

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-)Bestimmtheitseignatur 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 Outputabgabe 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)

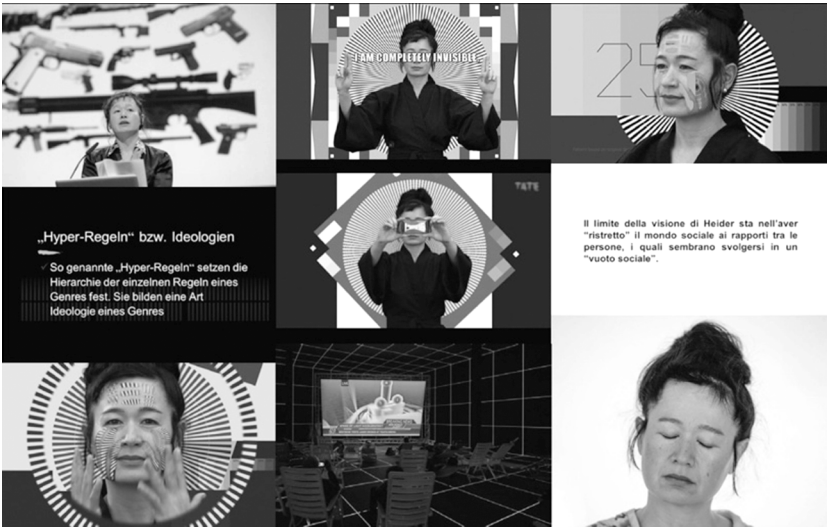


Abbildung 26: »Image of Hito Steyerl« (Steyerl 2023)



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 aufquantitative 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 AI« 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 erin-
nert 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 ›versteh‹.

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.).