facebook algorithms. *Information, Communication & Society* 20, H. 1, S. 30–44.
- Bull, Sarah 2023. Content Generation in the Age of Mechanical Reproduction. In: *Book History* 26, H. 2, S. 324–361. DOI: 10.1353/bh.2023.a910951.
- Burke, Adam. 2019. Occluded algorithms. *Big Data & Society* 6, H. 2. DOI: 1177/2053951719858743.
- Burrell, Jenna & Marion Fourcade. 2021. The Society of Algorithms. In: *Annual Review of Sociology* 47, H. 1, S. 213–237.
- Burrell, Jenna. 2016. How the machine »thinks«: Understanding opacity in machine learning algorithms. *Big Data & Society* 3, H. 1. DOI: 10.1177/2053951715622512.
- Burrell, Jenna. 2023. *Artificial Intelligence and the Ever-Receding Horizon of the Future*. Tech Policy Press. 6.6.2023 <https://techpolicy.press/artificial-intelligence-and-the-ever-receding-horizon-of-the-future/> (Zugriff 17.10.2024).
- Callon, Michel & John Law. 2005. On qualculation, agency, and otherness. In: *Environment and Planning D: Society and Space* 23, H. 5, S. 717–733.
- Cambridge Dictionary. 2024. Art. »Tech Bro«. <https://dictionary.cambridge.org/dictionary/english/tech-bro> (Zugriff 24.5.24).
- Campolo, Alexander & Katja Schwerzmann. 2023. From rules to examples: Machine learning's type of authority. In: *Big Data & Society* 10, H. 2. DOI: 10.1177/20539517231188725.
- Castelle, Michael. 2020. The social lives of generative adversarial networks. *Proceedings of the 2020 Conference on Fairness, Accountability, and Transparency*. DOI: 10.1145/3351095.3373156.
- Cavia, AA & Patricia Reed. 2023. Pointless Topology. Figuring Space in Computation and Cognition. In: Richard Groß & Rita Jordan (Hg.), *KI-Realitäten*. Mo-

- delle, Praktiken und Topologien maschinellen Lernens. Bielefeld: transcript, S. 351–363.
- Cavia, AA. 2022. *Logiciel: Six Seminars on Computational Reason*. Berlin: &&&.
- Cevolini, Alberto & Elena Esposito. 2020. From pool to profile: Social consequences of algorithmic prediction in insurance. *Big Data & Society* 7, H. 2. DOI: 10.1177/2053951720939228.
- Cheney-Lippold, John. 2017. *We Are Data: Algorithms and The Making of Our Digital Selves*. New York: NYU Press.
- Chiang, Ted. 2023. ChatGPT Is a Blurry JPEG of the Web. *New Yorker*. 9.2.2023. On-line: <https://www.newyorker.com/tech/annals-of-technology/chatgpt-is-a-blurry-jpeg-of-the-web> (Zugriff 14.8.2024).
- Chun, Wendy Huy Kyong. 2016. *Updating to Remain the Same: Habitual New Media*. Cambridge, MA/London, MIT Press.
- Chun, Wendy Huy Kyong. 2021. *Discriminating Data. Correlation, Neighborhoods, and the New Politics of Recognition*. Cambridge, MA: MIT Press.
- Clark, Liat. 2012. Google's Artificial Brain Learns to Find Cat Videos. *Wired*. 26.6.2012. <https://www.wired.com/2012/06/google-x-neural-network/> (Zugriff 18.10.2023).
- Clarke, Adele E. & Carrie Friese. 2007. Grounded Theorizing Using Situational Analysis. In: Antony Bryant & Kathy Charmay (Hg.), *The SAGE Handbook of Grounded Theory*. London u.a.: SAGE, S. 363–397.
- Clarke, Adele E., Carrie Friese & Rachel S. Washburn. 2015. Chapter 1: Introducing Situational Analysis. In: Adele E. Clarke, Carrie Friese & Rachel S. Washburn, *Situational analysis in practice: mapping research with grounded theory*. Walnut Creek, CA: Left Coast Press, S. 11–75.
- Clarke, Adele E., Carrie Friese & Rachel S. Washburn. 2018. *Situational Analysis. Grounded Theory After the Interpretive Turn*. Second Edition. Los Angeles, CA: Sage.
- Claus, Jakob & Richard Groß. 2020. Einführung zu Alexander R. Galloway, Die kybernetische Hypothese. *Internationales Jahrbuch für Medienphilosophie* 6, S. 95–102. <https://doi.org/10.1515/jbmp-2020-0005>.
- Clifford, James & George E. Marcus (Hg.). 1986. *Writing Culture. The Poetics and Politics of Ethnography*. Berkeley, CA u.a.: University of California Press 1986.
- Cortes, Corinna & Vladimir Vapnik. 1995. Support-vector networks. In: *Machine Learning* 20, S. 273–297. DOI: 1007/BF00994018
- Crain, Matthew. 2018. The limits of transparency: data brokers and commodification. *New Media & Society* 20, H. 1, S. 88–104.
- Crawford, Kate & Trevor Paglen. 2019. Excavating AI: the politics of training sets for machine learning. <https://excavating.ai> (Zugriff 14.10.2024)
- Crawford, Kate & Ryan Calo. 2016. There is a blind spot in AI research. *Nature News* 538(7625), S. 311–313. DOI: 10.1038/538311a.

- Crawford, Kate. 2021. *Atlas of AI. Power, Politics, and the Planetary Cost of Artificial Intelligence*. New Haven/London: Yale University Press.
- Danaher, John. 2016. The Threat of Algocracy: Reality, Resistance and Accommodation. *Philosophy & Technology* 29, S. 245–268. DOI: 10.1007/s13347-015-0211-1.
- Daston, Lorraine. 2022. *Rules: A Short History of What We Live By*. Princeton, NJ/Oxford: Princeton University Press.
- Daub, Adrian. 2020. Was das Valley denken nennt. Über die Ideologie der Techbranche. Berlin: Suhrkamp.
- Dennett, Daniel C. 2012. »A Perfect and Beautiful Machine«: What Darwin's Theory of Evolution Reveals About Artificial Intelligence. In: *The Atlantic*. 22.6.2012. <https://www.theatlantic.com/technology/archive/2012/06/-a-perfect-and-beautiful-machine-what-darwins-theory-of-evolution-reveals-about-artificial-intelligence/258829/>.
- Dennett, Daniel C. 2017. *From Bacteria to Bach and Back. The Evolution of Minds*. New York, NY/London: Norton & Company.
- Dewey, John & Arthur F. Bentley. 1946. Interaction and Transaction. In: *The Journal of Philosophy* 43, H. 19, S. 505–517.
- Dewey, John. 1929. *Experience and Nature*. London: Allen & Unwin.
- Dewey, John. 1980 [zuerst 1934]. *Art as experience*. New York: Wideview/Perigee.
- Dewey, John. 1983. Human nature and conduct [zuerst 1922]. In: John Dewey, *The middle works, 1899–1924*. Vol. 14: 1922. Hg. v. Jo Ann Boydston, S. 1–228. Carbondale, IL: Southern Illinois University Press.
- Dewey, John. 1984a. The quest for certainty: A study of the relation between knowledge and action [zuerst 1929]. In: John Dewey, *The later works, 1925–1953*. Vol. 4: 1929. Hg. v. Jo Ann Boydston. Carbondale, IL: Southern Illinois University Press, S. 1–250.
- Dewey, John. 1984b. Conduct and experience [1930]. In: John Dewey, *The later works, 1925–1953*. Vol. 5: 1930. Hg. v. Jo Ann Boydston. Carbondale, IL: Southern Illinois University Press, S. 218–235.
- Dewey, John. 1986. Logic: The theory of inquiry [zuerst 1938]. In: John Dewey, *The later works, 1925–1953*. Vol. 12: 1938. Hg. v. Jo Ann Boydston. Carbondale, IL: Southern Illinois University Press, S. 1–527.
- Dewey, John. 1998. Analysis of reflective thinking [zuerst 1933]. In: John Dewey, *The essential Dewey*. Vol. 2. Hg. v. Larry A. Hickmann & Alexander M. Thomas. Bloomington, IN: Indiana University Press, S. 137–144.
- Dewey, John. 2008. *Logik. Theorie der Forschung* [zuerst engl. 1938]. Frankfurt a.M.: Suhrkamp.
- Dhaliwal, Ranjodh Singh. 2022. On Addressability, or What Even Is Computation? In: *Critical Inquiry* 49 (2022), H. 1, S. 1–27. DOI: 10.1086/721167.

- Dhaliwal, Ranjodh Singh. 2023. What Do We Critique When We Critique Technology? In: *American Literature* 95, H. 2, S. 305–319. DOI: 10.1215/00029831-10575091.
- Dickel, Sascha. 2019. *Prototyping Society – Zur vorauseilenden Technologisierung der Zukunft*. Bielefeld: transcript.
- Dickel, Sascha. 2020. Postsoziale Gesellschaft. Zur Aktualität der Systemtheorie in Zeiten digitaler Kommunikation, In: *Soziale Welt. Sonderband 23: Soziologie des Digitalen – Digitale Soziologie?* Hg. v. Sabine Maasen & Jan-Henrik Passoth. S. 46–59. DOI: 10.5771/9783845295008-46.
- Dickel, Sascha. 2021. Wenn die Technik sprechen lernt: Künstliche Kommunikation als kulturelle Herausforderung mediatisierter Gesellschaften. In: *TATuP* 30, H. 3, S. 23–29. DOI: 10.14512/tatup.30.3.23.
- Dickel, Sascha. 2023. Der kybernetische Blick und seine Grenzen. Zur systemtheoretischen Selbstbeschreibung der digitalen Gesellschaft. In: *Berliner Journal für Soziologie* 33, S. 197–226. DOI: 10.1007/s11609-022-00475-9.
- Dietz, Hella, Frithjof Nungesser & Andreas Pettenkofer. 2017. Vom Nutzen einer Theoriedifferenz. Zum Verhältnis von Pragmatismus und Theorien sozialer Praktiken. In: Hella Dietz, Frithjof Nungesser & Andreas Pettenkofer (Hg.), *Pragmatismus und Theorien sozialer Praktiken. Vom Nutzen ein Theoriedifferenz*. Frankfurt/New York: Campus, S. 7–38.
- Dijck, José van. 2014. Datafication, Dataism and Dataveillance. *Big Data Between Scientific Paradigm and Ideology*. In: *Surveillance & Society* 12, H. 2, S. 197–208. DOI: 10.24908/ss.v12i2.4776.
- Dourish, Paul & Genevieve Bell. 2014. *Divining a Digital Future. Mess and Mythology in Ubiquitous Computing*. Cambridge, MA: MIT Press.
- Dourish, Paul. 2016. Algorithms and their others: Algorithmic culture in context. In: *Big Data & Society* 3, H. 2. DOI: 10.1177/2053951716665128.
- Draude, Claude, Goda Klumbyte, Phillip Lücking & Pat Treusch. 2020. Situated algorithms: a sociotechnical systemic approach to bias. *Online Information Review* 44, H. 2, S. 325–342. DOI: 10.1108/OIR-10-2018-0332.
- Dresing, Thorsten & Thorsten Pehl. 2024. *Praxisbuch Interview, Transkription & Analyse. Anleitungen und Regelsysteme für qualitativ Forschende*. 9. Aufl. Marburg.
- Dreyfus, Herbert L. & Stuart E. Dreyfus. 1998. Making a Mind Versus Modelling the Brain. *Artificial Intelligence Back at a Branchpoint*. In: *Daedalus* 117, H. 1, S. 185–197.
- Durkheim, Emile. 1983. *Der Selbstmord* [frz. zuerst 1897]. Übers. v. Sebastian & Hanne Herkommer. Frankfurt a.M.: Suhrkamp.
- Durkheim, Emile. 1984. *Die Regeln der soziologischen Methode* [frz. zuerst 1895]. Hg. u. eingeleitet von René König. Frankfurt a.M.: Suhrkamp.

- Dyson, George. 2019. The Third Law. In: John Brockman (Hg.), *Possible Minds. Twenty-Five Ways of Looking at AI*. New York, NY: Penguin Press, S. 33–39.
- Eco, Umberto. 1984a. Einleitung. In: Umberto Eco, *Apokalyptiker und Integrierte. Zur kritischen Kritik der Massenkultur* [ital. zuerst 1964]. Frankfurt a.M.: Fischer, S. 15–35.
- Eco, Umberto. 1984b. Vorwort zur deutschen Ausgabe. In: Umberto Eco, *Apokalyptiker und Integrierte. Zur kritischen Kritik der Massenkultur* [ital. zuerst 1964]. Frankfurt a.M.: Fischer, S. 7–14.
- Egbert, Simon, Elena Esposito & Maximilian Heimstädt. 2021. Vorhersagen und Entscheiden: Predictive Policing in Polizeiorganisationen. In: *Soziale Systeme* 26, H. 1–2, S. 189–216. DOI: 10.1515/sosys-2021-0007.
- Escalante-De Mattei, Shanti. 2023. Artists Are Suing Artificial Intelligence Companies and the Lawsuit Could Upend Legal Precedents Around Art. 5.5.2023. ARTnews. Online: <https://www.artnews.com/art-in-america/features/midjourney-ai-art-image-generators-lawsuit-1234665579/> (Zugriff 23.10.23).
- Esposito, Elena. 1993. Der Computer als Medium und Maschine. In: *Zeitschrift für Soziologie* 22, H. 5, S. 338–354.
- Esposito, Elena. 1995. Illusion und Virtualität: Kommunikative Veränderung der Fiktion. In: Werner Rammert (Hg.), *Soziologie und künstliche Intelligenz. Produkte und Probleme einer Hochtechnologie*. Frankfurt a.M.: Campus, S. 187–216.
- Esposito, Elena. 2001. Strukturelle Kopplung mit unsichtbaren Maschinen. In: *Soziale Systeme* 7, H. 2, S. 241–252. DOI: 10.1515/sosys-2001-0204.
- Esposito, Elena. 2007. *Die Fiktion der wahrscheinlichen Realität*. Frankfurt a.M.: Suhrkamp.
- Esposito, Elena. 2014. Algorithmische Kontingenz. Der Umgang mit Unsicherheit im Web. In: Alberto Cevolini (Hg.), *Die Ordnung des Kontingenten. Beiträge zur zahlenmäßigen Selbstbeschreibung der modernen Gesellschaft*. Wiesbaden: Springer VS, S. 233–249.
- Esposito, Elena. 2017a. Artificial Communication? The Production of Contingency by Algorithms. *Zeitschrift für Soziologie* 46, H. 4, S. 249–265. DOI: 10.1515/zfsocz-2017-1014.
- Esposito, Elena. 2017b. Algorithmic memory and the right to be forgotten on the web. *Big Data & Society* 4, H. 1. DOI: 10.1177/2053951717703996.
- Esposito, Elena. 2021. Author's response: Opacity and Complexity of Learning Black Boxes. In: *Constructivist Foundations* 16, H. 3, S. 377–380.
- Esposito, Elena. 2022. *Artificial Communication: How Algorithms Produce Social Intelligence*. Cambridge, MA.: MIT Press.
- Fazi, M. Beatrice. 2016. Incomputable Aesthetics: Open Axioms of Contingency. In: *Computational Culture* 5. 15.1.2016. <http://computationalculture.net/incomputable-aesthetics-open-axioms-of-contingency/> (Zugriff 19.11.2024).

- Fazi, M. Beatrice. 2018. Contingent Computation. Abstraction, Experience, and Indeterminacy in Computational Aesthetics. London & New York: Rowman & Littlefield International.
- Fazi, M. Beatrice. 2021. Introduction: Algorithmic Thought. *Theory, Culture & Society* 38, H. 7–8, S. 5–11.
- Fazi, M. Beatrice. 2024. The Computational Search for Unity. *Synthesis in Generative AI*. In: *Journal of Continental Philosophy*. 9.11.2024. DOI: 10.5840/jcp202411652.
- Fei-Fei, Li. 2010. ImageNet crowdsourcing, benchmarking & other cool things. https://www.image-net.org/static_files/papers/ImageNet_2010.pdf (Zugriff 17.10.2024).
- Ferrari, Fabian & Fenwick McKelvey, Hyperproduction: A Social Theory of Deep Generative Models. In: *Distinktion: Journal of Social Theory* 24, H. 2, S. 338–360. DOI: 10.1080/1600910X.2022.2137546.
- Fisher, Mark. 2016. The Weird and the Eerie. London: Repeater 2016.
- Fisher, Mark. 2017. Das Seltsame und das Gespenstische. Übers. v. Robert Zward. Berlin: Edition Tiamat.
- Fleck, James. 1994. Knowing Engineers? A Response to Forsythe. In: *Social Studies of Science* 24, H. 3, S. 105–113.
- Flores, Anthony, Kristin Bechtel & Chris Lowenkamp. 2016. False positives, false negatives, and false analyses: A rejoinder to ›Machine bias: There’s software used across the country to predict future criminals. And it’s biased against blacks‹. In: *Federal Probation Journal*, Vol. 80/2. https://www.uscourts.gov/sites/default/files/80_2_6_o.pdf (Zugriff 30.8.2023).
- Floyd, Christiane. 1984. A Systematic Look at Prototyping. In: Reinhard Budde, Karin Kühlenkamp, Lars Mathiassen, Heinz Züllighoven (Hg.), *Approaches to Prototyping*. Berlin/Heidelberg: Springer, S. 1–18.
- Foerster, Heinz von. 1984. Principles of Self-Organization in a Socio-Managerial Context. In: Hans Ulrich & Gilbert J. B. Probst (Hg.), *Self-Organization and Management of Social Systems*. Berlin: Springer, S. 2–24.
- Foerster, Heinz von. 1993a. Ethik und Kybernetik zweiter Ordnung. In: Heinz von Foerster, *KybernEthik*. Berlin: Merve, S. 60–83.
- Foerster, Heinz von. 1993b. Lethologie. In: Heinz von Foerster, *KybernEthik*. Berlin: Merve, S. 126–160.
- Foerster, Heinz von. 1993c. Gegenstände: greifbare Symbole für (Eigen-)Verhalten. In: Heinz von Foerster, *Wissen und Gewissen. Versuch einer Brücke*. Frankfurt a.M.: Suhrkamp, S. 103–115.
- Forsythe, Diana E. 1993. Engineering knowledge: The construction of knowledge in artificial intelligence. *Social Studies of Science* 23, H. 3, S. 445–477.
- Forsythe, Diana E. 1994. STS (Re)constructs Anthropology. A Reply to Fleck. In: *Social Studies of Science* 24, H. 3, S. 113–123.

- Forsythe, Diana E. 2001. Ethics and Politics of Studying Up in Technoscience. In: Diana E. Forsythe, *Studying Those Who Study Us. An Anthropologist in the World of Artificial Intelligence*. Hg. v. David J. Hess. Stanford, CA: Stanford University Press, S. 97–118.
- Fosket, Jennifer Ruth. 2015. Situating Knowledge. In: Adele E. Clarke, Carrie Friesse & Rachel S. Washburn (Hg.), *Situational analysis in practice: mapping research with grounded theory*. Walnut Creek, CA: Left Coast Press, S. 195–215.
- French, Martin & Fiona Alice Miller. 2015. Leveraging the »Living Laboratory«: On the Emergence of the Entrepreneurial Hospital. In: Adele E. Clarke, Carrie Friesse & Rachel S. Washburn (Hg.), *Situational analysis in practice: mapping research with grounded theory*. Walnut Creek, CA: Left Coast Press, S. 292–313.
- Freud, Sigmund. 1966. Eine Schwierigkeit der Psychoanalyse [zuerst 1917]. In: Sigmund Freud, *Gesammelte Werke*. Bd. XII: Werke aus den Jahren 1917–1922. Hg. v. Anna Freud, Edward Bibring, Willi Hoffer, Ernst Kris & Otto. Isakower. 3. Aufl. Frankfurt a.M.: Fischer, S. 3–12.
- Freud, Sigmund. 1982. Das Unheimliche [zuerst 1919]. In: Sigmund Freud, *Studienausgabe*. Band IV: Psychologische Schriften. Hg. v. Alexander Mitscherlich u. Angela Richards. Frankfurt a.M.: Fischer, S. 241–274.
- Friedrichs, Jürgen. 1974. Situation als soziologische Erhebungseinheit. In: *Zeitschrift für Soziologie* 3, H. 1, S. 44–53.
- Frisch, Karl von. 1948. Die Tänze der Bienen. In: *Österreichische Zoologische Zeitschrift* 1, S. 1–48.
- Frisch, Karl von. 1965. *Tanzsprache und Orientierung der Bienen*. Berlin/Heidelberg/New York: Springer.
- Fuhrmann, Jan-Tobias. 2021. Strukturkonservative Algorithmen: Künstliche Intelligenz als Kommunikationsproblem. In: Anna Strasser, Wolfgang Sohst, Ralf Stapelfeldt & Katja Stepec (Hg.), *Künstliche Intelligenz – Die große Verheißung*. Berlin: xenomoi, S. 103–128.
- Fuhrmann, Jan-Tobias. 2023. Von allopoietischen zu autopoietischen algorithmischen Systemen. Überlegungen zur Eigenlogik der operationalen Schließung algorithmischer Systeme. In: Richard Groß & Rita Jordan (Hg.), *KI-Realitäten. Modelle, Praktiken und Topologien maschinellen Lernens*. Bielefeld: transcript, S. 115–141.
- Gagnon, Marilou, Jean Daniel Jacob & Dave Holmes. 2015. Governing through (In)Security: A Critical Analysis of a Fear-based Public Health Campaign. In: Adele E. Clarke, Carrie Friesse & Rachel S. Washburn (Hg.), *Situational analysis in practice: mapping research with grounded theory*. Walnut Creek, CA: Left Coast Press, S. 270–284.
- Galloway, Alexander R. 2006. *Gaming: Essays on Algorithmic Culture*. Minneapolis, MN: University of Minnesota Press.

- Galloway, Alexander R. 2012. *The Interface Effect*. Cambridge/Malden, MA: Polity Press 2012.
- Galloway, Alexander R. 2021. Questions. Answers. <http://cultureandcommunication.org/galloway/questions-answers> (Zugriff 12. Dezember 2022).
- Gamm, Gerhard. 2000. *Nicht nichts. Studien zu einer Semantik des Unbestimmten*. Frankfurt a.M.: Suhrkamp.
- Gamm, Gerhard. 2004. Unbestimmtheitssignaturen der Technik. In: Gerhard Gamm & Andreas Hetzel (Hg.), *Unbestimmtheitssignaturen der Technik. Eine neue Deutung der technisierten Welt*. Bielefeld: transcript, S. 17–38.
- Gamm, Gerhard. 2013. Die Unbestimmtheit sozialer Praxis. Ein Kommentar. In: Victoria von Groddeck & Julian Müller (Hg.), *(Un-)Bestimmtheit. Praktische Problemkonstellationen*. München: Fink, S. 241–245.
- Garfinkel, Harold & Harvey Sacks. 1986. On formal structures of practical actions. In: Harold Garfinkel (Hg.), *Ethnomethodological Studies of Work*. London & New York, NY: Routledge. S. 157.190.
- Garfinkel, Harold. 1967. *Studies in Ethnomethodology*. Englewood Cliffs, NJ: Prentice-Hall.
- Gay Blasco, Paloma & Huon Wardle. 2006. *How to Read Ethnography*. London/New York: Routledge.
- Gebru, Timnit & Émile P. Torres. 2024. The TESCREAL bundle: Eugenics and the promise of utopia through artificial general intelligence. In: *First Monday* 29, H. 4. DOI: 10.5210/fm.v29i4.13636.
- Geertz, Clifford. 1993. *Die künstlichen Wilden: der Anthropologe als Schriftsteller*. Frankfurt a.M.: Fischer.
- Gehlen, Arnold. 1993. *Der Mensch. Seine Natur und seine Stellung in der Welt [zuerst 1940]*. Textkritische Edition unter Einbeziehung des gesamten Textes der 1. Auflage von 1940. 2 Teilbde. Hg. v. Karl-Siegbert Rehberg. Frankfurt a.M.: Klostermann.
- Gehlen, Arnold. 2022. Urmensch und Spätkultur. Philosophische Ergebnisse und Aussagen [zuerst 1956]. In: Arnold Gehlen, *Urmensch und Spätkultur sowie weitere Schriften zu einer Theorie der Institutionen*. Arnold Gehlen Gesamtausgabe. Bd. 5. Hg. v. Karl-Siegbert Rehberg, Richard Groß, Hans Schilling & Nicolas Schilling. Frankfurt a.M.: Klostermann, S. 1–308.
- Geoghegan, Bernard Dionysius. 2022. *Code. From Information Theory to French Theory*. Duke University Press.
- Georgii, Hans-Otto. 2015. *Stochastik: Einführung in die Wahrscheinlichkeitstheorie und Statistik*. 5., überarb. u. erw. Aufl. Boston/Berlin: De Gruyter.
- Gießmann, Sebastian & Nadine Taha, »Study the unstudied«. Zur medienwissenschaftlichen Aktualität von Susan Leigh Stars Denken. In: Susan Leigh Star, *Grenzobjekte und Medienforschung*. Hg. v. Sebastian Gießmann & Nadine Taha. Bielefeld: transcript 2017., S. 13–77.

- Glanville, Ranulph. 1979. The form of cybernetics: Whitening the black box. In: Proceedings of 24th Society for General Systems Research/American Association for the Advancement of Science Meeting, Houston, 1979. Hg. v. James Miller. Louisville, KY: Society for General Systems Research.
- Glanville, Ranulph. 1982. Inside every white box there are two black boxes trying to get out. *Behavioral Science* 12, H. 1, S. 1–11.
- Gobo, Giampietro. 2008. *Doing Ethnography*. Los Angeles u.a.: Sage.
- Goffman, Erving. 1955. On Face-Work: An Analysis of Ritual Elements in Social Interaction. In: *Psychiatry* 18, H. 3, S. 213–231. DOI: 10.1080/00332747.1955.11023008.
- Goffman, Erving. 1964. The Neglected Situation. In: *American Anthropologist* 66 (1964), H. 6, 2. Teil, S. 133–136.
- Goffman, Erving. 1973. *Asyle. Über die soziale Situation psychiatrischer Patienten und anderer Insassen*. Frankfurt a.M.: Suhrkamp.
- Goffman, Erving. 1983. The Interaction Order. American Sociological Association, 1982 Presidential Address. In: *American Sociological Review* 48, H. 1, S. 1–17.
- Goffman, Erving. 1986. *Interaktionsrituale. Über Verhalten in direkter Kommunikation*. Frankfurt a.M.: Suhrkamp.
- Goodfellow, Ian, J. Jean Pouget-Abadie, Mehdi Mirza, Bing Xu, David Warde-Farley, Sherjil Ozair, Aaron Courville & Yoshua Bengio. 2014. Generative adversarial nets. In *Proceedings of the 27th International Conference on Neural Information Processing Systems – Volume 2 (NIPS'14)*. Cambridge, MA: MIT Press, S. 2672–2680.
- Goodfellow, Ian, Yoshua Bengio & Aaron Courville. 2016. *Deep Learning*. Cambridge, MA: MIT Press.
- Google for Developers. 2016. A.I. Experiments: Visualizing High-Dimensional Space. YouTube. Video. 3m16s. <https://www.youtube.com/watch?v=wvsE8jm1GzE> (Zugriff 3.1.2024).
- GPT-3. 2020. A robot wrote this entire article. Are you scared yet, human? <https://www.theguardian.com/commentisfree/2020/sep/08/robot-wrote-this-article-gpt-3> (Zugriff 26.5.23).
- Graf, Fritz. 1997. Chimaira. In: *Der Neue Pauly. Enzyklopädie der Antike. Altertum*. Band 2. Ark – Ci. Hg. v. Hubert Cancik und Helmuth Schneider. Stuttgart: Metzler, Sp. 1123.
- Gray, Mary L. & Siddharth Suri. 2019. *Ghost Work: How to Stop Silicon Valley from Building a New Global Underclass*. Boston: Houghton Mifflin Harcourt.
- Groddeck, Victoria von & Julian Müller. 2013. (Un)Bestimmtheit als Problem und Lösung sozialer Praxis. In: Victoria von Groddeck & Julian Müller (Hg.), (Un-)Bestimmtheit. *Praktische Problemkonstellationen*. München: Fink, S. 9–19.

- Groß, Richard & Susann Wagenknecht. 2023. Situating machine learning – On the calibration of problems in practice. In: *Distinktion. Journal of Social Theory* 24, H. 2, S. 315–337. DOI: 10.1080/1600910X.2023.2177319.
- Groß, Richard. 2018. Ordnung, Chaos und gesellschaftliche Wirklichkeit. In: Miriam Amin, Elisabeth Niekrenz & Friedrich Weißbach (Hg.), *Chaos. Zur Konstitution, Subversion und Transformation von Ordnung*. Berlin: BWV, S. 75–96.
- Groß, Richard. 2024. Probabilistische Wirklichkeitsmodelle und soziologische Intelligenz. In: *SOZIOLOGIE* 53, H. 1, S. 60–75
- Groß, Richard. 2025. Stochastic contingency machines feeding on meaning: on the computational determination of social reality in machine learning. In: *AI & Society: Knowledge, Culture and Communication* 40, S. 2055–2068. DOI: 10.1007/s00146-024-02079-8.
- Gugerli, David. 2018. *Wie die Welt in den Computer kam. Zur Entstehung digitaler Wirklichkeit*. Frankfurt a.M.: Fischer.
- Günther, Gotthard. 2021. *Das Bewußtsein der Maschinen. Eine Metaphysik der Kybernetik [zuerst 1953]*. 4. Aufl. Frankfurt a.M.: Klostermann.
- Haarmann, Anke. 2019. *Artistic Research. Eine epistemologische Ästhetik*. Bielefeld: transcript.
- Hacking, Ian. 1990. *The Taming of Chance*. Cambridge, Cambridge University Press.
- Hacking, Ian. 2023. *Die Zähmung des Zufalls [engl. zuerst 1990]*. Zürich: Edition Patrick Frey.
- Halevy, Alon, Peter Norvig, and Fernando Pereira. 2009. The Unreasonable Effectiveness of Data. In: *IEEE Intelligent Systems* 24, S. 8–12.
- Halfmann, Jost. 1996. *Die gesellschaftliche »Natur« der Technik. Eine Einführung in die soziologische Theorie der Technik*. Opladen: Leske + Budrich.
- Halfmann, Jost. 2003. Technik als Medium. Von der anthropologischen zur soziologischen Grundlegung. In: Joachim Fischer & Hans Joas (Hg.), *Kunst, Macht und Institution. Studien zur philosophischen Anthropologie, soziologischen Theorie und Kultursoziologie der Moderne*. Festschrift für Karl-Siegbert Rehberg. Frankfurt a.M.: Campus, S. 133–144.
- Halpern, Orit, Patrick Jagoda, Jeffrey West Kirkwood & Leif Weatherby, *Surplus Data: An Introduction*. In: *Critical Inquiry* 48, H. 2, S. 197–210. DOI: 10.1086/717320.
- Halpern, Orit. 2015. Dreams for Our Perceptual Present: Temporality, Storage, and Interactivity in Cybernetics. In: *Configurations* 13, H. 2, S. 283–319. DOI: 10.1353/con.2007.0016.
- Hammersley, Martyn & Paul Atkinson. 1995. *Ethnography. Principles in Practice*. London u.a.: Tavistock.
- Hampel, Fabian. 2020. *This Ghost Does Exist*. 4K Video. 23m30s.
- Hansen, Mark B. N. 2015. *Feed-Forward. On the Future of Twenty-First-Century Media*. Chicago, IL: University of Chicago Press.

- Haraway, Donna. 1988. Situated knowledges: The science question in feminism and the privilege of partial perspective. In: *Feminist Studies* 14, H. 3, S. 575–99. DOI: 10.2307/3178066.
- Harth, Jonathan. 2014. Computergesteuerte Spielpartner. Formen der Medienpraxis zwischen Trivialität und Personalität. Wiesbaden: Springer VS.
- Häußling, Roger, Claudius Härpfer & Marco Schmitt. 2024. Einleitung. In: Roger Häußling, Claudius Härpfer & Marco Schmitt (Hg.), *Soziologie der Künstlichen Intelligenz. Perspektiven der Relationalen Soziologie und Netzwerkforschung*. Bielefeld: transcript, S. 7–26.
- Häußling, Roger. 2020. Daten als Schnittstellen zwischen algorithmischen und sozialen Prozessen. Konzeptuelle Überlegungen zu einer Relationalen Techniksoziologie der Datafizierung in der digitalen Sphäre. In: *Soziale Welt. Sonderband 23: Soziologie des Digitalen – Digitale Soziologie?* Hg. v. Sabine Maasen und Jan-Henrik Passoth. Baden-Baden: Nomos, S. 134–150.
- Hayles, N. Katherine. 2004. Print Is Flat, Code Is Deep: The Importance of Media-Specific-Analysis. In: *Poetics Today* 25, H. 1, S. 68–90.
- Hayles, N. Katherine. 2016. The Cognitive Nonconscious: Enlarging the Mind of the Humanities. In: *Critical Inquiry* 42, H. 4, S. 783–808. DOI: 10.1086/686950.
- Hayles, N. Katherine. 2017. *Unthought. The power of the cognitive nonconscious*. Chicago, IL: University of Chicago Press.
- Heaves, James (Regie) & Charlie Booker (Drehbuch). 2016. *Hated in the Nation*. Black Mirror. Staffel 3, Episode 6. Originalveröffentlichung am 21.10.2016.
- Heck, Christian. 2023. do nOt FoRGET AnaRCHist. Syntaktische Sprachexperimente im künstlich neuronalen Wortraum. In: Richard Groß & Rita Jordan (Hg.), *KI-Realitäten. Modelle, Praktiken und Topologien maschinellen Lernens*. Bielefeld: transcript, S. 235–272.
- Hegel, Georg Wilhelm Friedrich. 1970., *Enzyklopädie der philosophischen Wissenschaften* [zuerst 1817]. Dritter Teil. Die Philosophie des Geistes. Mit den mündlichen Zusätzen (Auf der Grundlage der Werke von 1832–1845 neu herausgegeben). In: *Werke in zwanzig Bänden*. Hg. v. Eva Moldenhauer & Karl Markus Michel. Bd. 10: Frankfurt a.M.: Suhrkamp.
- Henriksen, Anne & Anja Bechmann. 2020. Building truths in AI: Making predictive algorithms doable in healthcare. *Information, Communication & Society* 23, H. 6, S. 802–816.
- Herndon, Holly. 2024. Tweet vom 7.9.2024. <https://x.com/hollyherndon/status/1832507008328855592> (Zugriff 18.10.2024).
- Hertzmann, Aaron 2020. Visual indeterminacy in GAN art. In *ACM SIGGRAPH 2020 Art Gallery (SIGGRAPH '20)*. New York, NY: Association for Computing Machinery, S. 424–428. DOI: 10.1145/3386567.3388574.

- Hess, David. 2007. Ethnography and the Development of Science and Technology Studies. In: Paul Atkinson, Amanda Coffey, Sara Delamont, John Lofland & Lyn Lofland (Hg.), *Handbook of Ethnography*. London u.a.: Sage, S. 234–245.
- Hillebrandt, Frank. 2009. *Praktiken des Tauschens. Zur Soziologie symbolischer Formen der Reziprozität*. Wiesbaden: VS Verlag.
- Hinton, Geoffrey, Yoshua Bengio, Demis Hassabis et al. 2023. Statement on AI Risk. <https://www.safe.ai/statement-on-ai-risk#open-letter> (Zugriff 17.10.2024).
- Hirschauer, Stefan & Klaus Amann. 1997. Die Befremdung der eigenen Kultur. Ein Programm. In: Stefan Hirschauer & Klaus Amann (Hg.), *Die Befremdung der eigenen Kultur. Zur ethnographischen Herausforderung soziologischer Empirie*. Frankfurt a.M.: Suhrkamp, S. 7–52.
- Hirschauer, Stefan. 2001. Ethnografisches Schreiben und die Schweigsamkeit des Sozialen. Zu einer Methodologie der Beschreibung. In: *Zeitschrift für Soziologie* 30, H. 6, S. 429–451.
- Hirschauer, Stefan. 2004. Praktiken und ihre Körper. Über materielle Partizipanden des Tuns. In: Karl H. Hörning & Julia Reuter (Hg.), *Doing Culture. Neue Positionen zum Verhältnis von Kultur und sozialer Praxis*. Bielefeld: transcript., S. 73–91.
- Hirschauer, Stefan. 2014. Intersituativität. Teleinteraktionen und Koaktivitäten jenseits von Mikro und Makro. In: Bettina Heintz & Hartmann Tyrell (Hg.), *Interaktion – Organisation – Gesellschaft revisited: Anwendungen, Erweiterungen, Alternativen*. Berlin, Boston: De Gruyter, S. 109–133. DOI: 10.1515/9783110509243-008.
- Hirschauer, Stefan. 2016. Verhalten, Handeln, Interagieren. Zu den mikrosoziologischen Grundlagen der Praxistheorie. In: Hilmar Schäfer (Hg.), *Praxistheorie. Ein soziologisches Forschungsprogramm*. Bielefeld: transcript, S. 45–68.
- Hoel, Erik. 2021. The semantic apocalypse. How meaning is draining away in the age of AI. In: *The Intrinsic Perspective Blog*. 18.4.2021. <https://www.theintrinsicperspective.com/p/the-semantic-apocalypse> (Zugriff 17.9.2024).
- Hofmann, Dominik. 2023. Prädiktion in der Präzisionsmedizin. In: Paula-Irene Villa (Hg.), *Polarisierte Welten. Verhandlungen des 41. Kongresses der Deutschen Gesellschaft für Soziologie 2022*. https://publikationen.sozioologie.de/index.php/kongressband_2022/article/view/1580 (Zugriff 8.11.2024).
- Hofstadter, Douglas R. 1979. *Gödel, Escher, Bach: an Eternal Golden Braid*. New York, NY: Basic Books.
- Höinghaus, Christoph. 2015. Daten: Das Öl des 21. Jahrhunderts – Big Data wirtschaftlich sinnvoll einsetzen. 28.8.2015. <https://www.cio.de/a/big-data-wirtschaftlich-sinnvoll-einsetzen,3246278> (Zugriff 23.8.2023)
- Honer, Anne. 2011. Das Perspektivenproblem in der Sozialforschung. In: Anne Honer, *Kleine Leiblichkeiten. Erkundungen in Lebenswelten*. VS Verlag für Sozialwissenschaften, S. 27–40.

- Höntsche, Andreas. 2018. Die institutionelle Bestimmtheit sozialer Systeme. Niklas Luhmanns Systemtheorie und die Soziologie der »Leipziger Schule«. Berlin: Duncker & Humblot.
- Höntsche, Andreas. 2021. Die technische Kontingenz der Kommunikation. Überlegungen zum Verhältnis von Technik, Kommunikation und Handlung im Anschluss an Systemtheorie und philosophische Anthropologie. In: Birgit Blättel-Mink (Hg.), Gesellschaft unter Spannung. Verhandlungen des 40. Kongresses der Deutschen Gesellschaft für Soziologie 2020. https://publikationen.sozio-logie.de/index.php/kongressband_2020/article/view/1382 (Zugriff 19.11.2024).
- Hoover, Amanda. 2023. Spotify Has an AI Music Problem—but Bots Love It. In: Wired. 11.5.2023. <https://www.wired.com/story/spotify-ai-music-robot-listeners/>,
- Hörl, Erich. 2011. Die technologische Bedingung. Zur Einführung. In: Erich Hörl (Hg.), Die technologische Bedingung. Beiträge zur Beschreibung der technischen Welt. Frankfurt a.M.: Suhrkamp. S. 7–53.
- Hörl, Erich. 2012. Luhmann, the Non-trivial Machine and the Neocybernetic Regime of Truth. In: Theory, Culture & Society 29, H. 3, S. 94–121. DOI: 10.1177/0263276412438592.
- Hörl, Erich. 2015. Die Ökologisierung des Denkens. In: Zeitschrift für Medienwissenschaft 14, S. 33–45.
- Hörl, Erich. 2018. Die environmentalitäre Situation: Überlegungen zum Umweltlich-Werden von Denken, Macht und Kapital. In: Internationales Jahrbuch für Medienphilosophie 4, H. 1, S. 221–250. DOI: 10.1515/jbmp-2018-0012.
- Hörning, Karl H. & Julia Reuter. 2006. Praktizierte Kultur: Das stille Wissen der Geschlechter. In: Ursula Rao (Hg.), Kulturelle VerWandlungen. Die Gestaltung sozialer Welten in der Performanz. Frankfurt a.M.: Lang. S. 51–71.
- Houben, Daniel & Bianca Prietl. 2023. Symbolische Macht digitaler Technologien: Geschlechterungleichheit durch mangelnde Repräsentation, algorithmische Diskriminierung und kulturelle Marginalisierung. In: Soziale Probleme 2, S. 221–237. DOI: 10.3262/SP2302221
- Hu, Krystal. 2023. ChatGPT sets record for fastest-growing user base – analyst note. Reuters. 1.2.2023. <https://www.reuters.com/technology/chatgpt-sets-record-fastest-growing-user-base-analyst-note-2023-02-01/>.
- Hughes, Thomas P. 1983. Networks of Power: Electrification in Western Society, 1880–1930. Baltimore, MD/London: Johns Hopkins University Press.
- Hui, Yuk. 2023. ChatGPT, or the Eschatology of Machines. In: e-flux Journal 137 (Juni 2023), online: <https://www.e-flux.com/journal/137/544816/chatgpt-or-the-eschatology-of-machines/>.
- Hüttemann, Felix. 2024. Intelligenzschichten. In: Zeitschrift für Medienwissenschaft 16, H. 30, S. 63–65.
- ImageNet. 2021. About. <https://www.image-net.org> (Zugriff 29.10.2024).

- ImageNet. 2021b. ImageNet Large Scale Visual Recognition Challenge (ILSVRC). <https://www.image-net.org/challenges/LSVRC/> (Zugriff 17.10.2024).
- James, William. 1890. *The Principles of Psychology*. Two vols. Vol. 1. New York, NY: Holt.
- Jarke, Juliane, Bianca Prietl, Simon Egbert, Yana Boeva, Hendrik Heuer & Maike Arnold (Hg.). 2024. *Algorithmic Regimes: Methods, Interactions, and Politics*. Amsterdam: Amsterdam University Press.
- Jaton, Florian & Philippe Sormani. 2023. Enabling ›AI‹? The situated production of commensurabilities. *Social Studies of Science* 53, H. 5, S. 625–634. DOI: 10.1177/03063127231194591.
- Jaton, Florian. 2021. *The Constitution of Algorithms. Ground Truthing, Programming, Formulating*. Cambridge, MA: MIT Press.
- Jaton, Florian. 2024. Ground Truths Are Human Constructions. In: *Issues in Science and Technology XL*, H. 2, S. 85. DOI: 10.58875/LXWC2075.
- Jebara, Tony. 2004. *Machine learning: discriminative and generative*. New York, NY: Springer Science & Business Media.
- Joas, Hans. 1992. *Die Kreativität des Handelns*. Frankfurt a.M.: Suhrkamp.
- Jones, Jonathan. 2018. A portrait created by AI just sold for \$432,000. But is it really art? In: *The Guardian*. 26.10.2018.
- Jonze, Spike (Regie & Drehbuch). 2013. *Her*. Prod. Annapurna Pictures. Distr. Warner Bros. Pictures. USA.
<https://www.theguardian.com/artanddesign/shortcuts/2018/oct/26/call-that-art-can-a-computer-be-a-painter> (Zugriff 3.1.2025).
- Jung, Matthias. 2010. John Dewey and action. In: *The Cambridge companion to Dewey*. Hg. v. Molly Cochrane. Cambridge, MA: Cambridge University Press, S. 145–65.
- Jünger, Ernst. 1957. *Gläserne Bienen*. Stuttgart: Klett.
- Just, Natascha & Michael Latzer. 2017. Governance by Algorithms: Reality Construction by Algorithmic Selection on the Internet. In: *Media, Culture & Society* 39 (2), S. 238–58. DOI: 10.1177/0163443716643157.
- Karras, Tero, Samuli Laine & Timo Aila. 2019. A Style-Based Generator Architecture for Generative Adversarial Networks. *arXiv preprint*. DOI: 10.48550/arXiv.1812.04948.
- Kaufmann, Mareile, Simon Egbert & Matthias Leese. 2019. Predictive Policing and the Politics of Patterns. In: *The British Journal of Criminology* 59, H. 3, S. 674–692, DOI: 10.1093/bjc/azy060.
- Kitchin, Rob. 2017. Thinking critically about and researching algorithms. In: *Information, Communication & Society* 20, H. 1, S. 14–29. DOI: 10.1080/1369118X.2016.1154087.
- Kittler, Friedrich. 1996. The History of Communication Media. In: *ctheory*, S. 7–30.

- Klipphahn-Karge, Michael. 2023. Repräsentation, Kritik und Anlass. Eine Trichotomie der künstlerischen Nutzungsaspekte von KI. In: Richard Groß & Rita Jordan (Hg.), *KI-Realitäten. Modelle, Praktiken und Topologien maschinellen Lernens*. Bielefeld: transcript, S. 287–314.
- Klipphahn-Karge, Michael. 2026. Technospiritismus. Verschränkungen von KI und Magie in Werken von Jordan Wolfson, Agnieszka Polska und Hito Steyerl. Edition Metzel: München.
- Knibbs, Kate. 2024. Scammy AI-Generated Book Rewrites Are Flooding Amazon. In: *Wired*. 10.1.2024. <https://www.wired.com/story/scammy-ai-generated-books-flooding-amazon/> (Zugriff 17.9.2024).
- Knorr-Cetina, Karin. 1988a. The micro-social order. Towards a reconception. In: Nigel G. Fielding (Hg.), *Actions and Structure. Research Methods and Social Theory*. London u.a.: Sage 1988, S. 20–53.
- Knorr-Cetina, Karin. 1988b. Das naturwissenschaftliche Labor als Ort der »Verdichtung« von Gesellschaft. In: *Zeitschrift für Soziologie* 17, H. 2, S. 85–101.
- Knorr-Cetina, Karin. 1998. Sozialität mit Objekten. Soziale Beziehungen in post-traditionalen Wissensgesellschaften. In: Werner Rammert (Hg.), *Technik und Sozialtheorie*. Frankfurt a.M./New York: Campus, S. 83–120.
- Knorr-Cetina, Karin. 2001. Objectual Practice. In: Karin Knorr-Cetina, Theodore R. Schatzki & Eike von Savigny (Hg.) *The Practice Turn in Contemporary Theory*. London: Routledge, S. 175–188.
- Knorr-Cetina, Karin. 2008. Umriss einer Soziologie des Postsozialen. In: *Kognitiver Kapitalismus. Soziologische Beiträge zur Theorie der Wissensökonomie*. Hg. v. Hanno Pahl & Lars Meyer, Marburg: Metropolis. S. 25–39.
- Knorr-Cetina, Karin. 2009. The Synthetic Situation: Interactionism for a Global World. In: *Interaction* 32, H. 1, S. 61–87. DOI: 10.1525/si.2009.32.1.61.
- Knorr-Cetina, Karin. 2014. Scopic media and global coordination: the mediatization of face-to-face encounters. In: Knut Lundby (Hg.), *Mediatization of Communication*. Mouton: De Gruyter, S. 39–62.
- Kolanoski, Martina. 2018. Trans-sequential analysis, or: A production-focused approach to procedurally organized work. In: *Ethnographic Studies* 15, S. 58–82.
- Könneker, Carsten. 2020. Wissenschaftskommunikation und Social Media: Neue Akteure, Polarisierung und Vertrauen. In: Johannes Schnurr & Alexander Mäder, (Hg.), *Wissenschaft und Gesellschaft: Ein vertrauensvoller Dialog*. Berlin, Heidelberg: Springer, S. 25–47.
- Krämer, Hannes. 2014. *Die Praxis der Kreativität. Eine Ethnografie kreativer Arbeit*. Bielefeld: transcript.
- Krizhevsky, Alex, Ilya Sutskever, and Geoffrey E. Hinton. 2012. ImageNet Classification with Deep Convolutional Neural Networks. In: *Advances in Neural Information Processing Systems* 25, S. 1097–1105. DOI:10.1145/3065386.

- Kron, Thomas & Lars Winter. 2011. Die radikale Unbestimmtheit des Sozialen. In: Daniel Fischer, Wolfgang Bonß, Thomas Augustin, Felix Bader, Michaela Pichlbauer & Dominikus Vogl (Hg.): *Uneindeutigkeit als Herausforderung. Risikokalkulation, Amtliche Statistik und die Modellierung des Sozialen*. Neubiberg, S. 187–215.
- Kylstrup, Nanna Bonde, Daniela Agostinho, Annie Ring, Catherine D'Ignazio & Kristin Veel. 2021. *Uncertain Archives: Critical Keywords for Big Data*. Cambridge, MA: MIT Press.
- Lakin, Max. 2022. The Enduring Appeal of the Self-Taught Artist. *New York Times Online*. 7.7. 2022. <https://www.nytimes.com/2022/07/07/t-magazine/self-taught-artists.html> (Zugriff 8.5.2024).
- Lange, Ann-Christina, Marc Lenglet, Robert Seyfert. 2016. Cultures of high-frequency trading: mapping the landscape of algorithmic developments in contemporary financial markets. In: *Economy & Society* 45, H. 2, S. 149–165.
- Latour, Bruno & Steve Woolgar. 1979. *Laboratory Life. The Social Construction of Scientific Facts*. Beverly Hills, CA: Sage.
- Latour, Bruno. 1987. *Science in action. How to follow scientists and engineers through society*. Cambridge, MA: Harvard University Press.
- Latour, Bruno. 1995. Social theory and the study of computerized work. In: W. J. Orlinokowski, Geoff Walsham (Hg.), *Information Technology and Changes in Organizational Work*. London: Chapman and Hall, S. 295–307.
- Latour, Bruno. 2004. Why Has Critique Run out of Steam? From Matters of Fact to Matters of Concern. In: *Critical Inquiry* 30, H. 2, S. 225–248. DOI: 10.1086/421123.
- Latour, Bruno. 2006. Technik ist stabilisierte Gesellschaft. In: Andréa Belliger, David J. Krieger (Hg.), *ANThology. Ein einführendes Handbuch zur Akteur-Netzwerk-Theorie*. Bielefeld: transcript, S. 369–397.
- Latour, Bruno. 2010. *Eine neue Soziologie für eine neue Gesellschaft*. Frankfurt a.M.: Suhrkamp.
- Law, John. 1990. Introduction: Monsters, Machines, and Sociotechnical Relations. In: *Sociological Review* 38, H. 1 (suppl.), S. 1–23.
- Le, Quoc V., Marc'Aurelio Ranzato, Rajat Monga, Matthieu Devin, Kai Chen, Greg S. Corrado, Jeff Dean & Andrew Y. Ng. 2012. Building high-level features using large scale unsupervised learning. In: *Proceedings of the 29th International Conference on Machine Learning*. Madison, WI: Omnipress, S. 507–514. DOI: 10.5555/3042573.3042641.
- Leger, Matthias. 2023. The Same but Different. On the Possibilities of Combining Practice Theory and Situational Analysis. *Forum Qualitative Sozialforschung Forum: Qualitative Social Research* 24, H. 2. <https://doi.org/10.17169/fqs-24.2.4044>.
- Lehn, Dirk vom. 2019. Probing the art/science binary: Notes on the experimental achievement of shared perception. In: *Practicing Art/Science: Experiments*

- in an Emerging Field. Hg. v. Philippe Sormani, Guelfo Carbone & Priska Gisler. London/New York, NY: Routledge, S. 101–124.
- Lehmann, Maren. 2011. Wie ist Verlernen möglich? In: Maren Lehmann, Theorie in Skizzen. Berlin: Merve, S. 117–143.
- Lehmann, Maren. 2014. Komplexe Ereignisse und kontingente Mengen. Anmerkungen zur Soziologie der Zahl. In: Alberto Cevoloni (Hg.), Die Ordnung des Kontingenten. Beiträge zur zahlenmäßigen Selbstbeschreibung der modernen Gesellschaft. Wiesbaden: Springer VS, S. 41–62.
- Lerner, Ben. 2019. The Topeka School. London: Granta 2019.
- Lewis-Kraus, Gideon. 2016. The Great A.I. Awakening. New York Times. 14.12.2016. <https://www.nytimes.com/2016/12/14/magazine/the-great-ai-awakening.html>.
- Lima, Gabriel, Nina Grgić-Hlača, Jin Keun Jeong, and Meeyoung Cha. 2022. The Conflict Between Explainable and Accountable Decision-Making Algorithms. In: Proceedings of the 2022 ACM Conference on Fairness, Accountability, and Transparency (FACCT'22). New York, NY: Association for Computing Machinery, S. 2103–2113. DOI: 10.1145/3531146.3534628
- Lindner, Rolf. 2007. Die Entdeckung der Stadtkultur. Soziologie aus der Erfahrung der Reportage [zuerst 1984]. Frankfurt a.M./New York, NY: Campus.
- Link, Jürgen. 1996. Versuch über den Normalismus. Wie Normalität produziert wird. Wiesbaden: Springer VS.
- Lipton, Zachary C. 2018. The Mythos of Model Interpretability. In: Queue 16, H. 3, S. 31–57. DOI: 10.1145/3236386.3241340.
- Lopez, Paola. 2023. ChatGPT und der Unterschied zwischen Form und Inhalt. In: Merkur 77, H. 891, S. 15–27.
- Lübbe, Hermann. 1998. Kontingenzerfahrung und Kontingenzbewältigung. In: Odo Marquard & Gerhart von Graevenitz (Hg.), Kontingenz. München: Fink 1998, S. 35–47.
- Luhmann, Niklas. 1980. Temporalisierung von Komplexität. In: Niklas Luhmann, Gesellschaftsstruktur und Semantik. Studien zur Wissenssoziologie der modernen Gesellschaft. Frankfurt a.M.: Suhrkamp, S. 235–300.
- Luhmann, Niklas. 1984. Soziale Systeme. Grundriß einer allgemeinen Theorie. Frankfurt a.M.: Suhrkamp.
- Luhmann, Niklas. 1991. Die Wissenschaft der Gesellschaft. Frankfurt a.M.: Suhrkamp.
- Luhmann, Niklas. 1992. Ökologie des Nichtwissens. In: Niklas Luhmann, Beobachtungen der Moderne. VS Verlag für Sozialwissenschaften, S. 149–220.
- Luhmann, Niklas. 1996. Die Realität der Massenmedien. 2. Aufl., Opladen: Westdeutscher Verlag.
- Luhmann, Niklas. 1997. Die Gesellschaft der Gesellschaft. 2 Teil-Bde. Frankfurt a.M.: Suhrkamp.

- Luhmann, Niklas. 2008. Einführung in die Systemtheorie. Hg. v. Dirk Baecker. 4. Aufl. Heidelberg: Carl Auer Systeme.
- Luhmann, Niklas. 2020. Die Kontrolle von Intransparenz [zuerst 1998]. In: Niklas Luhmann, Schriften zur Organisation 4. Hg. v. Ernst Lukas & Veronika Tacke. Wiesbaden: Springer VS, S. 511–532.
- Lupton, Deborah (Hg.). 2021. Doing fieldwork in a pandemic (crowd-sourced document), revised version. <https://docs.google.com/document/d/1clGjGABB2hzqbduTgfqribHmog9B6PoNvMgVuiHZCl8/edit?usp=sharing> (Zugriff 17.4. 2026).
- Mackenzie, Adrian. 2015. The production of prediction. Was does machine learning want? In: European Journal of Cultural Studies 18, H. 4–5, S. 429–445.
- Mackenzie, Adrian. 2017. Machine Learners. Archaeology of a Data Practice. Cambridge, MA/London: MIT Press.
- Mackinnon, Lee. 2017. Artificial Stupidity and the End of Men. In: Third Text 31, H. 5–6, S. 603–617. DOI: 10.1080/09528822.2018.1437939.
- MacQueen, James B. 1967. Some Methods for classification and Analysis of Multivariate Observations. In: Proceedings of 5th Berkeley Symposium on Mathematical Statistics and Probability. Vol. 1. University of California Press. S. 281–297.
- Mannheim, Karl. 2007. The Problem of the Intelligentsia. An Inquiry into Its Past and Present Role [zuerst 1956]. In: Karl Mannheim, Essays on the Sociology of Culture. London: Routledge & Kegan Paul, S. 91–170.
- Mannheim, Karl. 2022. Das Problem der Intelligenz [engl. zuerst 1956]. In: Karl Mannheim, Soziologie der Intellektuellen. Schriften zur Kulturosoziologie. Berlin: Suhrkamp, S. 7–97.
- Manouach, Ilan & Anna Engelhardt. 2022. Preface. In: Ilan Manouach & Anna Engelhardt (Hg.), Chimeras: Inventory of Synthetic Cognition. Athen: Onassis Foundation, S. 9–13.
- Manovich, Lev. 2018. Media Analytics & Gegenwartskultur. In: Andreas Sudmann/Christoph Engemann (Hg.), Machine Learning – Medien, Infrastrukturen und Technologien der Künstlichen Intelligenz. Bielefeld: transcript, S. 269–288.
- Marcus, Gary. 2018. Deep Learning: A Critical Appraisal. arXiv preprint. DOI: 10.48550/arXiv.1801.00631.
- Marcus, Gary. 2020. The Next Decade in AI: Four Steps Towards Robust Artificial Intelligence. arXiv preprint. DOI: 10.48550/arXiv.2002.06177.
- Marcus, Gary. 2023. What if Generative AI turned out to be a Dud? Some possible economic and geopolitical implications. Substack: Marcus on AI. 13.8.2023. <https://garymarcus.substack.com/p/what-if-generative-ai-turned-out> (Zugriff 18.11.2024).
- Marcus, George E. & Michael M. J. Fischer. 1986. Anthropology as Cultural Critique: An Experimental Moment in the Human Sciences. Chicago, IL: University of Chicago Press.

- Marda, Vidushi & Shivangi Narayan. 2021. On the importance of ethnographic methods in AI research. In: *Nature Machine Intelligence* 3, S. 187–189. DOI: 10.1038/s42256-021-00323-0.
- Markoff, John. 2012. For Web Images, Creating New Technology to Seek and Find. In: *The New York Times* v. 19.11.2012. <https://www.nytimes.com/2012/11/20/science/for-web-images-creating-new-technology-to-seekand-find.html> (Zugriff 14.10.2024).
- Marres, Noortje & Philippe Sormani. 2023. Testing ›AI‹: Do We Have a Situation? A Conversation. SFB 1187 Medien der Kooperation. Working paper series 28. DOI: 10.25819/ubsi/10332.
- Marres, Noortje & David Stark. 2020. Put to the test: For a new sociology of testing. In: *British Journal of Sociology* 71, H. 3, S. 423–443. DOI: 10.1111/1468-4446.12746.
- Marres, Noortje. 2020. For a situational analytics: An interpretative methodology for the study of situations in computational settings. In: *Big Data & Society* 7, H. 2. S. 1–16. DOI: 10.1177/2053951720949571.
- Marwick, Alice E., & danah boyd. 2011. I tweet honestly, I tweet passionately: Twitter users, context collapse, and the imagined audience. *New Media & Society* 13, H. 1, S. 114–133. DOI: 10.1177/1461444810365313.
- Marx, Paris. 2023. Don't listen to the ›godfather of AI‹. Disconnect Blog. <https://disconnect.blog/dont-listen-to-the-godfather-of-ai/> (Zugriff 29.10.2024).
- Mateescu, Aleksandra & Aihua Nguyen. 2019. Algorithmic management in the workplace. *Big Data & Society*. <https://datasociety.net/library/explainer-algorithmic-management-in-the-workplace/> (Zugriff 14.10.2024).
- McCarthy, John, Marvin L. Minsky, Nathaniel Rochester & Claude E. Shannon, A Proposal for the Dartmouth Summer Research Project on Artificial Intelligence. 31.8.1955. Typoskript, 18 S. <https://raysolomonoff.com/dartmouth/boxa/dart564props.pdf> (Zugriff 16.10.2024).
- McCarthy, John. 2007. From here to human-level AI. In: *Artificial Intelligence* 171, H. 18, S. 1174–1182.
- McCorduck, Pamela. 2004. *Machines Who Think* [zuerst 1979]. 2. Aufl. Natick, MA: Peters.
- Mead, George Herbert. 1962. *Mind, Self, & Society from the Standpoint of a Social Behaviorist* [zuerst 1934]. Chicago: University of Chicago Press.
- Mead, George Herbert. 1980. *Geist, Identität und Gesellschaft. Aus der Sicht des Sozialbehaviorismus* [engl. zuerst 1934]. Übers. v. Ulf Pacher. 4. Aufl. Frankfurt a.M.: Suhrkamp.
- Memisevic, Roland & Andreas Sudmann. 2018. »Wunderwerke der Parallelisierung«. Andreas Sudmann im Gespräch mit Roland Memisevic. In: Andreas Sudmann & Christoph Engemann (Hg.), *Machine Learning – Medien, Infrastrukturen und Technologien der Künstlichen Intelligenz*. Bielefeld: transcript, S. 373–383.

- Mersch, Dieter. 2019. Kreativität und Künstliche Intelligenz. Einige Bemerkungen zu einer Kritik algorithmischer Rationalität. In: Zeitschrift für Medienwissenschaft 11, H. 2, S. 65–75.
- Merton, Robert K. & Elinor Barber. 2004. *The Travels and Adventures of Serendipity. A Study in Sociological Semantics and the Sociology of Science*. Princeton, MJ: Princeton University Press.
- Metz, Rachel. 2023. AI Doesn't Hallucinate. It Makes Things Up. 3.4.2023. <https://www.bloomberg.com/news/newsletters/2023-04-03/chatgpt-bing-and-bard-do-not-hallucinate-they-fabricate> (Zugriff 10.8.2023).
- Meyer, Roland. 2023. The New Value of the Archive: AI Image Generation and the Visual Economy of ›Style‹. In: IMAGE. Zeitschrift für interdisziplinäre Bildwissenschaft 19, H. 1, S. 100–111. DOI: 10.25969/mediarep/22314.
- Misa, Thomas J. 2015. Charles Babbage, Ada Lovelace, and the Bernoulli Numbers. In: Robin Hammerman & Andrew L. Russell (Hg.), *Ada's Legacy: Cultures of Computing from the Victorian to the Digital Age*. Association for Computing Machinery and Morgan & Claypool. DOI: 10.1145/2809523.2809527.
- Mische, Anne & White, Harrison. 1998. Between conversation and situation: Public switching dynamics across network domains. In: *Social Research* 65, H. 3, S. 695–724.
- Mitchell, Clyde. 1983. Case and situation analysis. In: *The Sociological Review* 31, H. 2, S. 187–211.
- Mnih, Volodymyr, Koray Kavukcuoglu, David Silver, Alex Graves, Ioannis Antonoglou, Daan Wierstra & Martin Riedmiller. 2013. Playing Atari with deep reinforcement learning [Cs]. arXiv preprint. DOI: 10.48550/arXiv.1312.5602.
- Moats, David & Nick Seaver. 2019. ›You Social Scientists Love Mind Games‹: Experimenting in the ›Divide‹ between Data Science and Critical Algorithm Studies. In: *Big Data & Society* 6, H. 1. DOI: 10.1177/2053951719833404.
- Moor, James. 2006. The Dartmouth College artificial intelligence conference: The next fifty years. In: *AI Magazine* 27, H. 4, S. 87–91.
- Mordvintsev, Alexander, Christopher Olah & Mike Tyka, DeepDream – a code example for visualizing Neural Networks. 1.7.2015. Online: <https://ai.googleblog.com/2015/07/deepdream-code-example-for-visualizing.html> (Zugriff 10.8.2023).
- Morozov, Engeny. 2013. *To Save Everything, Click Here: The Folly of Technological Solutionism*. New York, NY: Public Affairs.
- Moßbrucker, Daniel. 2020. Digitale Zensur als Kontrolle des Kontrollüberschusses. In: *Kurswechsel*, H. 2, S. 49–60.
- Muhle, Florian. 2023. (Vor-)Geschichte der Künstliche-Intelligenz-Forschung und der sozialen Robotik. In: Ders (Hg.), *Soziale Robotik: Eine sozialwissenschaftliche Einführung*, Berlin/Boston: De Gruyter Oldenbourg, S. 13–29.

- Mühlhoff, Rainer. 2019. Menschengestützte Künstliche Intelligenz – Über die soziotechnischen Voraussetzungen von »deep learning«. In: Zeitschrift für Medienwissenschaft 11, H. 2, S. 56–64. DOI: 10.25969/mediarep/12633.
- Mullaney, Thomas S., Benjamin Peters, Mar Hicks & Kavita Philip (Hg.). 2021. *Your Computer is On Fire*. Cambridge, MA: MIT Press.
- Müller, Julian. 2015. *Bestimmbare Unbestimmtheiten. Skizzen einer indeterministischen Soziologie*. München: Fink.
- Nachtwey, Oliver & Timo Seidl. *Die Ethik der Solution und der Geist des digitalen Kapitalismus*. IFS WORKING PAPER #11. Hg. v. Institut für Sozialforschung Frankfurt.
- Nake, Frieder. 2008. Surface, Interface, Subface: Three Cases of Interaction and One Concept. In: *Paradoxes of Interactivity: Perspectives for Media Theory, Human-Computer Interaction, and Artistic Investigations*. Hg. v. Uwe Seifert, Jin Hyun Kim & Anthony Moore. Bielefeld: transcript, S. 92–109.
- Nassehi, Armin. 2006. *Der soziologische Diskurs der Moderne*. Frankfurt a.M.: Suhrkamp.
- Nassehi, Armin. 2011. *Gesellschaft der Gegenwart. Studien zur Theorie der modernen Gesellschaft II*. Frankfurt a.M.: Suhrkamp.
- Nassehi, Armin. 2019. *Muster. Theorie der digitalen Gesellschaft*. München: Beck.
- Noble, Safiya Umoja. 2018. *Algorithms of oppression: How search engines reinforce racism*. New York, NY: New York University Press.
- Nosthoff, Anna-Verena. 2026. *Kybernetik und Kritik. Eine Theorie digitaler Regiekunst*. Berlin: Suhrkamp.
- O’Neil, Cathy. 2016. *Weapons of math destruction: How Big Data increases inequality and threatens democracy*. New York, NY: Crown.
- Offert, Fabian & Ranjodh Singh Dhaliwal. 2024. *The Method of Critical AI Studies, A Propaedeutic*. arXiv preprint. 28.11.2024. DOI: 10.48550/arXiv.2411.18833.
- Offert, Fabian. 2023. KI-Kunst als Skulptur. In: Richard Groß & Rita Jordan (Hg.), *KI-Realitäten. Modelle, Praktiken und Topologien maschinellen Lernens*. Bielefeld: transcript, S. 273–286.
- Ogburn, William F. 1972. Die Theorie des »Cultural Lag«. In: Hans Peter Dreitzel (Hg.), *Sozialer Wandel: Zivilisation und Fortschritt als Kategorien der soziologischen Theorie*. 2. Aufl. Neuwied-Berlin, S. 328–338.
- Ogien, Albert. 2022. Pragmatism. In: Karl Lenz & Robert Hettlage (Hg.), *Goffman-Handbuch. Leben – Werk – Wirkung*. Berlin: Metzler, S. 35–42.
- Ong, Walter J. 2016. *Oralität und Literalität. Die Technologisierung des Wortes [zuerst engl. 1987]*. Wiesbaden: Springer VS.
- Parisi, Luciana. 2018. Das Lernen lernen oder die algorithmische Entdeckung von Informationen. In: Christoph Engemann & Andreas Sudmann (Hg.), *Machine Learning. Medien. Infrastrukturen und Technologien der künstlichen Intelligenz*. Bielefeld: transcript, S. 93–113.

- Parisi, Luciana. 2019. The Alien Subject of AI. In: *Subjectivity* 12, H.1, S. 27–48. DOI: 10.1057/s41286-018-00064-3.
- Parsons, Talcott, Edward A. Shils, Gordon W. Allport, Clyde Kluckhohn, Henry A. Murray, Robert R. Sears, Richard C. Sheldon, Samuel A. Stouffer & Edward C. Tolman. 1962. Some fundamental categories of the theory of action: a general statement. In: Talcott Parsons & Edwards Shils (Hg.), *Toward a general theory of action*. Cambridge, MA: Harvard University Press, S. 3–29.
- Parsons, Talcott. 1951. *The Social System*, Glencoe, IL: The Free Press.
- Parsons, Talcott. 1971. *The System of Modern Societies*. Englewood Cliffs, NJ: Prentice-Hall.
- Parsons, Talcott. 1986. *Aktor, Situation und normative Muster. Ein Essay zur Theorie sozialen Handelns*. Hg. u. übers. v. Harald Wenzel. Frankfurt a.M.: Suhrkamp.
- Pasquinelli, Matteo & Vladan Joler. 2021. The Nooscape manifested: AI as instrument of knowledge extractivism. In: *AI & Society* 36., S. 1263–1280. DOI: 10.1007/s00146-020-01097-6.
- Pasquinelli, Matteo. 2017. Machines that Morph Logic: Neural Networks and the Distorted Automation of Intelligence as Statistical Inference. In: *Glass Bead*, 1: Logic Gate: The Politics of the Artifactual Mind. <https://www.glass-bead.org/article/960> (Zugriff 14.10.2024).
- Pasquinelli, Matteo. 2019. Three Thousand Years of Algorithmic Rituals: The Emergence of AI from the Computation of Space. In: *e-flux journal* #101. <https://www.e-flux.com/journal/101/273221/three-thousand-years-of-algorithmic-rituals-the-emergence-of-ai-from-the-computation-of-space/> (Zugriff 14.10.2024).
- Pasquinelli, Matteo. 2023. *The Eye of the Master. A Social History of Artificial Intelligence*. London: Verso.
- Passi, Samir & Steven Jackson. 2017. Data vision: Learning to see through algorithmic abstraction. In: *Proceedings of the 2017 ACM conference on computer supported cooperative work and social computing*, S. 2436–2447. DOI: 10.1145/2998181.2998331.
- Pentland, Alex. 2014. *Social Physics. How Social Networks Can Make Us Smarter*. London: Penguin Books.
- Pentland, Alex. 2019. The Human Strategy. In: *Possible Minds: Twenty-Five Ways of Looking at AI*. Hg. v. John Brockmann. New York, NY: Penguin Press, S. 194–205.
- Pérez, Michelle Salazar & Gaile S. Cannella, Using Situational Analysis for Critical Qualitative Research Purposes. In: Adele E. Clarke, Carrie Friese & Rachel S. Washburn (Hg.), *Situational analysis in practice: mapping research with grounded theory*. Walnut Creek, CA: Left Coast Press, S. 216–229.
- Pettenkofer, Andreas. 2012. Von der Situation ergriffen. Emotionen in der pragmatistischen Tradition. In: Anette Schnabel & Rainer Schützeichel (Hg.), *Emotionen, Sozialstruktur und Moderne*. Wiesbaden: VS, S. 201–226.

- Pettenkofer, Andreas. 2017. Beweissituationen. Zur Rekonstruktion des Problems sozialer Praktiken. In: Hella Dietz, Frithjof Nungesser & Andreas Pettenkofer (Hg.), *Pragmatismus und Theorien sozialer Praktiken. Vom Nutzen einer Theoriedifferenz*. Frankfurt/New York: Campus, S. 119–160.
- Pickering, Andrew. 1993. The mangle of practice: Agency and emergence in the sociology of science. In: *American Journal of Sociology* 99, H. 3, S. 559–589.
- Pohlmann, Angela. 2020. Von Praktiken zu Situationen. Situative Aushandlung von sozialen Praktiken in einem schottischen Gemeindeprojekt. In: *Forum Qualitative Sozialforschung* 21, H. 3, Art. 4. DOI: 10.17169/fqs-21.3.3330.
- Porr, Bernd. 2021. Why is current ai divinatory? In: *Constructivist Foundations* 16, H. 3, S. 362–363.
- Potthast, Jörg. 2019. Sozio-materielle Praktiken in irritierenden Situationen. In: Sebastian Gießmann, Tobias Röhl & Ronja Trischler (Hg.), *Materialität der Kooperation*. Wiesbaden: VS, S. 387–412.
- Precarity Lab. 2020. *Technoprecarious*. London: Goldsmiths Press.
- Princeton University. 2010. About WordNet. <https://wordnet.princeton.edu> (Zugriff 29.10.2024).
- Quéré, Louis. 1998. The still-neglected situation? In: *Réseaux. The French journal of communication* 6, H. 2, S. 223–253. DOI: 10.3406/reso.1998.3344.
- Rammert, Werner & Ingo Schulz-Schaeffer. 2002. Technik und Handeln. Wenn soziales Handeln sich auf menschliches Verhalten und technische Abläufe verteilt. In: Werner Rammert & Ingo Schulz-Schaeffer (Hg.), *Können Maschinen handeln? Soziologische Beiträge zum Verhältnis von Mensch und Technik*. Frankfurt a.M.: Campus, S. 11–64.
- Rammert, Werner (Hg.). 1995. *Soziologie und Künstliche Intelligenz. Produkte und Probleme einer Hochtechnologie*. Frankfurt a.M./New York, NY: Campus.
- Rammert, Werner. 1998. Technikvergessenheit der Soziologie? Eine Erinnerung als Einleitung, in: Werner Rammert (Hg.), *Technik und Sozialtheorie*. Frankfurt a.M./New York, NY: Campus, S. 9–28.
- Rammert, Werner. 2007. *Technik – Handeln – Wissen. Zu einer pragmatistischen Technik- und Sozialtheorie*. Wiesbaden: VS.
- Ranosa, Ted. 2019. Godfathers Of AI Win This Year's Turing Award And \$1 Million. *Tech Times*. <https://www.techtimes.com/articles/240511/20190329/godfathers-of-ai-win-this-years-turing-award-and-1-million.htm> (Zugriff 29.10.2024).
- Rao, Venkatesh. 2021. Superhistory not Superintelligence. *Ribbonfarm Blog*. 12.5.2021. <https://studio.ribbonfarm.com/p/superhistory-not-superintelligence> (Zugriff 14.10.2024).
- Reckwitz, Andreas. 2003. Grundelemente einer Theorie sozialer Praktiken: Eine sozialtheoretische Perspektive. In: *Zeitschrift für Soziologie* 32, H. 4, S. 282–301.
- Rehberg, Karl-Siegbert & Richard Groß. 2022. Nachwort. In: Arnold Gehlen, *Urmensch und Spätkultur sowie weitere Schriften zu einer Theorie der Institu-*

- tionen. Arnold Gehlen Gesamtausgabe. Bd. 5. Hg. v. Karl-Siegbert Rehberg, Richard Groß, Hans Schilling & Nicolas Schilling. Frankfurt a.M.: Klostermann, S. 497–528.
- Rheinberger, Hans-Jörg. 1997. *Toward a history of epistemic things: Synthesizing proteins in the test tube*. Stanford, CA: Stanford University Press.
- Rheinberger, Hans-Jörg. 2019. Epistemics and aesthetics of experimentation. Towards a hybrid heuristics? In: *Practicing Art/Science: Experiments in an Emerging Field*. Hg. v. Philippe Sormani, Guelfo Carbone & Priska Gisler. London/New York, NY: Routledge, S. 236–249.
- Richardson, Michael. 2019. Predictive Killing: Drone War and Algorithmic Opacities. In: *Infrastructural Inequalities*, H. 1. <https://infrastructuralinequalities.net/issue-1/predictive-killing/?pdf=455> (Zugriff 26.5.23).
- Rieder, Bernhard. 2017. Scrutinizing an algorithmic technique: the Bayes classifier as interested reading of reality, *Information, Communication & Society* 20, H. 1, S. 100–117, DOI: 10.1080/1369118X.2016.1181195.
- Rieder, Bernhard. 2020. *Engines of Order. A Mechanology of Algorithmic Techniques*. Amsterdam: Amsterdam University Press.
- Roberge, Jonathan & Michael Castelle. 2021. Toward an End-to-End Sociology of 21st-Century Machine Learning. In: Jonathan Roberge & Michael Castelle (Hg.), *The cultural life of machine learning. An incursion into critical AI studies*. Cham: Palgrave Macmillan, S. 1–29.
- Roberge, Jonathan & Robert Seyfert. 2017. Was sind Algorithmenkulturen? In: Jonathan Roberge & Robert Seyfert (Hg.), *Algorithmenkulturen. Über die rechnerische Konstruktion der Wirklichkeit*. Bielefeld: transcript 2017, S. 7–40.
- Rorty, Amelie O. 1962. Slaves and Machines. In: *Analysis* 22, H. 5, S. 118–120. DOI: 10.1093/analys/22.5.118.
- Roßler, Gustav. 2007. Nachwort des Übersetzers. In: Andrew Pickering, *Kybernetik und Neue Ontologien*. Berlin: Merve, S. 177–184.
- Rothe, Rasmus. 2020. WAS KI »MADE IN EUROPE« BRAUCHT. 18.6.2020. <https://www.forbes.at/artikel/was-ki-made-in-europe-braucht.html> (Zugriff 26.5.2023).
- Rothman, Joshua. 2023. Why the Godfather of A.I. Fears What He's Built. In: *The New Yorker* v. 13.11.2023. <https://www.newyorker.com/magazine/2023/11/20/geoffrey-hinton-profile-ai> (Zugriff 6.8.2024).
- Rumelhart, David E., Geoffrey E. Hinton & Ronald J. Williams. 1986. Learning representations by back-propagating errors. In: *Nature* 323, S. 533–536. DOI: 10.1038/323533a0
- Ryle, Gilbert. 2002 [engl. zuerst 1949]. *Der Begriff des Geistes*. Stuttgart: Reclam.
- Sachs, Sarah E. 2020. The algorithm at work? Explanation and repair in the enactment of similarity in art data. In: *Information, Communication & Society* 23, H. 11, S. 1689–1705. DOI: 10.1080/1369118X.2019.1612933.

- Sadowski, Jathan. 2023. Tweet vom 13.2.2023. <https://x.com/jathansadowski/status/1625245803211272194> (Zugriff 31.7.2024)
- Sauter, M.R. 2017. Instant Recall. How do we remember when apps never forget? In: Real Life Magazine. 27.6.2024. <https://reallifemag.com/instant-recall/> (Zugriff 13.9.2024).
- Schatzki, Theodore R. 1996. Social Practices. A Wittgensteinian Approach to Human Activity and the Social. Cambridge, M.A. u.a.: Cambridge University Press.
- Schatzki, Theodore R. 2016a. Materialität und soziales Leben. In: Herbert Kalthoff, Torsten Cress & Tobias Röhl (Hg.), Materialität: Herausforderungen für die Sozial- und Kulturwissenschaften. Paderborn: Fink, S. 63–88).
- Schatzki, Theodore R. 2016b. Praxistheorie als flache Ontologie. In: Hilmar Schäfer (Hg.), Praxistheorie. Ein soziologisches Forschungsprogramm. Bielefeld: transcript, S. 29–44.
- Scheffer, Thomas. 2001. Asylgewährung. Eine ethnographische Analyse des deutschen Asylverfahrens. Stuttgart: Lucius & Lucius.
- Scheffer, Thomas. 2010. Adversarial case-making. An ethnography of the English crown court. Amsterdam: Brill.
- Scheffer, Thomas. 2018. Commentary: Toward a trans-sequential analysis of plural legal orders: Some thoughts on »states of uncertainty«. In: Journal of Legal Pluralism and Unofficial Law 50, H. 3, S. 330–335. DOI: 10.1080/07329113.2018.1557963.
- Schmidgen, Henning. 1997. Das Unbewußte der Maschinen. Konzeptionen des Psychischen bei Guattari, Deleuze und Lacan. München: Fink.
- Schmidt, Robert. 2012. Soziologie der Praktiken. Konzeptionelle Studien und empirische Analysen. Frankfurt a.M.: Suhrkamp.
- Schrage, Dominik & Lutz Hieber. 2007. Zur Kulturosoziologie massenmedialer Vervielfältigung – Eine Einleitung. In: Dominik Schrage & Lutz Hieber (Hg.), Technische Reproduzierbarkeit. Zur Kulturosoziologie massenmedialer Vervielfältigung. Bielefeld: transcript, S. 7–16.
- Schrage, Dominik. 2001a. Psychotechnik und Radiophonie. Subjektkonstruktionen in artifiziellen Wirklichkeiten 1918–1932. München.
- Schrage, Dominik. 2001b. Utopie, Physiologie und Technologie des Fernsprechens. Zur Genealogie einer technischen Sozialbeziehung. In: Andreas Lösch, Dominik Schrage, Dierk Spreen & Markus Stauff (Hg.), Technologien als Diskurse. Konstruktionen von Wissen, Medien und Körpern. Heidelberg: Synchron, S. 41–58.
- Schrage, Dominik. 2007. Von der Hörerpost zur Publikumsstatistik. In: Irmela Schneider & Isabell Otto (Hg.), Formationen der Mediennutzung II. Strategien der Verdattung. Bielefeld: transcript. S. 133–151.
- Schubbe, Daniel, Jens Lemanski & Rico Hauswald (Hg.). 2013. Warum ist überhaupt etwas und nicht vielmehr nichts? Wandel und Variationen einer Frage. Hamburg: Meiner.

- Schubert, Cornelius. 2015. Situating technological and societal futures. Pragmatist engagements with computer simulations and social dynamics. In: *Technology in Society* 40, S. 4–13. DOI: 10.1016/j.techsoc.2014.07.003.
- Schulz-Schaeffer, Ingo. 2010. Praxis, handlungstheoretisch betrachtet. In: *Zeitschrift für Soziologie* 39, H. 4, S. 319–336. DOI: 10.1515/zfs02-2010-0404.
- Schüttpelz, Erhard. 2017. Die Struktur der Grenzobjekte. In: Susan Leigh Star, Grenzobjekte und Medienforschung. Hg. v. Sebastian Gießmann & Nadine Ta-ha. Bielefeld: transcript 2017, S. 229–239.
- Schütz, Alfred. 1932. Der sinnhafte Aufbau der sozialen Welt. Eine Einleitung in die Verstehende Soziologie. Wien: Springer 1932.
- Seaver, Nick. 2017. Algorithms as culture: Some tactics for the ethnography of algorithmic systems. In: *Big Data & Society* 4, H. 2. DOI: 10.1177/2053951717738104.
- Seaver, Nick. 2018. What Should an Anthropology of Algorithms Do? In: *Cultural Anthropology* 33, H. 3, S. 375–385. DOI: 10.14506/ca33.3.04.
- Seeley, Thomas D. 1995. *The Wisdom the Hive. The Social Physiology of Honey Bee Colonies*. Harvard, MA & London: Harvard University Press.
- Seeley, Thomas D. 2015. *Bienendemokratie. Wie Bienen kollektiv entscheiden und was wir davon lernen können*. Frankfurt a.M.: Fischer 2015.
- Sejnowski, Terrence J. 2023. Large Language Models and the Reverse Turing Test. In: *Neural Computation* 35, H. 3, S. 309–342. DOI: 10.1162/neco_a_01563.
- Selke, Stefan. 2023. *Technik als Trost. Verheißungen Künstlicher Intelligenz*. Bielefeld: transcript 2023.
- Seyfert, Robert. 2023. Die Theorie algorithmischer Sozialität (TaS). In: *Österreichische Zeitschrift für Soziologie* 49, S. 23–46. DOI: 10.1007/s11614-023-00535-1.
- Shannon, Claude E. 1948. A Mathematical Theory of Communication. *Bell Systems Technical Journal* 27, S. 379–423, 623–656.
- Shannon, Claude E. 1949. The Mathematical Theory of Communication. In: Claude E. Shannon & Warren Weaver, *The Mathematical Theory of Communication*. Urbana, IL: University of Illinois Press, S. 29–125.
- Shumailov, Ilia, Zakhar Shumaylov, Yiren Zhao, Nicolas Papernot, Ross Anderson & Yarin Gal. 2024. AI models collapse when trained on recursively generated data. In: *Nature* 631, S. 755–759. DOI: 10.1038/s41586-024-07566-y.
- Shumailov, Ilia, Zakhar Shumaylov, Yiren Zhao, Yarin Gal, Nicholas Papernot & Ross Anderson. 2023. The curse of recursion: Training on generated data makes models forget. *arXiv preprint*. DOI: 10.48550/arXiv.2305.17493.
- Simon, Herbert A. 1973. The structure of ill structured problems. In: *Artificial Intelligence* 4, H. 3–4, S. 181–201.
- Simon, Herbert A. 1994. *Die Wissenschaften vom Künstlichen* [engl. zuerst 1981]. 2. Aufl. Wien: Springer.
- Smith, Gary N. 2023. An AI that can »write« is feeding delusions about how smart artificial intelligence really is. <https://www.salon.com/2023/01/01/an-ai-that-c>

- an-write-is-feeding-delusions-about-how-smart-artificial-intelligence-really-is/(Zugriff 10.8.2023).
- Sokal, Alan D. 1996. Transgressing the Boundaries: Toward a Transformative Hermeneutics of Quantum Gravity. In: *Social Text* 46/47, S. 217–52.
- Solomon, Mike. 2023a. GPT3 is Just Spicy Autocomplete. 2.2.2023. <https://thecleverest.com/gpt3-is-just-spicy-autocomplete/> (Zugriff 10.8.2023).
- Solomon, Mike. 2023b. Tweet vom 14.2.2023. <https://x.com/solomania/status/1625458520811339777> (Zugriff 18.11.2024).
- Spangler, Todd. 2024. X/Twitter Restores Searches for Taylor Swift After Temporary Block in Response to Flood of Explicit AI Fakes. In: *Variety*. 29.1.2024. <https://variety.com/2024/digital/news/x-twitter-blocks-searches-taylor-swift-explicit-nude-ai-fakes-1235889742/> (17.9.2024).
- Spitz, Malte. 2017. *Daten – das Öl des 21. Jahrhunderts?* Hamburg: Hoffmann und Campe.
- Spradley, James P. 1979. *The Ethnographic Interview*. New York, NY: Holt, Rinehart & Winston.
- Srnicek, Nick. 2018. *Plattform-Kapitalismus*, Hamburg: Hamburger Edition.
- Staab, Philipp. 2019. *Digitaler Kapitalismus: Markt und Herrschaft in der Ökonomie der Unknappheit*. Berlin: Suhrkamp.
- Stäheli, Urs. 1996. Niklas Luhmann: Die Kunst der Gesellschaft, in: *Schweizerische Zeitschrift für Soziologie* 22, H. 3, S. 633–636.
- Standage, Tom. 2002. *The Turk: The Life and Times of the Famous Eighteenth-Century Chess-Playing Machine*. New York: Walker.
- Star, Susan Leigh. 1983. Simplification in scientific work: An example from neuroscience research. *Social Studies of Science* 13, H. 2, S. 205–228.
- Star, Susan Leigh. 2017a. Die Struktur schlecht strukturierter Lösungen. Grenzbjekte und verteiltes Problemlösen [zuerst engl. 1988/89]. In: Susan Leigh Star, *Grenzbjekte und Medienforschung*. Hg. v. Sebastian Gießmann & Nadine Taha. Bielefeld: transcript 2017, S. 131–150.
- Star, Susan Leigh. 2017b. Die Ethnographie von Infrastruktur [engl. zuerst 1999]. In: Susan Leigh Star, *Grenzbjekte und Medienforschung*. Hg. v. Sebastian Gießmann & Nadine Taha. Bielefeld: transcript 2017, S. 419–436.
- Stark, Birgit, Melanie Magin & Pascal Jürgens. 2021. Maßlos überschätzt. Ein Überblick über theoretische Annahmen und empirische Befunde zu Filterblasen und Echokammern. In: Mark Eisenegger, Marlis Prinzing, Patrik Ettinger & Roger Blum (Hg.), *Digitaler Strukturwandel der Öffentlichkeit*. Mediensymposium. Springer VS: Wiesbaden. DOI: 10.1007/978-3-658-32133-8_17.
- Stark, David. 2009. *The sense of dissonance: Accounts of worth in economic life*. Princeton, NJ: Princeton University Press.
- Steyerl, Hito. 2017. *The Nation-State System: »Gott ist doof.« On Artificial Stupidity. Now is the Time of Monsters. What Comes After Nations*. Haus der Kulturen der

- Welt, Berlin, 23.-25. März 2017. <https://soundcloud.com/hkw/now-is-the-time-of-monsters-2> (Zugriff 19.6.2024).
- Steyerl, Hito. 2018. Ein Meer von Daten. Apophänie und Muster(-miss-)erkennung. In: Andreas Sudmann & Christoph Engemann (Hg.), *Machine Learning – Medien, Infrastrukturen und Technologien der Künstlichen Intelligenz*. Bielefeld: transcript, S. 309–321.
- Steyerl, Hito. 2023. Mean Images. In: *New Left Review* 140/141. <https://newleftreview.org/issues/iii140/articles/hito-steyerl-mean-images> (Zugriff 13.8.2024).
- Strathern, Marilyn. 1987. Out of Context: The Persuasive Fictions of Anthropology. In: *Current Anthropology* 28, H. 3, S. 251–81.
- Strauss, Anselm L. & Juliet M. Corbin. 2008. *Basics of Qualitative Research. Techniques and Procedures for Developing Grounded Theory*. Thousand Oaks, CA u.a.: Sage.
- Striphas, Ted 2015. Algorithmic culture. *European Journal of Cultural Studies* 18, H. 4–5, S. 395–412. DOI: 10.1177/1367549415577.
- Suchman, Lucy, Dominik Gerst & Hannes Krämer. 2019. »If You Want to Understand the Big Issues, You Need to Understand the Everyday Practices That Constitute Them.« Lucy Suchman in Conversation with Dominik Gerst & Hannes Krämer. *Forum Qualitative Sozialforschung/Forum: Qualitative Social Research* 20, H. 2, Art. 1. DOI: 10.17169/fqs-20.2.3252.
- Suchman, Lucy A. 1987. *Plans and situated actions. The problem of human machine communication*. Cambridge: University of Cambridge Press.
- Suchman, Lucy A. 2007. *Human-Machine-Reconfigurations. Plans and Situated Action*. 2. Aufl. Cambridge, MA: Cambridge University Press.
- Suchman, Lucy A. 2021. Talk with Machines, Redux. In: *Interface Critique Journal* 3, S. 69–80. DOI: 10.11588/ic.2021.3.81328.
- Suchman, Lucy A. 2023. The uncontroversial ›thingness‹ of AI. In: *Big Data & Society* 10, H. 2, DOI: 10.1177/20539517231206794.
- Sudmann, Andreas. 2018a. Zur Einführung. Medien, Infrastrukturen und Technologien des maschinellen Lernens. In: Andreas Sudmann/Christoph Engemann (Hg.), *Machine Learning – Medien, Infrastrukturen und Technologien der Künstlichen Intelligenz*. Bielefeld: transcript, S. 9–36.
- Sudmann, Andreas. 2018b. Szenarien des Postdigitalen. DeepLearning als Medien-Revolution. In: Andreas Sudmann/Christoph Engemann (Hg.), *Machine Learning – Medien, Infrastrukturen und Technologien der Künstlichen Intelligenz*. Bielefeld: transcript, S. 55–73.
- Sudmann, Andreas. 2020. Künstliche Neuronale Netzwerke als Black Box. In: Peter Klimczak, Christer Petersen & Samuel Schilling (Hg.), *Maschinen der Kommunikation*. Wiesbaden: Springer VS, S. 189–199.
- Sujon, Zoetanya & Harry T. Dyer. 2020. Understanding the social in a digital age. In: *New Media & Society* 22, H. 7, S. 1125–1134. DOI: 10.1177/1461444820912531.

- Svindland, Gregor. 2013 Finanzmathematische Modellierungen. Eine unmögliche Möglichkeit, Unbestimmtheit zu bestimmen. In: Victoria von Groddeck & Julian Müller (Hg.), (Un-)Bestimmtheit. Praktische Problemkonstellationen. München: Fink 2013, S. 105–115.
- Tesler, Larry. o.J. CV: Adages and Coinages. <https://www.nomodes.com/larry-tesler consulting/adages-and-coinages> (Zugriff 16.10.2024).
- Thomas, William I. & Dorothy Swaine Thomas. 1928. *The Child in America: Behavior Problems and Programs*. New York, NY: Knopf.
- Thurn, Peter. 1997. *Bildmacht und Sozialanspruch. Studien zur Kunstsoziologie*. Opladen: Leske & Budrich.
- Törnberg, Petter & Anton Törnberg, The limits of computation: A philosophical critique of contemporary Big Data research. In: *Big Data & Society* 5, H. 2. DOI: 10.1177/2053951718811843.
- Turing, Alan M. 1936/1937. On Computable Numbers, with an Application to the Entscheidungsproblem. In: *Proceedings of the London Mathematical Society* 42, H. 2, S. 230–265.
- Tuschling, Anna, Andreas Sudmann & Bernhard J. Dotzler (Hg.). 2023. *ChatGPT und andere »Quatschmaschinen«: Gespräche mit Künstlicher Intelligenz*. Bielefeld: transcript 2023.
- Uri, Therese. 2015. The strengths and limitations of using situational analysis grounded theory as research methodology. In: *Journal of Ethnographic & Qualitative Research* 10, S. 135–151.
- Vanderstraeten, Raf. 2002. Parsons, Luhmann and the Theorem of Double Contingency. In: *Journal of Classical Sociology* 2, H. 1, S. 77–92. DOI: 10.1177/1468795X02002001.
- Vater, Christian. 2021. *Drei Spuren vor Dartmouth. Wissenschaftliche Welt-sicht und mechanisierte Logik. Bausteine der Möglichkeit einer Frühen KI im deutschsprachigen Raum*. Berlin/Wien/Münster/Karlsruhe. DOI: 10.5445/IR/1000137784.
- Venturini, Tommaso, Mathieu Jacomy, Axel Meunier & Bruno Latour, An unexpected journey: A few lessons from sciences Po médialab's experience. In: *Big Data & Society* 4, H. 2. DOI: 10.1177/2053951717720949.
- Vincent, James. 2018. Google »fixed« its racist algorithm by removing gorillas from its image-labeling tech. *The Verge*. 1.12.2018. <https://www.theverge.com/2018/1/12/16882408/google-racist-gorillas-photo-recognition-algorithm-ai> (Zugriff 17.10.2024).
- Vincent, James. 2019. Apple's credit card is being investigated for discriminating against women. *The Verge*. 9.11.2019. <https://www.theverge.com/2019/11/11/20958953/apple-credit-card-gender-discrimination-algorithms-black-box-investigation> (Zugriff 30.8.2023).

- Wagner-Pacifici, Robin. 2000. *Theorizing the Standoff. Contingency in Action*. Cambridge, MA: Cambridge University Press.
- Wark, McKenzie. 2018. *Sensoria. Thinkers for the 21st Century*. London: Verso.
- Wark, McKenzie. 2019. *Capital Is Dead: Is This Something Worse?* London: Verso.
- Washburn, Rachel. 2015. Rethinking the Disclosure Debates: A Situational Analysis of the Multiple Meanings of Human Biomonitoring Data. In: Adele E. Clarke, Carrie Frieze & Rachel S. Washburn (Hg.), *Situational analysis in practice: mapping research with grounded theory*. Walnut Creek, CA: Left Coast Press, S. 241–260.
- Weaver, Warren. 1949. Recent Contributions to the Mathematical Theory of Communication. In: Claude E. Shannon & Warren Weaver, *The Mathematical Theory of Communication*. Urbana, IL: University of Illinois Press, S. 1–28.
- Weber, Max. 1995. *Wissenschaft als Beruf [zuerst 1917/1919]*. Reclam: Stuttgart.
- Wei, Jerry. 2019. AlexNet: The Architecture that Challenged. CNNs. In: *Towards Data Science Blog*. <https://towardsdatascience.com/alexnet-the-architecture-that-challenged-cnns-e406d5297951> (Zugriff 29.10. 2024).
- Weick, Karl E. & Kathleen M. Sutcliffe. 2015. *Managing the Unexpected. Sustained Performance in a Complex World*. 3. Aufl. Hoboken, NJ: Wiley.
- Weick, Karl E. 1987. Organizational Culture as a Source of High Reliability. *California Management Review* XXIX, H. 2, S. 112–127
- Weick, Karl E., Kathleen M. Sutcliffe & David Obstfeld. 1999. Organizing for high reliability: Processes of collective mindfulness. In: *Research in Organizational Behavior* 21, S. 81–123
- Weinberger, David. 2022. A Plea for Inexplicability. In: *Sociologica* 16, H. 3, S. 29–35. DOI: 10.6092/issn.1971-8853/15296.
- Weingart, Peter, Holger Wormer, Andreas Wenninger & Reinhard F. Hüttl (Hg.), *Perspektiven der Wissenschaftskommunikation im digitalen Zeitalter*. Weilerswist: Velbrück.
- Werber, Niels. 2004. Vom Unterlaufen der Sinne. Digitalisierung als Codierung. In: Un: Alexander Böhnke & Jens Schröter (Hg.), *Analog/Digital – Opposition oder Kontinuum? Zur Theorie und Geschichte einer Unterscheidung*. Bielefeld: transcript, S. 81–96.
- Wesch, Michael. 2009. YouTube and you: Experiences of self-awareness in the context collapse of the recording webcam. In: *Explorations in Media Ecology* 8, H. 2, S. 99–114. DOI: 10.1386/eme.8.2.99_1.
- Whittaker, Meredith. 2021. The steep cost of capture. In: *interactions* 28, H. 6, S. 50–55. DOI: 10.1145/3488666.
- Wiesse, Basil. 2020. *Situation und Affekt*. Weilerswist: Velbrück.
- Wigner, Eugene P. 1960. The Unreasonable Effectiveness of Mathematics in the Natural Sciences. In: *Communications on Pure and Applied Mathematics* 13, S. 1–14.

- Wikipedia, Art. »Hallucination«. [https://en.wikipedia.org/wiki/Hallucination_\(artificial_intelligence\)](https://en.wikipedia.org/wiki/Hallucination_(artificial_intelligence)) (Zugriff 10.8.2023).
- Wilk, Elvia. 2020. Against Prediction: Designing Uncertain Tools. In: *Noema Magazine*. 24.9.2020. <https://www.noemamag.com/against-prediction-designing-uncertain-tools/> (Zugriff 14.10.2024).
- Winkel, Marek. 2024. Controlling the uncontrollable: the public discourse on artificial intelligence between the positions of social and technological determinism. In: *AI & Society*. DOI: 10.1007/s00146-024-01979-z.
- Wolff, Stephan. 2000. Wege ins Feld und ihre Varianten. In: Uwe Flick, Ernst von Kardorff & Ines Steinke (Hg.), *Qualitative Forschung. Ein Handbuch*. Reinbek b. Hamburg: Rowohlt, S. 335–349.
- Yolgörmez, Ceyda. 2021. Machinic encounters: A relational approach to the sociology of AI. In: Jonathan Roberge & Michael Castelle (Hg.), *The Cultural Life of Machine Learning. An Incursion into Critical AI Studies*. Cham: Palgrave Macmillan, S. 143–166.
- Završnik, Aleš. 2021. Algorithmic justice: Algorithms and big data in criminal justice settings. In: *European Journal of Criminology* 18, H. 5, S. 623–642. DOI: 10.1177/1477370819876.
- Zednik, Carlos. 2021. Solving the Black Box Problem: A Normative Framework for Explainable Artificial Intelligence. In: *Philosophy & Technology* 34, S. 265–288. DOI: 10.1007/s13347-019-00382-7.
- Ziemann, Andreas. 2011. Latours Neubegründung des Sozialen? In: Friedrich Balke, Maria Muhle & Antonia von Schöning (Hg.), *Die Wiederkehr der Dinge*. Berlin: Kadmos, S. 103–114.
- Ziemann, Andreas. 2013a. Zur Philosophie und Soziologie der Situation – eine Einführung. In: Andreas Ziemann (Hg.), *Offene Ordnung. Philosophie und Soziologie der Situation*. Wiesbaden: Springer VS, S. 7–18.
- Ziemann, Andreas. 2013b. Soziologische Strukturlogiken der Situation. In: Andreas Ziemann (Hg.), *Offene Ordnung. Philosophie und Soziologie der Situation*. Wiesbaden: Springer VS, S. 105–129.
- Ziewitz, Malte. 2017. A not quite random walk: Experimenting with the ethnomethods of the algorithm. In: *Big Data & Society* 4, H. 2. DOI: 10.1177/2053951717738.
- Zuboff, Shoshana. 2018. *Das Zeitalter des Überwachungskapitalismus*. Frankfurt a.M./New York: Campus.

Abbildungsverzeichnis

Abbildung 1:	This Ghost Does Exist (2020), Still	159
Abbildung 2:	»Figure, 9th–11th century (?), Hawai‘i«	160
Abbildung 3:	»Figure, 18th century, China«	160
Abbildung 4:	Screenshot, Videochat	164
Abbildung 5:	Lens Flare	172
Abbildung 6:	Parkspaziergang	172
Abbildung 7:	John Mekas on Screen	173
Abbildung 8:	Planungswand	173
Abbildung 9:	Einrichtung StyleGAN	177
Abbildung 10:	iMessage	179
Abbildung 11:	StyleGAN Output 1	181
Abbildung 12:	StyleGAN-Output 2	181
Abbildung 13:	RobotBee-Aufsteller	186
Abbildung 14:	Beobachtungsstock	190
Abbildung 15:	RobotBee	190
Abbildung 16:	Shared Screen	192
Abbildung 17:	Google Doc	192
Abbildung 18:	Feeder 1	195
Abbildung 19:	Stockausgang	195
Abbildung 20:	Beobachtungsstock	197
Abbildung 21:	Feeder 2	198
Abbildung 22:	Bienen auf Feeder	198
Abbildung 23:	Bienentransport	198
Abbildung 24:	KI-Festival, Screenshot	203
Abbildung 25:	Steyerl-Fotos in LAION-5B (Steyerl 2023)	270
Abbildung 26:	»Image of Hito Steyerl« (Steyerl 2023)	270

Danksagung

Die Arbeit an dieser Studie hat mir viele inspirierende Momente bereitet, aber auch einiges abverlangt und mich in mancher Hinsicht bis an meine Grenzen geführt. Dass ich sie dennoch erfolgreich abschließen konnte, verdanke ich der Unterstützung und Hilfe aller, die mich im Zeitraum ihres Entstehens begleitet haben.

Dominik Schrage habe ich dafür zu danken, dass er mir 2019 den Weg in das damals in Entstehung befindliche Schaufler Lab@TU Dresden geebnet und als Erstbetreuer meiner Arbeit in den vergangenen Jahren neben zahllosen instruktiven Ratschlägen so viel Rückhalt geboten und Zuversicht vermittelt hat, dass es für mich und mein Projekt schlicht unmöglich wurde, vom angetretenen Pfad wieder abzukommen. Dirk Baecker danke ich für seine kritisch-konstruktive Begleitung meines Projekts, die ich als anregend wie herausfordernd und – gerade deshalb – als außerordentlich produktiv empfunden habe. Bei Susann Wagenknecht möchte ich mich herzlich für die Vermittlung neuer Perspektiven in intensiver Auseinandersetzung mit meiner Arbeit bedanken sowie vor allem für die anregende Zusammenarbeit an einem Aufsatz, die es mir in einer kritischen Phase erlaubt hat, erst wirklich zu verstehen, worum es mir in meinem Projekt überhaupt geht. Andreas Ziemann danke ich für die engagiert-richtungsweisende Betreuung meines Projekts in dessen Frühphase, als es bereits in Entwicklung, aber noch ohne Richtung war.

Den Sprecher:innen des Schaufler Lab@TU Dresden, Lutz Hagen und Kirsten Vinzenz, danke ich für das mir entgegengebrachte Vertrauen und insbesondere die vielen Freiräume, die ich als Stipendiat genießen konnte. Bei Jonas Wietelmann, Anke Woschek und Gwendolin Kremer möchte ich mich für eine angenehme und produktive Zusammenarbeit auf Augenhöhe bedanken. Ebenso möchte ich Kerstin Schankweiler und Christian Schwarke für die vielen netten Begegnungen im Zusammenhang mit dem Lab und meinem Projekt meinen Dank aussprechen. Bei meinen Leidensgenoss:innen und Kollaborateur:innen im Lab – Gina Glock, Miriam Gorr, Rita Jordan, Michael Klippfahn-Karge, Ann-Kathrin Koster, Sandra Mooshammer, Lukas Nehlsen, Rebekka Roschy, Philipp Preußger und Susanne Rentsch – möchte ich mich für eine schöne gemeinsame Zeit bedanken. The Schaufler Foundation sei an dieser Stelle sehr für die großzügige Unterstützung des Lab und die engagierte-interessierte Begleitung unserer Aktivitäten insbeson-

dere in Person von Ingo Smit gedankt. Zudem danke ich der Graduiertenakademie der TU Dresden ich für die Gewährung eines Abschlussstipendiums sowie die Finanzierung von Konferenzzreisen.

Für anregende Diskussionen und gesellige Runden in einsamen Zeiten danke ich herzlich allen Mitstreiter:innen in den Promotionskolloquien der Professur für soziologische Theorien und Kultursoziologie sowie der Professur für Mikrosoziologie und technosoziale Interaktion an der TU Dresden, am Lehrstuhl für Kulturtheorie und Management der Universität Witten/Herdecke sowie an der Professur für Kultur- und Mediensoziologie der Bauhaus-Universität Weimar.

Maximilian Locher und Jonathan Harth bin ich für zahlreiche inspirierende Theoriediskussionen dankbar. Andreas Höntsch danke ich für fortwährenden spannenden Austausch und viele wichtige Anregungen, deren Bedeutung mir häufig erst mit Verspätung aufging. Bei Gereon Rahnfeld möchte ich mich für so konstruktive wie angenehme gemeinsame Auseinandersetzungen mit unseren empirischen Materialien bedanken. Außerdem danke ich Sarah Bernhardt, Jakob Claus, Niklas Egberts, Friedrich Weißbach und allen weiteren geschätzten Alltagsgefährten:innen in der Stabi dafür, dass wir unser Leid und unsere Klagen häufig so heilsam teilen konnten. Karl-Siegbert Rehberg bin ich sehr dankbar dafür, nicht nur meine Faszination für soziologisches Denken überhaupt erst geweckt, sondern durch seine ansteckende Leidenschaft für das Fach darüber hinaus dafür gesorgt zu haben, dass diese seitdem nur noch weiter gewachsen ist.

Celia verdanke ich, dass ich es überhaupt bis zu diesem Punkt geschafft habe, und so viel mehr als nur das.

Rama wird mir in seiner Neugier und warmen Zugewandtheit immer eine Inspiration bleiben. Seinem Andenken ist dieses Buch gewidmet.

Berlin, im Mai 2026

Richard Groß

