

Experimentelle Problemkalibrierungen

An die Präsentation der empirischen Fälle anschließend wird nun im Folgenden das Anliegen sein, mittels einer vergleichenden Analyse zentrale Motive der Beobachtungen zu vertiefen. Ziel der Darstellung ist freilich keine bloß verdichtende Wiederholung von bereits Beschriebenem. Im Sinne der Vermeidung von Redundanzen wird stattdessen unter gelegentlichen Rückverweisen die analytische Zuspitzung von fallübergreifenden wie gleichermaßen die Fälle trennenden Aspekten maßgeblich sein. Dabei werden die Leitfragen der empirischen Untersuchung – welche praktischen Probleme die beobachteten Situationen maschinellen Lernens bestimmen und welcher Umgang sich mit diesen beobachten lässt – als Anker der Argumentation fungieren. Deren Fokus wird letztlich gerade auf der Verschränkung dieser beiden Fragen liegen. Eine knappe Rekapitulation maßgeblicher Befunde der bisherigen Analysen soll zunächst die Resultate der empirischen Beobachtungen festhalten.

Doppelte Unbestimmtheit und experimentelles Kontingenztraining

Im ersten Fall (im Folgenden kurz: *F1-Bäume*) begleitete ich den Medienkünstler Fabian Hampel im Zuge der Entstehung seines Werkes »Quality of Blur«. Als für die beobachtete künstlerische Praxis charakteristisch erwies sich ein Vorgehen, das sich vor allem im Modus der Antizipation vollzog. Beständig wurden Optionen ausprobiert, Varianten durchgespielt und Materialien auf ihre Potenziale hin gesichtet. Es entfaltete sich ein ausgesprochen ergebnisoffener Prozess, innerhalb dessen rekursiver Logik Aussichten auf die konkrete Gestalt der Arbeit experimentell erzeugt wurden. Ich beobachtete eine Praxis, die ihre Möglichkeiten auslotete und dabei vor allem auf Intuition setzte; ein experimentelles Vorgehen, das sowohl den Umgang mit der Kontingenz des Werkes als auch die für dessen Realisierung nötige Mobilisierung von Ressourcen für eine gelingende Kooperation heterogener Praxiselemente – »machine learners« (Mackenzie 2017) – regulierte. Die Notwendigkeit der Selbstregulierung, d.h. des »Kooperationsmanagements« einer Praxis im Zuge von Situationsbewältigung verweist auf das »kontextuelle Ganze« (Dewey 2008, S. 87),

als das sich die Situation nach Dewey präsentiert, weshalb sie weder auf ein einzelnes Objekt oder Ereignis noch eine Menge derselben reduziert werden kann und ein inhärent nervöses Geschehen beschreibt (vgl. ebd.).

Als zentrales – d.h. die beobachteten Situationen prägendes – Problem dieser generativen ML-Anwendung erwies sich eine dreifache Unbestimmtheit der Praxis. Neben die für jedes künstlerische Arbeiten geltenden Unbestimmtheit (»tabula rasa«) gesellte sich die von Form und Inhalt des Beitrags zum Werk durch die generative ML-Anwendung (*StyleGAN*). Für diesen Beitrag lagen in Form abstrakter Überlegungen vage Erwartungen vor mit Blick auf die künstlerische Exploration der Effekte von ML in der Verarbeitung optischer Phänomene. In der praktischen Umsetzung des Konzepts war indes keine systematische Methodik erkennbar, sodass die Arbeit sich tatsächlich auf maßgebliche Weise (im hier eingeführten Sinne) situativ entwickelte. Weiterhin zeigte sich als gleichermaßen praktisch relevante dritte Unbestimmtheitsdimension die der Technisierung des ML-Beitrags zum Werk. Damit ist gemeint, dass die Bildgenerierungstechnik als solche erst maßgeschneidert eingerichtet, d.h. als Infrastruktur der Praxis etabliert werden musste, wobei das Setup des neuronalen Netzes im *StyleGAN*-Framework sich als zeitintensives Vorgehen in *trial and error*-Manier entpuppte. ML erwies sich also in dreifacher Hinsicht als Problem: als zu konstruierendes technisches Arrangement, als thematischer Gegenstand des Kunstwerkes sowie als konkretes Bildgenerierungsverfahren mit Black Box-Charakter.

Mit Blick auf die Lösung dieses dreifachen Problems trat insbesondere der experimentelle Charakter der Praxis in den Blick: ein offener Prozess sukzessiver Determinierung, der von Ausprobieren und Versuchen gekennzeichnet ist. Die Praxis übt sich gewissermaßen ein; es findet *Training* in einem Sinne statt, der über die mit diesem Terminus häufig bezeichnete algorithmische Modellierung des Datensatzes weit hinausreicht: Über den Zeitraum meiner Feldforschung wurde ich Zeuge einer experimentellen Anbahnung von ML als soziale Praxis, die auf die Etablierung einer gelingenden Kooperation heterogener Entitäten (»machine learners«, vgl. Mackenzie 2017) angewiesen ist.

Mein zweiter Fall, in dem ich wissenschaftliche Forschung in einem biorobotischen Labor in den Blick nahm (im Folgenden kurz: *F2-Bienen*), zeigt offensichtliche Parallelen zu ersterem in der Hinsicht, dass ebenfalls – und sogar »offiziell« – Experimente unter Beteiligung von ML stattfinden. Auch die beobachtete Bienenforschung war von versuchsförmigen Annäherungen in *trial and error*-Manier geprägt, sowohl in der praktischen Durchführung von Experimenten wie in der explorativen Datenanalyse. Wie in *F1-Bäume* zeigt sich in *F2-Bienen* ein Überschuss an Möglichkeiten, der mit der Kontingenz von ML-Technik im Zusammenhang steht. Dieser Überschuss bezieht sich etwa auf Erklärungen des im Experiment beobachteten Verhaltens innerhalb der Experimentalanordnung oder der Bedeutung statistischer Zusammenhänge zwischen Datenpunkten in deren Analyse. Wiederum zeigt sich

ein vorsichtiges, tastendes, Flexibilität und Geduld erforderndes sowie maßgeblich von Intuitionen gesteuertes praktisches Vorgehen – im Umgang mit ML wie auch darüber hinaus.

Als zentrale, situationsprägende Probleme erweisen sich über die verschiedenen Episoden hinweg erstens die Ungewissheit bezüglich der Zuverlässigkeit (im Experiment) und des Sinns (Datenanalyse) von ML-basierten Operationen bzw. Resultaten. Dies wird zweitens weiter verkompliziert durch den Umstand, dass innerhalb der Experimentalanordnung Bienenverhalten seinerseits – unabhängig vom Beobachtungsinstrument ML – den eigentlich zu erklärenden Gegenstand der Untersuchung darstellt. Und tatsächlich muss diese Unabhängigkeit auch praktisch in maßgeblicher Hinsicht angenommen werden, sodass im Experiment wie auch der Datenanalyse allenfalls eher die eigene Erklärung – das eigene Modell – des Bienenverhaltens ad hoc problematisiert wird, als dass die den ML-Beiträgen zur Forschung zugrundeliegenden algorithmische Modellierungen mit Skrupel betrachtet werden. Schließlich wird nicht ML, sondern das Verhalten von Bienen wird erforscht.

Es ergibt sich aus dieser Disposition eine Gemengelage, die eine die Praxis prägende Atmosphäre epistemischer Unsicherheit erzeugt, für die ML als nur eine neben zahlreichen anderen Quellen erscheint. Zwei ML-bezogene Reaktionen auf diese Lage stechen dabei jedoch heraus. Erstens wurden im Experiment dessen Rahmenbedingungen derart angepasst, dass erwartbare Fehler des Trackingverfahrens minimiert werden. Um die Anzahl an *false positives* zu reduzieren, wurde die Distanz der Feeder zum Beobachtungsstock erhöht; eine Maßnahme, die zwar kaum als biologisch notwendig begründet werden kann, doch zugleich mit den biologischen Prämissen des Experiments nicht interferiert. Streng genommen handelt es sich dabei um eine Intervention, bei der die Realität (des Experiments) auf die technischen Anforderungen der ML-Technik zugeschnitten werden; ein als zum Anliegen des Experiments neutral angenommener *fix*, der von einem reflexiven Bewusstsein der Beschränkungen des technischen Arrangements zeugen, zugleich allerdings auch die Anschlussfrage nach ähnlichen, jedoch bislang übersehenen Fehlerquellen im Trackingverfahren provoziert.

Übersetzung und Vermittlung

Eine zweite instruktive ML-bezogene Reaktion zeigte sich in der ›Datenanalysesession‹, wo der beobachtete Forscher über einen längeren Zeitraum damit beschäftigt war, sich mittels Visualisierungsalgorithmen Einblicke in experimentell erhobene Bewegungsdaten von Honigbienen im Beobachtungsstock zu verschaffen. In diesem Zusammenhang ist hervorzuheben, dass diese Visualisierung von Datensätzen zum Zwecke des Verständnisses ihrer Strukturen und Inhalte zwar gleichermaßen auf epistemische Ungewissheit verweist, diese jedoch einer anderen Ordnung und anderen Ursprungs ist als in der Durchführung des Experiments. Grund dafür, dass

der Forscher die Daten in grafische Formen übersetzte, war nicht etwa Unsicherheit darüber, ob die Daten ›sauber‹ sind, also auf korrekte Weise erhoben wurden. Dies wurde in diesem Fall vorausgesetzt. Stattdessen ging es um die hochdimensionale Struktur des Datensatzes, die mit beschränkter Lesbarkeit in ihrer ›Originalform‹ einherging. Dies wäre im Grunde die einer Tabelle, allerdings mit derart vielen Spalten und Zeilen, dass es schier unmöglich erschiene, mittels ›einfacher Lektüre‹ zu erfassen, was die einzelnen Datenpunkte in ihren Beziehungen zueinander bedeuten.¹ Die Verarbeitung von Daten in dieser Form würde den Kapazitäten menschlicher Kognition zweifellos schnell ihre Grenzen aufzeigen.

Interessanterweise verweist diese Disposition damit zugleich auf die ›Stärken‹ des ML-Trackingsystems, die dessen Entwicklung und Einsatz überhaupt erst attraktiv machten: die Aussicht darauf, hunderte Bienen über einen Zeitraum mehrerer Wochen ununterbrochen gleichzeitig beobachten zu können.² Eine maschinelle ›Tanzerkennung‹ erscheint im Experiment als funktional äquivalent zur handschriftlichen protokollierten Beobachtung von Bienenforscher:innen. Damit wäre das Äquivalenzregister allerdings bereits erschöpft, denn – wie oben ausgeführt (vgl. Kap. 4, Vignette 2.2: Bienenversuche) – ist das Trackingarrangement freilich zu keiner ›Erkenntnis‹ fähig, sondern erfasst allein automatisch als Tänze definierte Zitterbewegungen von Bienenkörpern gemäß definierter Parameter. Für die maschinell erst ermöglichte automatische, diachrone wie synchrone Größenordnung von Bewegungstracking und Tanzerfassung wiederum ist kaum ein menschliches Äquivalent vorstellbar. ›Sehr, sehr viele, Kleinstbewegungen präzise registrierende und dabei niemals ermüdende Augen‹ wäre wohl eine passende Analogie, doch scheint die Pointe gerade zu sein, dass mittels eines solchen Ansatzes nicht allein quantifizierte Beschreibungen von Bienenverhalt in neuem Maßstab generiert werden können. Die Suggestion der Möglichkeit einer ›Revolution der Bienenforschung‹ bezieht sich vielmehr darauf, dass mittels der automatischen Erkennung und Analysetechnik die Ebene des kollektiven Verhaltens überhaupt erst als solches der Beobachtung zugänglich gemacht werden kann, sodass ein neues Forschungsparadigma denkbar wird: Statt einzelnen Bienen könne dann der

1 Es wäre dies ebenso ein treffendes Beispiel zur Veranschaulichung der Prägnanz von vieldimensionalen Vektorräumen, die als Repräsentation neuronaler Netze schließlich am ehesten in Form einer Tabelle abgebildet werden können, wobei die enthaltenen Daten auf einen hypothetischen Raum oder Körper verweisen, der die Datenbeziehungen beinhaltet. Dieser Datenraum stellt gewissermaßen das Medium von ML als rechentechnischem Verfahren dar: »machine learners only ever encounter data in specific vectorized shapes (vectors, matrices, arrays etc.) mapped to a geometrically coordinate volume« (Mackenzie 2017, S. 51).

2 Klassischerweise werden derartige Erfassungen ›manuell‹ durchgeführt, d.h. durch Personen, die Position oder Aktivität einer einzelnen Biene handschriftlich notierten, was offensichtlich nachvollziehbare Beschränkungen hinsichtlich der Anzahl gleichzeitig beobachtbarer Bienen wie auch der Dauer einer Beobachtung mit sich bringt.

gesamte Stock in den Blick genommen werden. »Big Bee Data« markiert nicht nur quantitative Zuwächse der Erfassung von Bienenverhalten, sondern die Aussicht auf Erkenntnismehrwert mittels einer emergenten Betrachtungsebene, die vorher wissenschaftlicher Beobachtung nicht zur Verfügung stand.

Die disziplinärer Differenzierung (Biologie – Informatik) entsprechende Aufteilung der Forschungsarbeit (samt Zuschreibung von Expertenstatus in der jeweiligen Domäne) suggeriert eine gewisse Widersprüchlichkeit mit Blick auf die Aussagen der Lab-Mitglieder. Schließlich meinten Forscher im Interview, dass sie im Grunde in jedem beliebigen Zusammenhang ihre ML-bezogenen Fähigkeiten unmittelbar nutzbar machen könnten. Die empirische Realität des Lab selbst scheint dem zu widersprechen: Außer in gewissem Maße PI Tom, der sich über ein Jahrzehnt kontinuierlicher Forschungsarbeit in diesem Zusammenhang beträchtliche bienenbiologische Kenntnisse angeeignet hat, kann niemand reklamieren, Fachexpertise in beiden Domänen in sich zu vereinen. Unabhängig von der Verteilung des im Lab verfügbaren Wissens über verschiedene Träger:innen hinweg jedoch ist die unmittelbare Abrufbarkeit relevanter Wissensbestände (auch indirekt, etwa über Textnachrichten) Voraussetzung für die Möglichkeit flexibler Anpassungen der Experimentalanordnungen und -abläufe. Solche Anpassungsoptionen bieten Kontrollmöglichkeiten – und machen wahrscheinlich, dass schwache Situationalität wahrscheinlich nicht in starke umschlägt im Sinne des Eintretens von unlösbaren Problemen, die das Ganze Forschungsvorhaben gefährden würden. Gleichermassen sorgt disziplinübergreifende Expertise auch dafür, dass die Untersuchungsdesigns der Experimente unter Einsatz von ML realistische Vorhaben darstellen. Die Bearbeitung antizipierter Probleme setzt also weit vor den eigentlichen Experimenten ein, prägt deren Durchführung, und kann schließlich auch den anschließenden Weg hin zur wissenschaftlichen Publikation erleichtern – man denke zurück an die Datenanalysesession, in der Lorenz vorläufige Hypothese und Plots gleich in ein geteiltes Google Doc einfügte, um sie von der »zuständigen Expertin« Judith auf bienenbiologische Plausibilität überprüfen zu lassen. Die Bienenbiologin kommt im Gegenzug im Kollaborationsdokument gelegentlich darauf zurück, sich erklären zu lassen, welche Art von Zusammenhängen manche der Plots überhaupt repräsentieren. Es zeigt sich hier, dass ML-bezogenes Problemmanagement im Fall dieser Forschungsgruppe in besonderem Maße interdisziplinäre Kollaboration erforderlich macht, um wechselseitig Wissenslücken mit Blick auf Untersuchungsgegenstand und Methode zu füllen. Dies erweist sich als Voraussetzung der praktischen Nutzung des Trackingsystems unter der Annahme, dass dieses bei vernachlässigbarer Fehlerquote fehlerfrei seine Arbeit verrichtet.

Experimentiersituationen

Im Lichte dieser Disposition für den Umgang mit epistemischer Unsicherheit in ML ist festzuhalten, dass die beobachteten Experimente *in beiden Fällen* über einen zeitlichen Vorlauf verfügen. Sie haben eine eigene Geschichte, die meinen Beobachtungen weit vorausgeht, auf die sie in instruktiver Weise zurückgreifen können und ohne die das Beobachtete schlichtweg unmöglich wäre. So wurde das Trackingsystem in *F2-Bienen* im Laufe der letzten zehn Jahre über viele Iterationen hinweg weiterentwickelt und ist dabei zuverlässiger und robuster geworden. Neben technischer Anpassung haben praktische Erfahrungen – insbes. Lernen aus Fehlschlägen – darüber hinaus sicherlich zur Ausbildung realistischen Erwartungsmanagement beigetragen. Einsichten wie jene, dass bei bestimmten Tanzlängen das System fehleranfälliger wird, sind aus praktischen Erfahrungen gewonnen und tragen zu einer fortschreitenden Sensibilisierung bzgl. der Affordanzen und Beschränkungen der technischen Umgebung bei.

Diesen adaptiven Charakter soziotechnischer Praxis hat Hans-Jörg Rheinberger im Kontext seiner wissenschaftsgeschichtlichen Analyse von »Experimentalsystemen« (vgl. Rheinberger 1997) beobachtet und konzeptuell fruchtbar gemacht hat.³ Der mit experimentellem Erkenntnisgewinn gekoppelte Prozess von dynamischer Anpassung und Verfeinerung lässt sich im Sinne Rheinbergers (und im terminologischen Anschluss in der wissenschaftlichen wie auch in der künstlerischen Praxis als *Forschung* beschreiben.⁴ In deren Verlauf einer solchen kann sich der soziale Status der praktisch beteiligten materiellen Objekte ändern. Selbst infolge gänzlich unsystematischen »experimentellen Vorantastens« können sich zunächst bloß behelfsmäßig formulierte Hypothesen oder bloß provisorisch installierte Elemente einer Experimentalanordnung mit der Zeit stabilisieren, wodurch sie für die Praxis von »epistemischen Dingen« zu »technischen Objekten« werden (vgl. Rheinberger 1997, S. 28ff., Übers. RG). Diese Unterscheidung ist für die vorliegende Untersuchung instruktiv, da sie einerseits zeitsensibel Veränderungen einer Praxis zu erfassen und andererseits den inhärenten Zusammenhang von Wissen und Technik festzuhalten vermag:

-
- 3 Als »experimental system« versteht Rheinberger die »basic unit of experimental activity combining local, technical, instrumental, institutional, social, and epistemic aspects« (ebd., S. 238).
 - 4 Dewey und Rheinberger vertreten im Übrigen ähnliche Positionen hinsichtlich des Verhältnisses von Kunst und Wissenschaft. Beide seien für die Erzeugung von Neuem auf Experimente angewiesen und so scheint für Dewey die leitende Unterscheidung für Kunst und Wissenschaft die von Akademiker:innen bzw. Gelehrten einerseits und Forscher:innen zu sein. Letztere seien mit Experimenten befasst, erstere dagegen nur mit Wissensverwaltung oder -vermittlung beschäftigt. Zugleich schreibt er über Künstler:innen: »(...) [O]ne of the essential traits of the artist is that he is born an experimenter. Without this trait he becomes a poor or a good academician« (Dewey 1980 [1934], S. 141).

Technik ist für ihr Funktionieren gleichermaßen auf Wissen (*know how*) und materielle Ressourcen zur Mobilisierung der gewünschten Funktion angewiesen. Mit Rheinberger verlieren epistemische Objekte im Zuge ihrer Technisierung ihre Faszination als fragile, vieldeutige Gegenstände der Untersuchung. Sie werden instrumentell angeeignet, dabei epistemisch fixiert und schließlich als Werkzeuge eingesetzt. Mit Blick auf meine beiden Fälle gilt dies etwa bezüglich des Hard- und Software-Arrangements, auf das sich die künstlerische Praxis stützt. Ebenso gilt dies für die Visualisierungen, die der Bienenforscher erzeugt, um zunächst selbst Einsichten aus einem vorliegenden Datensatz zu gewinnen und diese schließlich seinen Kolleg:innen zu präsentieren (mittels der erzeugten Grafiken). Der primäre Bezug beider Fälle auf epistemische Experimente erlaubt somit die Feststellung einer grundlegenden Gemeinsamkeit beider untersuchter Praktiken im abstrakten Anliegen von »experimental achievement of shared perception« (vom Lehn 2019, S. 101).

Der Nutzen von ML lässt sich für Kunst wie Wissenschaft über deren epistemische Dispositionen nachvollziehbar machen, die Hans-Jörg Rheinberger im Begriff der »Experimentation« festhalten hat:

What is at stake in both the sciences and the arts are forms of world exploration open toward a horizon that is unfolding with them, and not just the encircling and tracking down of something that escapes – if stubbornly – the grasp; rather, what is at stake is an exploratory activity in the course of which this ›something‹ first and foremost takes shape, and in which the movement of encircling itself must remain problematic and always in question. (Rheinberger 2019, S. 236)

Ein explorativer Weltzugang setzt mithin einen sich kontinuierlich kritisch reflektierenden Wirklichkeitsbezug (i.S.v. methodischem Zweifel) voraus. Um Neues in die Welt zu bringen, sollte man gewissermaßen nicht zu sehr am Bestehenden hängen.⁵ Dies verweist auf kognitive Register (»epistemic uncertainty« [ebd.]), die sich hier soziologisch in situationsanalytischer Perspektive als abhängig von materiellen Gegebenheiten erweisen. Damit, wie Rheinberger schreibt, die experimentelle Auseinandersetzung mit »configurations of materials, instruments, arrangements, and cognitive-practical lists« zum »foreground of interest« (ebd.) werden können, muss Anderes hintergründig vorausgesetzt werden können: etwa dass man morgen weitermachen könnte, wenn der Erfolg heute ausbleibt, dass finanzielle Sorgen sich nicht in den Vordergrund drängen oder – noch fundamentaler – dass etwa

5 Alternativ könnte insbesondere hinsichtlich bildender Kunst von einer »pluralen Realitätsbeziehung« die Rede sein, die Künstler:innen gleichermaßen auf die Welt, wie sie ist, wie die Welt, wie sie sein könnte, zurückgreifen lässt, wie Hans Peter Thurn argumentiert (vgl. Thurn 1997, S. 61). Es könnte dies gewissermaßen als künstlerisches Äquivalent zum methodischen Zweifel verstanden werden.

die eigene körperliche Unversehrtheit weder aus gesundheitlichen noch politischen Gründen unmittelbar gefährdet ist.

Rheinberger stellt im referierten Aufsatz weitere interessante Überlegungen zu Parallelen zwischen Kunst und Wissenschaft auf, vermittelt über das Konzept von künstlerischer Forschung (»artistic research«⁶), das im Kern die künstlerische Aneignung wissenschaftlicher Methoden bedeutet (vgl. Rheinberger 2019, S. 242–246). Er unterscheidet dabei zwei Formen der Bezugnahme. Als exoterisch bezeichnet er solche künstlerische Forschung, die sich auf die *Produkte* wissenschaftlicher Praxis (etwa Laborarbeit) bezieht (»artistic engagement with scientific laboratory work«, ebd., S. 242), wohingegen als esoterisch künstlerische Forschungspraxis zu verstehen wäre, die sich wissenschaftlicher *Methoden* bedient. Bei zweiterer komme es daher zum »handling of materials under the perspective of knowledge generation«, etwa um diesen Materialien »non-obvious effects« (ebd., S. 244) zu entlocken. In dem Maße, wie künstlerische Arbeit als Forschung im esoterischen Sinne auftritt, exponiert sie sich auch jenen Problemen, die wissenschaftliche Forschung auch jenseits von Wissenschaftstheorie maßgeblich betreffen, nämlich solchen epistemischer Natur. »Epistemic uncertainty« wird mithin zum Kennzeichen wissenschaftlicher wie künstlerischer Natur, weil beide mit der Hervorbringung von Wissen beschäftigt sind.

Ich hebe diesen Aspekt hier besonders hervor, weil Fabian Hampels künstlerische Praxis in wesentlicher Hinsicht auch vom Anliegen geprägt ist, ML/KI verständlich zu machen. Dies geschieht freilich nicht primär mit didaktischen Mitteln, sondern durch die Entwicklung künstlerischer Formen im Medium Film. Er verfolgt explizit das Ziel, eine filmbasierte »KI-Poetologie« zu schaffen und wohl nicht ganz zufällig zeigen sich Resonanzen zwischen Filmmotiven (sowohl in den Versuchen zu »Quality of Blur« wie auch im abgeschlossenen Werk »This Ghost Does Exist«) und wissenschaftlich-theoretischen Betrachtungen von KI/ML inkl. der hier vorliegenden: Beide Projekte nehmen sich bekannt-vertraute Phänomene der optischen (»Blur« – Unschärfefeffekte in der fotografischen Ablichtung) oder geistigen (»Ghost« – Subjektivität schlechthin) Welt, um diese mittels ML verfremdend zu manipulieren bzw. genauer: die Verfremdung selbst und mithin die »Alienness« (Parisi 2019) von ML anschaulich zu machen. Im sprichwörtlichen Sinne des Bildes, das mehr als noch so viele Worte zu sagen imstande sei⁷, kann Fabian Hampels Anliegen daher

6 Für eine ausführlichere Erörterung des »Konjunkturkonzepts« *artistic research* vgl. Haarmann 2019.

7 Dass man jedoch ohne das Sprichwort den Vergleich gar nicht produzieren kann und mithin Text-Bild-Verhältnisse als historisch und kulturell variabel angesehen werden müssen, hat der Literaturwissenschaftler Walter J. Ong in seiner Studie zu Oralität und Literalität pointiert festgehalten: »Wir alle kennen die Behauptung, dass ein Bild tausend Worte aufwiegt. Wenn jedoch diese Feststellung richtig ist, warum muss sie sich selbst in Worte fassen?« (Ong 2016 [1987], S. 6).

als ein epistemisches verstanden werden und die beobachtete Praxis erscheint mit Rheinberger als ein Fall esoterischer künstlerischer Forschung.

Die daraus abzuleitende, bisher suspendierte Pointe besteht m.E. darin, dass die Nutzung von ML deshalb gerade so gut mit diesen Anliegen korrespondiert, weil ML in erster Linie kraft seiner epistemischen Transformationspotenzial sozial wirksam wird. Dieser Aspekt wurde bereits einführend in Kap. 2 hervorgehoben und findet sich nun empirisch gespiegelt. Fabian Hampel experimentiert im Zuge der Entwicklung seiner künstlerischen Filmessays *über ML mittels ML*, und auch im Lab verspricht man sich innovative Erkenntnisse zur Biologie von Honigbienen durch Forschung, die gleichermaßen *mittels ML* neue technische Verfahren der Beobachtung ausprobiert. Beide Fälle haben daher Praktiken epistemischen Experimentierens zum Gegenstand, wenngleich sie sich nicht nur hinsichtlich ihrer Trajektorien in vielen Hinsichten auch signifikant unterscheiden.

Kooperationsgedächtnis dies und jenseits der Situation

Mit Blick auf die Genese der beobachteten Praxis erscheint deren Vergangenheit als Geschichte fortwährender Infrastrukturierung, in deren Zuge eine allmähliche Technisierung des Arrangements um und mit ML stattgefunden hat. Das Bienen-Trackingsystem fungiert als Infrastruktur der Experimente und mithin gewissermaßen als deren fixiertes Gedächtnis. In Kombination mit tatsächlich zu erinnernden⁸ Anteilen des Praxisgedächtnisses macht das technische Arrangement des Trackingverfahren das mehr oder weniger nahtlos Anknüpfen an frühere Experimente möglich. Ebenso – und dies ist gerade mit Blick auf ML-spezifische Probleme zentral – vermag es im vorgestellten Sinne als geronnene Erfahrung gegenwärtig erlebte epistemische Unsicherheit in Experiment und Datenanalyse abzufedern und einzuhegen. In anderen Worten: keine Episode im beobachteten Fall – weder Experiment noch Analyse – »fängt bei Null an«.

Diese Überlegungen lassen sich in wesentlicher Hinsicht auf *F1-Bäume* übertragen. Hier wurden ebenso ML-Situationen beobachtet, die für die Praxis nicht ohne Vorbilder sind. So äußerte der Künstler in einer Vielzahl ungewisser Momente, dass ihm die Problemlage doch bekannt vorkomme und wiederholt schaffte ein Nachschlagen im Archiv (Unterlagen, Notizen, Browsergeschichte etc.) Abhilfe, weil ähnliche Hindernisse, etwa im Setup von StyleGAN, bereits in früheren Projekten (etwa »This Ghost Does Exist« untergekommen waren. Mehrfach betonte Fabian Hampel zudem, dass diesmal einiges leichter und schneller von der Hand gehe (vgl. Beobachtungsprotokoll 17.5.2021), sich über die Zeit also Lerneffekte einstellen würden. Diese verstehe ich hier im Sinne meiner analytischen Rahmung nicht als Ausweis persönlicher Leistungen, sondern als Lernerfolge der Praxis.

8 Und gleichermaßen zu vergessenden, vgl. Esposito 2017b.

ML wird hier im eingeführten Doppelsinne relevant: einerseits als Bezeichnung einer Reihe technischer Verfahren und andererseits als Prozessbegriff zur Bezeichnung einer Praxis, die diese Verfahren implementiert. Fabian erscheint als Initiator und in entscheidender Form Beteiligter dieser Praxis neben anderen »machine learners« (Mackenzie 2017). ML steht hier in – in Annäherung an den wörtlichen Sinne des Begriffs – mithin für die erfolgreiche Kooperation aller beteiligter *machine learners*. Wie ich gezeigt habe, handelt es sich dabei um eine praktische Kooperation, die mittels Gedächtnis und Infrastruktur (als technisiertem Gedächtnis) auf ihre eigene Vergangenheit zurückgreifen kann und daher lernfähig ist.

Analytisch betrachtet ist die zunehmende Determinierung dieser Kooperation, wie sie sich für die beobachteten Praktiken als relevant erweist, äquivalent zur Bestimmung der Situation selbst, die ich mit Dewey als von grundlegender Unbestimmtheit gekennzeichnet beschrieben habe. Situationen werden zunächst als problematisch erlebt, ohne dass aber schon feststeht, was genau das Problem ist und wie es zu beheben wäre. Der Verlauf einer Situation ist anschließend an diesen Zustand initialer Unbestimmtheit geprägt von Problematisierungen und daran anknüpfenden Lösungsversuchen. Die situative Mobilisierbarkeit vorhandener technischer Infrastruktur, die in ihrem verlässlichen Funktionieren als gegeben angenommen werden kann, wirkt daher von vornherein als die gegenwärtige Unbestimmtheit beschränkend und potenziell im Sinne eines Auswegs aus der Situation, sofern das technische Arrangement tatsächlich zur Lösung des gegenwärtigen Problems genutzt werden kann. Dementsprechend ergeben sich zeitanalytisch mit Blick auf die beobachteten Praktiken zwei Perspektiven, die auf der Unterscheidung zwischen rein situativen und transsituativen Aspekten beruht. Das beschriebene, auf früheren praktischen Erfahrungen beruhende *Vor-Wissen* zum Umgang mit der Situation gerät – ebenso wie die technische Infrastruktur einer Situation – überhaupt nur in transsituativer Perspektive in den Blick. Es bleibt zugleich dabei, dass allein situativ darüber verfügt werden kann, wie mit den vorhandenen Mitteln verfahren wird.

Mit den vorangegangenen Ausführungen habe ich das Ziel verfolgt, analytisch nachvollziehbar zu machen, in welchem Maße sowohl in *F2-Bienen* wie in *F1-Bäume* die beobachteten Praktiken auf die Mobilisierung von Infrastruktur angewiesen sind, die zu früheren Zeitpunkten etabliert wurden und zur Bearbeitung gegenwärtiger Situationen eingesetzt werden. Entsprechende erscheinen die Praktiken rückblickend als Prozess fortwährender Infrastrukturierung. In Funktion und Form zunehmend determinierte Objekte gewinnen situativ wie transsituativ an Gestalt und wirken formgebend auf die sich anbahnende soziotechnische Kooperation, als die ich ML hier verstehe. Ihre situative Bewährung vermag sie, zeitlich betrachtet, als »formative objects« gleichsam für zukünftige Situationen relevant machen (vgl. Scheffer 2010, 2018, siehe auch Kolanoski 2018).

Die parallele Betrachtung von situativen und transsituativen Dynamiken des beobachteten Geschehens impliziert darüber hinaus, dass die zeitliche Entfaltung von Situationen nicht linear erfolgt. Dies folgt schon aus der Beobachtung, dass transsituativ Verfügbares nur in dem Maße produktiv eingesetzt werden kann, wie sich die betreffenden Situationen tatsächlich ähneln. In dem Sinne, dass soziotechnische Praktiken wie ML mit Blick auf ihr Gedächtnis nicht allein auf Erinnern, sondern ebenso auf Vergessen angewiesen sind (vgl. Esposito 2017b), zeigt sich, dass Erinnerung im Kontext einer betrachteten Situation Lösung wie Problem sein kann. Einerseits kann sie als Präskeption zu Lösungen beitragen, wenn etwa im Zuge des von mir berichteten Experiments Vorkehrungen dafür getroffen werden, dass Trackingverfahren ungenaue Messbereiche des Trackingverfahrens umgangen werden oder der Künstler während der Fotoaufnahmen für den zu modellierenden Datensatz bereits über Erfahrungen zu der Frage verfügt, wie viele Bilder ein interessantes Maß an Spezifität der StyleGAN-Outputs besorgen könnten. Andererseits kann ein übermäßig präskriptives Verfahren in anderen Situation die Absichten des Experiments unterlaufen oder zumindest den Fortschritt des Vorhabens beeinträchtigen. Das Abrufen von Rezeptwissen⁹ erweist sich im StyleGAN-Troubleshooting nicht immer als probates Mittel, was mitunter auch mit lückenhafter Erinnerung zu tun hat: So entbehrte es nicht einer gewissen Komik, als »wir« – Fabian Hampel und ich vor dem Monitor am Schreibtisch sitzend – in einer ausführlichen Recherche zu einem Bug im Setup schließlich bei einem Forumsthread auf GitHub landeten, in dem Fabian vor zwei Jahren bereits die gleiche Frage gestellt hatte – und bis dahin immer noch keine Antwort aufgetaucht war. Dieser amüsante Moment sorgte für Aufheiterung innerhalb einer Phase, in der sich das Setup ohnehin nicht gerade von allein zusammenfügen wollte, was eine leicht angespannte Stimmung zur Folge hatte (vgl. Beobachtungsprotokoll 20.7.2021).

Schwache Situationalität und kalibrierte Probleme

Dass die Stimmung nur *leicht* angespannt war, verweist indes auf einen zentralen Aspekt der Fallanalyse – sofern für die situative Stimmung nicht primär die persönliche Beziehung zwischen Fabian Hampel und mir als Ursache ausgemacht, sondern diese auf die Eigenheiten der gemeinsam erlebten Situation zurückgeführt wird. Eine solche Perspektive auf die Situation nimmt den Charakter von deren Rahmung sowie die Dynamiken ihrer Entfaltung in den Blick. Entsprechend Erving Goffmans Formel geht es dann weniger um »Menschen und ihre Situationen, sondern eher um Situationen und ihre Menschen« (Goffman 1986, S. 9) – eine Fokusverschiebung, die

9 Das sich auch aus praxisexternen Quellen speisen kann, dann aber eben in der Praxis noch nicht bewährt hat.

Situationen als »reality *sui generis*« (Goffman 1964, S. 134) versteht und zum analytischen Primat mikrosoziologischer Forschung macht. Was lässt sich also in diesem Sinne über die Situationalität der beobachteten Situationen sagen?

Oben hatte ich Situationen mit Dewey als Episoden des Vollzugs sozialer Praktiken vorgestellt, in denen Brüche erfahren werden, unvorhergesehene Hindernisse zu bewältigen sind und mithin Routinen sowie andere mutmaßliche als zeitstabil angenommene Erwartungsstrukturen vorübergehend keine Aussicht auf Bewältigung der gegenwärtigen Problemlage versprechen. In Deweys pragmatistischer Perspektive zeigt sich sogleich die potenziell existenzielle Dimension von Situationen, in denen buchstäblich alles auf dem Spiel stehen kann (»We have a situation here ...«). In diesem Zusammenhang stellt sich die Frage, ob verschiedene Probleme als Anlass und Gegenstand von Situationen auf verschiedene hintergründige Problematiken (»problematicness« [Marres 2020, S. 4]) und mithin unterschiedliche Situationstypen verweisen. Nimmt die pragmatistisch inspirierte soziologische Situationsanalyse zumeist vor allem »high-stake episodes« (Mische/White 1998, S. 697) bzw. krisenhaft erlebte »critical moments« (Boltanski/Thévenot 2011, S. 43) in den Blick, so wäre zu überlegen, ob »low-stake episodes« mit gleichermaßen konstitutivem Problembezug, aber eben ohne übermäßige Riskanz, d.h. unter Einsatz aller irgendwie zur verfügbar stellbarer Ressourcen angesichts drohender Verluste/Gefahren, nicht ebenso produktiv situationsanalytisch untersucht werden können – und angesichts der potenziellen Aussicht auf konzeptuelle Differenzierungsmöglichkeiten wohl auch sollten.

Dieses Thema wurde im Kontext der vorliegenden Studie allerdings gewissermaßen von hinten aufgerollt, schließlich begegne ich diesem Zusammenhang nicht primär aus theoretischer Reflexion heraus, sondern angesichts empirischer Befunde. Beide von mir untersuchten Fälle zeichnen sich nämlich gerade dadurch aus, dass die beobachteten Praktiken an keiner Stelle auch nur in die Nähe eines »roten Bereichs« geraten wären, in dem alles auf dem Spiel gestanden hätte. Es gab zwar durchaus eine beträchtliche Anzahl zu meisternder Hürden und eine Reihe von Problemen, für deren Bearbeitung die Mittel nicht unmittelbar bereitstanden. Doch erweisen sich diese bei genauerer Betrachtung keineswegs als völlig unvorhergesehene, schicksalshaft erlebte Wendungen. Niemand wurde tatsächlich völlig »kalt erwischt« und empirisch konnte ich keinen einzigen Moment feststellen, an dem angesichts einer problematischen erlebten Lage fundamentale Überforderungszustände entstanden wären, die einen vorübergehenden Ab- oder gar finalen Zusammenbruch überhaupt denkbar gemacht hätten. Kurzum: von »high-stakes episodes« oder »critical moments« zu reden, wäre angesichts meiner empirischen Befunde mit Blick auf meine Untersuchungsfälle überzogen.

Doch meine ich, dass es, wenn nicht um alles, doch auch nicht um nichts ging – und dass sich gerade unter diesen Vorzeichen in meinen Beobachtungen einige interessante Einsichten zeigen. Verschiebt man den Maßstab entsprechend, so wä-

re etwa denkbar, dass zwischen Momenten, in denen die gesamte Praxis vollumfänglich zur Disposition steht, und solchen, in denen lediglich eine Art Disput oder überhaupt nur in beträchtlichem Maße Ungewissheit über die Situationsdefinition (mit Goffman: »What is going on here?«) herrscht, kategorial unterschieden wären kann. In der Folge dieser Annahme erscheint dann m.E. die (bereits in Kap. 3 eingeführte) Differenzierung in *starke* und *schwache Situationalität* für die weitere Analyse attraktiv, wobei starke Situationen durch die erwähnten »high stakes«, schwache Situationen hingegen gerade durch die Absenz von »hohen Einsätzen« zu verstehen sind.¹⁰

Schwache ML-Situationen

Im Zuge dieser langen Vorrede sollte recht offensichtlich geworden sein, auf welcher der Seite der Unterscheidung die von mir untersuchten Fälle anzusiedeln wären. Noch bevor ich dazu weiter in die Detailanalyse gehe, möchte ich zunächst kurz im Vorgriff auf den weiteren Verlauf des Arguments darauf hinweisen, dass dieser konzeptionelle Kunstgriff an dieser Stelle zweifellos dramaturgisch ambivalent ist. Aus guten Gründen könnte nun schließlich eingewendet werden, dass die Einführung der Unterscheidung im Grunde eine Verlegenheitsgeste ist, verbunden mit der Absicht, mein methodisches Gerüst der empirischen Situationsanalyse zu retten. Zugegebenermaßen verfolgte mich tatsächlich zeitweilig die Befürchtung, in meiner Feldforschung letztlich zwar durchaus auf Interessantes, nicht jedoch auf Situationen gestoßen zu sein. In der weiteren Auseinandersetzung mit dem empirischen Material stieß ich dann jedoch auf gute Gründe für meine Wahl des methodischen und methodologischen Rahmens. Letztendlich hatte ich den Eindruck, dass »schwache Situationalität« tatsächlich in einem wichtigen Zusammenhang mit dem Gegenstand der vorliegenden Untersuchung steht.

In *F1-Bäume* etwa spricht der Künstler im Kontext des ersten Netzwerktrainings auf das neue Bildmaterial mit Blick auf den bis dato kompilierten Datensatz von einer »guten Testzahl« (Beobachtungsprotokoll 19.7.). In dieser Wertung artikuliert sich ein Urteil bezüglich des Verhältnisses zwischen den Kosten für die algorithmische Modellierung mittels StyleGAN¹¹, der zu erwartenden Dauer des »Trainings«¹²

10 Diese Unterscheidung habe ich mit Blick auf meine empirische Untersuchung erstmals in *Groß/Wagenknecht 2023* entwickelt.

11 Die Modellierung auf der Basis mehrerer Millionen Bilder – im Kontext von Bildgenerierungsverfahren nicht unüblich – würde ein Vielfaches an Kosten verursachen, ohne dabei jedoch mit Blick auf das künstlerische Vorhaben notwendigerweise instruktiver zu sein.

12 Hier erweist sich ein Testlauf mit StyleGAN als gleichermaßen als »günstig«, denn die Ergebnisse können über Nacht eintreffen, während die Berechnung eines großen Datensatzes mehrere Tage in Anspruch nehmen würde, sodass die Praxis quasi nahtlos fortgesetzt werden kann, sofern alles gut läuft.

und der erwarteten Aussagekraft der Ergebnisse im Hinblick auf das weitere Vorgehen. Offensichtlich geht es an dieser Stelle (noch) nicht um die *tatsächliche* Realisierung von »Quality of Blur«, sondern um eine versuchsweise Annäherung, die als Test gerahmt ist. Folglich sind damit »offiziell« alle im Zuge dieses Tests konfrontierten Schwierigkeiten gleichermaßen in diesen Rahmen eingefasst und es könnte angesichts auftretender Probleme die entstehende Situation über die Reflexion ihrer Rahmung sofort wieder »entschärft« werden. Schließlich werden der »Logik des Testens«¹³ entsprechend solche Rahmungen überhaupt gerade als gewissermaßen präemptive Maßnahmen etabliert: Bevor ein Projekt tatsächlich realisiert wird, soll eine Vorab-Realisierung unter »abgesicherten« Bedingungen Auskunft über mit der Voll-Realisierung einhergehende Effekte (Fehler, Risiken, Potenziale) verschaffen. Aus ebendiesem Anliegen heraus will der Künstler einen Testlauf durchführen, um sich davor zu bewahren, zu einem späteren Zeitpunkt Zeit (und/oder Geld) zu verlieren. Die beobachtete Situation wird mithin explizit als »Testsituation« ausgewiesen – und soll als Simulation einer noch nicht eingetretenen Situation dienen, um deren Charakter nicht nur antizipieren, sondern streng genommen präemptiv manipulieren zu können. Geht etwas schief, ist dies wahrscheinlich »halb so wild« – schließlich war es nur ein Test. Andernfalls könnten sich Komplikationen mit Blick auf das Vorhaben offenbaren, von denen man lieber frühzeitig erfährt und nicht erst an einem Punkt, an dem es »kein Zurück mehr gibt« bzw. das Rückgängigmachen innerhalb des praktischen Prozesses jedenfalls mit nicht unerheblichem Ressourcenaufwand (Zeit, Geld, Arbeit) verbunden wäre.

Etwas anders verhält es sich mit Blick auf *F2-Bienen*, etwa in der Art und Weise, wie der Mitarbeiter Lorenz die Analyse von mittels ML aus Aufnahmen des Bienenstocks gewonnenen Bewegungsdaten angeht. Hier geht es nicht um die Herstellung einer aussagekräftigen Miniatur des eigentlichen Vorhabens und mithin nicht um eine Modellierung des Sachverhalts. Stattdessen beginnt seine Arbeit an den Daten mit einer Phase der Exploration, die der systematischen Analyse vorgeschaltet ist. Ziel dieser ersten Annäherung an den Datensatz ohne methodische Strenge ist, mit etwas Glück möglicherweise zu schnelleren Resultaten und gewissermaßen Abkürzungen zu finden, die Zeit, Kosten und Mühen senken können. Das beobachtete Vorgehen »auf gut Glück« ist dabei keinesfalls atypisch – Hoffnung auf glückliche Fügungen wie auch ihr tatsächliches Eintreten prägen seit jeher die Wissenschaft, wie Robert K. Merton und Elinor Barber (2004) in ihrer einschlägigen Studie zu Se-

13 Für eine instruktive Diskussion zum sich verändernden Stellenwert von Tests mit Blick auf die praktische Implementierung von ML vgl. Marres & Sormani 2023; siehe darüber hinaus allgemeinere Überlegungen zu einer »Soziologie des Testens« angesichts gegenwärtiger der Relevanzzunahme von Tests in gegenwärtigen soziotechnischen Praktiken vgl. Marres & Stark 2020.

rendipität gezeigt haben.¹⁴ Entscheidend für die vorliegende Untersuchung ist diesem Zusammenhang, dass es im Sinne wissenschaftlicher Erkenntnis nicht selten der Sache sehr dienlich ist, über eine relative Freiheit (von Ressourcenknappheit) zu verfügen, die es erlaubt, verschiedene Optionen auszuprobieren. Unterschiedliche Varianten eines Szenarios durchzuspielen, auch wenn nicht alle sofort gleichermaßen plausibel erscheinen, erlaubt es, sich dem Gegenstand der eigenen Arbeit im Modus ›experimentellen Vorantastens‹ anzunähern.

Wenngleich dies unbedingt Deweys Verständnis von Forschung entspricht, waren dessen Kriterien zufolge die von mir beobachteten Situationen womöglich gar keine, hatte er in seiner Konzeptualisierung doch unterstrichen, dass Situationen als »hitch« (Dewey 1983 [1922], S. 125) gerade dadurch gekennzeichnet seien, dass sie Grundlegendes fragwürdig erscheinen lassen. Dies steht in terminologischer Nähe zu dem, was Luc Boltanski & Laurent Thévenot als – krisenhaft erlebte – »kritische Momente« (2011, S. 43) beschreiben. Diese brächten die wirkmächtigen Register der Rechtfertigung eben gerade dann zum Vorschein, wenn sie fragwürdig erscheinen oder ihre normative Verbindlichkeit gar völlig auf dem Spiel steht.¹⁵ Noch eindringlicher führt die soziale Konfiguration des »showdowns« oder »standoffs« vor, was es heißt, eine Situation im emphatischen Sinne, wenn nämlich das sich ergebende normative Vakuum allenthalben Kontingenz hervortreten lässt und letztlich nicht selten mit Gewalt gefüllt wird (siehe etwa Wagner-Pacifici 2000).

Dementgegen zeigen die von mir beobachteten Praktiken zwar durchaus situationale Elemente, doch ohne je in die Nähe eines Zusammenbruchs zu geraten. Interessanterweise erscheint es demgegenüber so, als kultivierten sie geradezu die Herbeiführung von Situationen. Dies geschieht wohl kaum aus Lust an der Krise, sondern aufgrund der produktiven Momente, die Situationen mit sich bringen können. Diesen Aspekt erkannte, wie oben ausgeführt, bereits Dewey in seinen Überlegungen zum Zusammenhang von Situation und Forschung an. Daran anknüpfend möchte ich nun für die Analyse meiner empirischen Fälle den Begriff der *schwachen Situation* aufgreifen, um solche situationshaften Episoden, deren Genese nicht zufällig geschieht, sondern mitunter geradezu bewusst herbeigeführt und deren Verlauf in gewissem Maße, wenn nicht gesteuert, dann zumindest partiell kontrolliert

14 Die Studie wurde 1958 verfasst, aus verschiedenen Gründen dann allerdings fast 50 Jahre später publiziert. Die Autor:innen bieten allerhand historische wie systematische Argumente für die in wissenschaftlichen Kreisen vertrauten Einsicht, dass Erkenntnis kaum geplant werden kann und sich selbst wissenschaftlich motivierte Entdeckungen von weltgeschichtlicher Bedeutung bei genauerer Betrachtung wesentlich glücklichen Zufällen verdanken; etwa die von Dynamit durch Alfred Nobel, die von Penicillin durch Fleming genannt oder aber auch die ›Entdeckung‹ Amerikas durch Christoph Kolumbus.

15 In diesem Sinne ließen sich Harold Garfinkels Krisenexperimente (vgl. Garfinkel 1967) auch als ›Situationsexperimente‹ beschreiben.

wird, analytisch zu erschließen Schwache Situationen sollten als Momente verstanden werden, in denen flexible Handlungsoptionen verbleiben und die »günstig« auch in der Hinsicht sind, dass bei Scheitern des für sie angedachten Vorhabens dieses oft einfach zu einem späteren Zeitpunkt noch einmal wiederholt werden kann, wobei die Möglichkeit des Scheiterns bereits gewissermaßen als Erwartung etabliert ist.

Der Künstler Fabian Hampel beschränkt die Bandbreite potenzieller Probleme einer Situation, indem er sie als Testlauf einrahmt. Wenn etwa die Modellierung – aus welchen Gründen auch immer – nicht klappt, kann es später noch einmal versucht werden. Und tatsächlich weicht bei einer Reihe zunächst unverständlichen Fehlermeldungen die anfängliche Ratlosigkeit relativ schnell effektiven Problemlösungsansätzen. Verschiedene verfügbare Formen des Troubleshooting – Recherche der Fehlermeldung via GitHub oder YouTube, Rückgriff auf eigene Notizen – sorgen zwar dafür, dass der Test sich als zeitaufwendiger als geplant erweist, aber letztlich doch erfolgreich über die Bühne geht. Das angestrebte Ziel, ein funktionierendes Testmodell zu erstellen, wird schließlich erreicht, ohne dass ein Abbruch des Vorhabens zu irgendeinem Zeitpunkt jemals zur Disposition gestanden hätte.

In der Reflexion der Gelingensbedingungen dieses Unterfangens gerät schnell die Ressource Zeit in den Blick. Der Verlauf des Tests verdeutlicht, dass die Zeit an diesem Punkt der Arbeit am Kunstwerk nicht drängt. Außer eigener Ungeduld – womöglich zusätzlich stimuliert durch meine alltägliche Kopräsenz – gibt es jedenfalls keinen offensichtlichen Faktor, der das Vorgehen in dieser Hinsicht beeinträchtigen könnte. Die Auseinandersetzung mit all jenen kleinen Hürden, die sich der Realisierung des Kunstwerkes über die Zeit in den Weg stellen, verläuft auch deshalb erfolgreich, weil keine Deadlines unmittelbar drängen und der Künstler nicht durch andere Tätigkeiten fortwährend eingespannt ist. Auch wenn der in ersten Vorbesprechungen im Winter artikulierte ursprüngliche Zeitplan der Arbeit verzögerungsbedingt maßgeblich in die Länge gezogen wurde, war für mich an keiner Stelle kritischer Zeitdruck vernehmbar.

Produktive Transformationen

Auf seine Bemerkung hin, dass wir es im Testlauf doch mit »einem ziemlich langweiligen Datensatz« zu tun hätten, fügt Fabian Hampel – sich aufdrängende Nachfragen wohl bereits antizipierend – unmittelbar hinzu, dass es ihm dabei primär »um Materialität, nicht um Ästhetik« (Beobachtungsprotokoll 20.7.2021) gehe. Diese Materialität kann in ihrer Relevanz für die künstlerische Arbeit nicht als vorab bestimmbar gelten, sondern offenbart ihren Charakter erst im Zuge einer experimentellen Exploration, was schließlich Anliegen und Zweck des Tests plausibel macht. Der Künstler verfolgt offensichtlich kein explizites Ziel im Sinne einer verbindlichen konkreten Vorstellung spezifischer, maßgeschneiderter StyleGAN-Outputs. Sein Anliegen scheint dementgegen zu sein, *in situ* zunächst herauszu-

finden, *welche Art von Bildern* das Netzwerk überhaupt erzeugen kann, um dann in Auseinandersetzung mit bzw. von den entstandenen Materialien ausgehend die Arbeit in ihrer konkreten Gestalt erst zu entwickeln. Anders gesagt: Erst im experimentellen Vorgehen wird die Arbeit determiniert, weshalb der beobachtete methodische Ansatz – im Rückgriff auf geläufigen Jargon künstlerischer Selbstbeschreibungen – auch ›prozessbasiert‹ genannt werden könnte. Daran anknüpfend könnte das beobachtete Vorgehen im Lichte des analytischen Rahmen dieser Studie wohl nachgerade *situationsbasiert* genannt werden vor dem Hintergrund des beschriebenen produktive Potenzials von Situationen.

Dieser Gesichtspunkt mag angesichts der problemzentrierten Konzeption Deweys, der zufolge Situationen als Brüche mit dem Gewohnten maßgeblich im Sinne ihres disruptiven, wenn nicht gar Praktiken in ihrem Fortbestand gefährdenden Potenzials erscheinen, zunächst widersinnig anmuten. Doch erweist sich gerade hier der analytische Nutzen des Konzepts *schwacher* Situationalität: In dem Maße, wie aus Situationen etwas gelernt werden kann, bieten sie potenziell die Aussicht auf Erfahrungen, die sich im Anschluss an das Durchlebte als hilfreich und produktiv erweisen könnten. Da Lernen Kontakt mit bislang Unbekanntem und mithin dem eigenen Unwissen heißt, muss daher auch jedem bewusst herbeigeführten Lernversuch die Gefahr anhaften, dass man schließlich, d.h. *ex post* realisieren muss, nichts gelernt zu haben und der Versuch ein Versuch geblieben ist. Gleichwohl heißt dies allerdings auch, dass allein im vertraut-kontrollierten Vollzug von Routinen kaum Lernchancen gegeben sind. Denn, so schreibt Maren Lehmann in ihrer Begriffsdiskussion in Auseinandersetzung mit Gregory Bateson: »Lernen geht, wenn es geht, so, dass Zufälle und Einfälle möglich – und nicht: unmöglich – sind.« (Lehmann 2011, S. 118)¹⁶

Schwache Situationalität erfasst gerade solche Momente, die von der Konfrontation mit unerwarteten Problemen geprägt sind – Zufälle, die für Einfälle sorgen. Es geht um Prozesse, für deren Bearbeitung es kein verfügbares Skript gibt, wobei jedoch die gegenwärtige Situation nicht primär als Bedrohung, sondern vielmehr als Gelegenheit zu Inspiration, Erkenntnis oder Einsicht erlebt wird, auch wenn zugleich klar ist, dass womöglich unorthodoxe Wege der improvisierten Problembeseitigung gefunden werden müssen. Entscheidend ist, dass zu Scheitern führendes Irren hier relativ konsequenzlos bleibt und für sich bereits die wesentliche Gefahr

16 Interessanterweise verknüpft Lehmann in diesem Aufsatz die Konzepte der nicht-trivialen (heißt auch: lernfähigen) Maschine und des Lernens mit dem der Intelligenz und gar der Situation, wenn sie argumentiert, dass eine nicht-triviale Maschine als »situativ intelligent« (128) könne, wenn sie auf Umweltveränderungen mit eigenen Zustandsänderungen reagiert, statt auf diese nur mit angepasstem Verhalten zu antworten. Im folgenden Kapitel werde ich im Kontext begrifflicher Reflexionen auf diesen Konnex zurückkommen.

darstellt und also gerade keine unmittelbare Bedrohungslage besteht, in der das gesamte Vorhaben sich versehentlich selbst vollständig torpedieren könnte. Im Gegenteil: gelingt das Erhoffte nicht, kann ggf. zu einem späteren Zeitpunkt ein neuer Anlauf gestartet werden kann. Einen solchen anzugehen, hieße nicht zuletzt, eine weitere, wenn auch *schwache* Situation heraufzubeschwören. Gerade eine solche Dynamik war typisch für die von mir beobachteten Praktiken.

In den untersuchten *schwachen Situationen* war der Einsatz im Kontext der Praxis relativ niedrig und ausbleibende Erfolge konnten vorübergehend maßgeblich durch die Verfügbarkeit von die Kontinuität der Praxis garantierende Ressourcen kompensiert werden. Ein Fehlschlagen des *StyleGAN*-Testlaufs hätte mit sehr hoher Wahrscheinlichkeit schlicht einen weiteren Versuch zur Folge gehabt, so wie in *F2-Bienen* unproduktive Stunden in der Datenanalyse ein wohl schlicht weitere, hoffentlich produktivere Stunden zum nächstmöglichen Termin zur Folge gehabt hätten. Einzig im Bienenexperiment, das im September 2021 stattfand, sorgte das sich langsam anbahnende Ende der ›Bienensaison‹ – bis spätestens Mitte Oktober ziehen sich die Bienen in der Regel kältebedingt in den bis dahin für den Winter präparierten Stock zurück – für eine ultimative Deadline, deren frühzeitiges Eintreten zumindest für eine längerfristige Suspendierung der Aktivitäten gesorgt hätte. Letztlich endete die Saison tatsächlich, ohne dass vielversprechende Ergebnisse erzielt worden wären. Dieser Umstand blieb jedoch ohne Konsequenzen für die Praxis, die längst damit vertraut ist, dass nicht jedes Experiment wie gewünscht verläuft.

In *F1-Bäume* fungierte das beobachtete künstlerische Unterfangen letztlich weitestgehend als eine Art Vorstudie. Untersucht wurden in deren Rahmen jedoch nicht allein Aspekte des in Entstehung befindlichen Werkes, denn dies überhaupt anzugehen, setzt bereits eine praktische Vertrautheit nicht nur mit dem Charakter des Bildgenerierungsverfahrens (*StyleGAN*) voraus, sondern auch spezifisch mit dem konkret generierten Bildmodell voraus. Selbst bei dem im Testfall genutzten Datensatz, der nur wenige Hundert Bilder umfasste und ausschließlich aus fotografischen Aufnahmen von Baumkronen bestand, war jenseits der Annahme, dass im Output wohl ebenso Baumkronen zu erwarten seien, kaum antizipierbar, was das Modell genau produzieren würde. Im Kontext der künstlerischen Praxis war der Testlauf nicht allein technische Notwendigkeit, um das Setup einzurichten und die Funktionalität der Einrichtung vor dem ›Ernstfall‹ zu testen, sondern vor allem auch künstlerisch notwendig. Der Künstler nutzte ihn, um eine Intuition dafür zu entwickeln, welche visuellen Nuancen die Transformation der Bilder mittels ML mit sich bringen würde und welchen Einfluss er auf diesen Prozess ausüben könnte. Praktische Kenntnis der Feinmechaniken in Bildanalyse und -herstellung im technischen Verfahren sind schließlich Voraussetzung dafür, dass er ML – wie vorgesehen (vgl. Projektbeschreibung ›Quality of Blur‹) – tatsächlich als »*tool*« für seine Kunst nutzen kann. Dies gilt zum einen für die Datensatzkomposition, also hinsichtlich einer realistischen

Einschätzung der Interventionsmöglichkeiten, die sich für den Künstler etwa in der Modifikation des Datensatzes ergeben, und zum anderen mit Blick auf eine Reihe von Modellparametern, über deren Anpassung er als Nutzer verfügt.

Training für künstliche Kommunikation

Grundsätzlich ging es für den Künstler in den beschriebenen Vorstudien somit wesentlich darum, einen praktischen Zugriff auf das Modell zu entwickeln, das es für die Nutzung im anvisierten Sinne überhaupt erst nutzbar macht. Insofern erweisen sich die beobachteten Testläufe als unabdingbar im Kontext der Entstehung des Kunstwerks. Sie bieten die Möglichkeit, die Umsetzung des geplanten Projekts gewissermaßen einzuüben und bedeuten in diesem Sinne *Training*. Die Anforderungen von ML als gelungene praktische Kooperation verschiedener *machine learners* (Fabian, StyleGAN, PyTorch, CUDA, vast.ai, der Datensatz, die an den Rechenprozessen beteiligte Hardware, ...) können nicht als bekannt vorausgesetzt, sondern müssen »eintrainiert« werden. Nicht nur das Modell wird gemäß des *terminus technicus* auf den Datensatz *trainiert*, sondern ebenso der Künstler auf das Modell – und mithin die Anforderungen einer produktiven Kooperation mit dem technischen Arrangement. Es zeigt sich hier eine praktische Strategie der Einhegung dessen, was ich oben theoretisch als »alienness« (Parisi 2019) von »computational reason« (Cavia 2022) bezeichnet habe: *Gerade weil* kaum antizipiert werden kann, welcher Art Material das Modell automatisch generieren wird, probiert man es eben einfach aus innerhalb eines Rahmens, dessen Kosten gering erscheinen. Auf diesem Wege scheint es möglich, für das zunächst intuitiv nicht Erschließbare – die operative Logik der ML-basierten automatischen Bildgenerierung – letztlich doch brauchbare praktische Intuitionen zu gewinnen. Dies gilt ebenso für *F2-Bienen*, etwa in der prominent diskutierten Episode der Datenanalyse: *Gerade weil* in den Bewegungsdaten alles Mögliche stecken könnte, beginnt der Forscher damit, »einfach mal zu schauen«, d.h. sich mithilfe von Visualisierungsalgorithmen einen Eindruck der Datenstruktur zu verschaffen im Hinblick auf möglicherweise interessante Korrelationen. Auch dies geschieht in einem situativen Rahmen, in dem sich nicht alles auf einmal entscheiden muss, sondern der ein exploratives Vorgehen erlaubt, das nicht zum unmittelbaren Erfolg verdammt ist.

Es zeigt sich hier ein enger Zusammenhang zwischen *schwacher Situationalität* und Rheinbergers Charakterisierung von Kunst und Wissenschaft als Schauplätze von »experimentation« (vgl. Rheinberger 2019). Genauer erweist sich ein situativer Rahmen, in dem die wesentlichen praxisrelevanten Ressourcen in einem Maße vorhanden sind, dass die Praxis von unmittelbaren Zugzwängen relativ entlastet ist, schlichtweg als notwendige Voraussetzung von Experimentation. Dies gilt insofern, als dass deren explorativer Charakter übermäßig determinierte Setzungen von Zweck-Mittel-Relationierungen im Hinblick auf zu erreichende Ziele ausschließt.

Gleichermaßen kann zeitliche Dringlichkeit im Kontext von Experimentation wohl eher als hemmender Faktor angenommen werden und kaum zufällig waren die in *F1* noch *F2* beobachteten Situationen keinesfalls von außerordentlichem Zeitdruck geprägt.¹⁷

Training fand in meinen Untersuchungsfällen in einem doppelten Sinne statt. Wird das Konzept in ML in der Regel zur Beschreibung der automatisierten algorithmischen Modellierung eines Datensatzes verwendet, halte ich das Hinzufügen eines breiteren Verständnisses von Training im Zusammenhang mit ML für nützlich, weil so nachvollziehbar gemacht werden kann, mit welchen praktischen Anforderungen ML einhergeht. Es zeigte sich, dass der Einsatz von ML in den untersuchten Fällen verschiedene Hürden zu bewältigen hatte – und dabei ersichtlich wurde, dass diese Hürden ohne den bereits vorhandenen praktischen Erfahrungsschatz der Beteiligten sicherlich noch weitaus höher gelegen hätten. Die praktischen Vorhaben – im Sinne einer erfolgreichen Transformation der beobachteten Situationen – profitierten offensichtlich vom vorherigen Bewältigen ähnlicher Situationen, so wie die gegenwärtig erlebten Situationen sich als potenziell hilfreich mit Blick auf zukünftige Schwierigkeiten erweisen könnten.

Training wirkte hier gewissermaßen präterminierend, und zwar in zweifacher Hinsicht. Erstens leisteten automatische algorithmische Modellierungen eine rechentechnische Determinierung des Datensatzes, auf die in Form von maschinellen Outputs in der Folge zugegriffen werden konnte. Diese rechentechnische Determinierung – das ›Training der KI‹ im technischen Sinne – war jedoch keinesfalls verbindlich mit Blick auf die letztendlich erhofften Resultate der praktischen Vorhaben. Potenzielle Komplikationen antizipierend wurde etwa in *F1-Bäume* ein solches Training als Test durchgeführt. Im Sinne der beschriebenen Doppelkonzeption fand hier streng genommen ein Training zu Trainingszwecken statt. So hatte ich es gewissermaßen gleichzeitig mit zwei Trainings zu tun, die sich analytisch betrachtet durch ihre soziale Referenz unterscheiden: *Training 1* bezieht sich auf die Selbstprogrammierung der Maschine, wohingegen *Training 2* auf die Praxis als integrierte soziale Aktivität verweist. *Training 1* ist in dieser Betrachtungsweise notwendige Gelingensbedingung von, aber zugleich auch potenzielle Problemquelle für ML als praktisches Vorhaben, das sich in Form von *Training 2* auf potenzielle Hürden einzustellen versucht. Über beide Trainingsverständnisse erweist sich dieses als *vorläufige Determinierung* – vorläufig mit Blick auf weitere Determinierungen. Solche machen jene Situationen maschinellen Lernens erforderlich, die wesentlicher Gegenstand dieser Studie sind. Zumindest implizit wird in dieser Perspektive ebenso ersichtlich, dass mit der Differenzierung qua sozialer Referenz ebenso eine differen-

17 Vgl. für die einfache wie folgenreiche Beobachtung, dass Kunst Zeit braucht und diese Zeit durch Geld und Entbindung von anderen Aufgaben gewonnen werden kann: Becker 2008, S. 3.

zierende Betrachtung von Unbestimmtheit möglich (und nötig) wird. Die rechnerische Determinierung der Datensatzes verweist auf eine operative mathematische Unbestimmtheit. Zugleich erscheint diese soziologisch als Teilaspekt einer situativen sozialen Unbestimmtheit. Folglich kann eine mathematische Determinierung kaum mehr als die ›halbe Miete‹ einer Situationstransformation darstellen. Potenziell kann sogar das Gegenteil der Fall sein – wenn etwa das Training des algorithmischen Modells zu für die Praxis unbrauchbaren Ergebnissen führt.

Mit der analytischen Differenzierung verschiedener Ebenen von Training geht einher, dass für die Betrachtung von ML als praktischer Kooperation der immerzu virulente Frage sozialer Referenz Beachtung geschenkt werden muss. Dieser Umstand mag sich der gewählten praxeologischen Perspektive der empirischen Untersuchung verdanken, der weniger an der Klärung von Zuschreibungsfragen (*agency*) als vielmehr an der möglichst hoher Komplexitätsauflösung der Darstellung gelegen ist. Die ungeklärten Fragen verschwinden freilich einstweilen nicht, lassen sich aber aufgrund der symmetrischen Anlage der Betrachtung analytisch produktiv wenden. »Wessen Training, wessen Unbestimmtheit und wessen Transformation?« erscheinen so weniger als theoretische Puzzles denn als situierbare Probleme der Praxis. Zweitens zeigt der Verweisungshorizont der beiden Trainingsebenen, dass zwischen verschiedentlich an ML als Praxis beteiligten Entitäten eine Struktur wechselseitiger Abhängigkeit vorliegt. Keine soziale Determinierung ohne rechnerische Determinierung – diese womöglich trivial anmutende Einsicht impliziert praktischen Koordinationsbedarf zur Ermöglichung von Kooperation. Das praktische Nebeneinander verschiedener Aktivitäten muss in einen geordneten, integrierten Funktionszusammenhang gebracht werden; wechselseitige Abstimmung erscheint als Voraussetzung produktiver Bestimmung.

In beiden Fällen wird ersichtlich, dass unterschiedliche praktische Ab- und Bestimmungsversuche sich wechselseitig voraussetzen. Weniger zeigt sich hier ein disruptiver Transformationsvorgang als vielmehr eine rekursiv sich ergebende Akkumulation von Bestimmungen; eine Charakterisierung von, zu der in sehr ähnlicher Formulierung auch Adrian Mackenzie gelangt (vgl. 2017, S. 5). Ihm zufolge sei ML genau genommen Synthese dreier Akkumulationen – »settings, data, and devices« (ebd., S. 6) – inmitten derer sich die vom ihm so bezeichneten (und in dieser Studie terminologisch ebenso verwendeten) *machine learners* tummeln, in diesem Zusammenhang situierte »humans and machines or human-machine relations« (ebd.). Jeder Akkumulationsvorgang führt bestenfalls zur Herstellung von dauerhaft verfügbaren Objekten, die etwa als gespeicherte, d.h. erinnerbar gemachte ›Arbeitsstände‹ zu einem späteren Zeitpunkt erneut aufgerufen werden können und somit als materielle Träger des praktischen Fortschritts dienen. Derartige »formative objects« (Scheffer 2010, 2018) verleihen den Kooperationsbemühungen stabilisierende Form, indem sie sich praktisch bewähren und gewinnen dabei zugleich selbst an Gestalt.

Von der beschriebenen Anbahnung von Kooperation wird erwartet, dass es an einem gewissen Punkt ein produktives Moment entfaltet, indem es etwa zu wissenschaftlichen Einsichten oder künstlerischen Visionen beiträgt. Insofern ist sie nicht bloß ein wichtiger Beitrag zur Ermöglichung, sondern nachgerade ein Bestandteil des Kerns von ML als Praxis. Diese schließlich nicht erst im Moment ihres Gelingens, sondern bereit mit ihrer Anbahnung. Sich »einzuspielen« – etwa auf das vorliegende und ggf. noch anzupassende Setup – erwies sich in beiden untersuchten Fällen ein zentraler Aspekt von ML. Die verschiedenen Elemente der ML-Experimentalanordnung effektiv nutzen zu können, setzte unbedingt voraus, dass eine Mehrzahl der zu mobilisierenden Objekte »werkzeuggleich« zuverlässig für die vorgesehene Nutzung zur Verfügung stand. Damit geht einher, dass die Praktiken nur deshalb produktiv verlaufen konnten, weil bloß manche und jedenfalls nicht alle beteiligten Elemente der Praxis zum Problem wurden. Wie beschrieben befanden sich die Praktiken zu keinem Zeitpunkt in einem Zustand dramatischer Überlastung, der den Fortgang des Vorhabens im Ganzen gefährdet hätte.

Von dieser Charakterisierung ausgehend könnte bezüglich meiner Fälle von *entlasteten* Praktiken die Rede sein. Ihre Beteiligten wirkten in entscheidenden Hinsichten von potenziellen Beschränkungen freigesetzt und konnten sich explorativ ihren Gegenständen annähern. Die »ihre« Situationen kennzeichnenden »low stakes« erscheinen daher geradezu als Privileg – und *schwache Situationalität* als Möglichkeitsbedingung der charakteristischen experimentellen Vorgehensweisen.¹⁸ Schon ein kursorischer Blick in die Sozialgeschichte von Kunst wie Wissenschaft offenbart, dass beide Funktionssysteme (hierzulande) historisch zumeist eng mit den höheren, elitennahen Positionen innerhalb stratifizierter gesellschaftlicher Ordnungen gekoppelt waren (vgl. etwa Bourdieu 2001), in denen – anthropologisch gewendet – die »Hintergrundserfüllung« (vgl. Gehlen 2022 [1956],

18 Wenngleich selbstverständlich keinesfalls in *allen* wesentlichen Hinsichten von luxuriöser Ausstattung gesprochen werden kann. Insbesondere gilt dies mit Blick auf finanzielle Ressourcen: Die Anschaffung eines für »allein lokales ML« geeigneten PCs scheint Fabian Hampels verfügbares Budget zum Zeitpunkt der Feldforschung jedenfalls an seine Grenzen zu bringen, auch wenn er mir wiederholt mitteilt, aufgrund der mit einer Anschaffung verbundenen Ersparnisse gegenüber *cloud services* (kürzere Übertragungs- und Modellierungszeiten bedeuten kürzeres Warten auf Ergebnisse) doch sehr ernsthaft darüber nachzudenken. In der Zeit meiner Feldforschung hätten ihn vor allem die überteuerten Preise für geeignete Grafikkarten abgehalten, für die aufgrund ihres Einsatzes im Kontext von *coin mining* infolge des »Krypto-Booms« die Nachfrage sprunghaft angestiegen war (vgl. Beobachtungsprotokoll 20.7.2021). In *F2-Bienen* wurde mir mehrfach und verschiedenen Lab-Angehörigen, dass eine bessere finanzielle Ausstattung vieles wesentlich erleichtern würde. Der beschriebene DIY-Charakter des Lab erscheint daher nüchtern betrachtet auch an einer ausbaufähigen Ausstattungslage zu liegen und ist nicht allein Ausdruck intrinsischer »Bastelfreude«.

Kap. 12)¹⁹ mancher Bedürfnisse als Voraussetzung produktiver künstlerischer und wissenschaftlicher Tätigkeit als dauerhaft gegeben vorausgesetzt werden konnte (vgl. etwa Thurn 1997, S. 56–64).²⁰ Die Analyse der Möglichkeitsbedingungen von ML vertiefend soll nun weiter erörtert werden, was das in meinen Fällen die Felder Kunst und Wissenschaft vereinende Motiv der schwachen Situationalität mit ML verbindet.

Problemkalibrierungen

Es zeigte sich, dass in beiden Fällen die beobachteten Praktiken nie in die Nähe eines Zusammenbruchs gerieten, sei es durch unerwartete Schwierigkeiten oder aber unverhältnismäßige Erwartungen an Ziele, etwa mit Blick auf die Leistungsfähigkeit o.ä. Sie wirkten auf je eigene Art abgeklärt und setzten sich keinen unnötigen Risiken aus. Wie lässt sich dies plausibilisieren und welche praktischen Strategien dienen diesem praktischen »safeguarding« von ML in den jeweiligen Situationen?

Experimentelle Praktiken in Wissenschaft und Kunst sind gewissermaßen darauf angewiesen, sich Situationen auszusetzen, da diese für die Aussicht auf Transformationen der Praxis stehen, die zu produktiven Einfälle, inspirierenden Einsichten oder nützliche Zufälle verhelfen können. Von Situationen zu profitieren, heißt laut Dewey, sich auf deren Dynamiken einzulassen, die sich aus dem Moment ihrer ursprünglichen Unbestimmtheit heraus entfalten. Welche situativ verfügbaren Mittel dabei entscheidend sind, wird *in situ* bestimmt. Ebenso zeigt sich Dewey, dass

-
- 19 Verzichtet kunst- oder wissenschaftssoziologische Forschung auf die Reflexion solcher Voraussetzungen, läuft sie Gefahr, allein die operative Dynamik von Kommunikation für maßgeblich zu halten, wobei dann deren »organisatorisches Substrat« – gewissermaßen ihr Anker in der empirischen Realität – »merkwürdig unterbelichtet« bliebe (Stäheli 1996, S. 334). Dass dies gleichermaßen für Gesellschaftstheorie gilt, zeigt Andreas Höntsch in seiner systematischen Auseinandersetzung mit den Voraussetzungen der modernen funktional differenzierten Gesellschaft anhand der Grenzprobleme Exklusion, Risiko und Ökologie (vgl. Höntsch 2018).
- 20 Thurn greift die Analogie zwischen Wissenschaft und Kunst, wie Max Weber sie in »Wissenschaft als Beruf« mit Blick auf den Stellenwert persönlicher Hingabe (motiviert durch »innere Berufung«) und freigesetzter Daseinsform entwickelt hat (vgl. ebd., S. 56ff. sowie Weber 1995 [1917/1919], S. 16), um kurz darauf im Anschluss an Pierre Bourdieus Kunstsoziologie festzuhalten, dass eine bürgerliche Herkunft als einer Künstlerkarriere sehr förderlich zu gelten habe (vgl. Thurn 1997, S. 64ff.). Die Anforderungen an eine solche sind dabei freilich nicht allein auf die Verfügbarkeit finanzieller Ressourcen beschränkt. So stammen (im Deutschland des 20. Jahrhunderts und mithin noch 1997) klischeegemäß erfolgreiche Künstler:innen typischerweise aus einem »musisch gesonnenen Elternhaus bürgerlich-mittelständischen Zuschnitts« – wohingegen Literat:innen nicht selten in einem »protestantischen Pfarrhaus« (ebd., S. 64) großgeworden seien.

es im Sinne eines forschersischen Anliegen dabei darum geht, die Situation nicht nur erlebend, sondern maßgeblich handelnd zu erfahren. So versteht er Forschung als

die gesteuerte oder gelenkte Umformung einer unbestimmten Situation in eine Situation, die in ihren konstitutiven Merkmalen und Beziehungen so bestimmt ist, dass die Elemente der ursprünglichen Situation in ein einheitliches Ganzes umgewandelt werden? (Dewey 2008 [1938], S. 131)

Steuerung bzw. Lenkung der Situation ist kaum vorstellbar, sofern die an ihr Beteiligten diese als rein zufälliges Ereignis erleben und über keinerlei Vertrautheit mit den zu ihrer Bearbeitung vorhandenen Mittel verfügen. Dementgegen scheint mir Steuer- bzw. Lenkbarkeit gerade von einer hinreichenden Kenntnis der Lage abzuhängen, in der man sich befindet. Experimentelle Praxis definiert nicht alle, sondern nur eine oder wenige Variablen als unabhängig, d.h. als zu untersuchende Probleme. Dies gilt logisch schon deshalb, weil sonst keinerlei kontrollierbares Maß zur Beurteilung von Effekten des Geschehens bliebe, das dessen ›Wirklichkeitswert‹ zu bestimmen erlauben würde. Damit ginge ebenso einher, dass für das Experiment keinerlei Kriterien für dessen Wiederholbarkeit ermittelt werden könnten und mithin kein Erfahrungstransfer im Sinne von der Situation extrahierbaren Wissens möglich wäre. Gleichermäßen gäbe es keine Anhaltspunkte bezüglich adäquater Steuerungsmöglichkeiten des Situationsverlaufs.

Solche waren in meinen empirischen Beobachtungen jedoch in beiden Fällen präsent. Die beobachteten Situationen verwiesen in Form gegenwärtiger Erinnerungen durchweg in unterschiedlichen Hinsichten auf bereits Erlebtes, sodass Mittel zur Interpretation (Problemverständnis) wie Transformation der Situation immer schnell gefunden und suspendierende Hiatus nur von kurzer Dauer waren. Für die Praktiken charakteristische Stile des Ausprobierens (etwa in *F2-Bienen*: von Datenanalysen) und Bastelns (etwa in *F1-Bäume*: am Setup) waren demnach historisch informiert und vollzogen sich mitnichten völlig willkürlich. In dieser Hinsicht erweisen sich für Rheinberger »experimental systems« grundlegend als zweiseitig: sie stellen eine konkrete »unit of research« da und ebenso eine »unit of historical analysis« dar, weil sich im konkreten Vollzug zugleich die gesamte Praxis mitsamt ihrer Vergangenheit zu bewähren hat (vgl. Rheinberger 2019, S. 240) Mit Verweis auf das Werk des Kunsthistoriker George Kubler und insbesondere dessen Emphase auf den konzeptuellen Stellenwert der Analyse von Serien, Sequenzen und verknüpften Lösungen für kunstgeschichtliche Fragestellungen plausibilisiert er seine Parallelbetrachtung von Kunst und Wissenschaft (vgl. ebd., S. 239f.). An diese Parallelisierung möchte ich hier anschließen, zeigen sich in ihrer Abhängigkeit von Situationspotenzialen signifikante Ähnlichkeiten zwischen beiden Untersuchungsfällen.

Diese Ähnlichkeiten verweisen in erster Linie auf schwache Situationalität als Charakteristika beider Fälle, mit der schließlich noch ein weiterer Aspekt einher-

geht, der weniger die Problem- als die Lösungsseite der beobachteten Situationen betrifft. Nicht nur ist der zu bringende Einsatz und mithin das den Situationen anhaftende Risiko überschaubar; ebenso sorgt der nur partielle Grad von situativer Unbestimmtheit für Bedingungen, die das Auffinden einer effektiven Lösungsmöglichkeit für konfrontierte Probleme erleichtern. Ich nenne diese Einhegung situativer Problematiken – bzw. der »problematicness« [Marres 2020] von Situationen – *Problemkalibrierung*. Damit möchte ich die bewusste Herbeiführung einer Disposition schwacher Situationalität durch präsituative Maßnahmen beschreiben. Qua Antizipation möglicher Verläufe wird das Ausmaß der kommenden Situation derart abgesteckt, dass Experimente erfolgreich durchführbar und nicht etwa im Grunde von vornherein zum Scheitern verurteilt scheinen. Entgegen üblichen Gebrauchsweisen soll unter Kalibrierung dabei nicht primär ›Einmessung‹ oder ›Eichung‹ im Sinne einer auf quantitativem Abgleich beruhenden Anpassung verstanden werden, sondern qualitativ bestimmte Kontrollversuche von Situationen, die sich noch nicht manifestiert haben.

Ich habe »Problemkalibrierung« als explizite begriffliche Markierung gewählt, die mir vor allem mit Blick auf ML instruktiv erscheint. Der beobachteten Einhegung von Situationalität in meinen Fällen entspricht aufgrund des hier vertretenen soziologischen Verständnisses von Situationen als »einheitliches Ganzes« (Dewey 2008 [1938], S. 131) zugleich die Einhegung von ML im Sinne der mit dem Gegenstand assoziierten Problematiken. Methodologisch gewendet sollten wesentliche Charakteristika von ML, wie ich sie aus der Forschungsliteratur erarbeitet hatte, daher in vermittelter Form auch situativ auffindbar, d.h. als praktische Probleme relevant sein. Diese Verknüpfung setzt die Annahme voraus, dass ML in seinen abstrakten Eigenschaften als soziales Phänomen in die Situationen seines Einsatzes hineinwirkt. Deshalb schien mir deren Untersuchung diese besonders geeignet, um eine Spezifizierung sozialtheoretischer Bestimmungen von ML zu entwickeln, vor dem Hintergrund der Annahme eines Konnex zwischen Empirie und Theorie, der bestenfalls der wechselseitigen Erhellung beider Seiten dient.²¹ In diesem Sinne nehme ich an, dass meinen Beobachtungen im Zusammenhang mit ML-bezogenen Problemkalibrierungen Instruktives bezüglich eines adäquaten Verständnisses der sozialen Möglichkeitsbedingungen von ML entnommen werden kann. Daher soll

21 Angesichts des ebenso oben ausgeführten Umstandes, dass ML als zeitlich differenziert, räumlich distribuiert und zweckvariabel einsetzbar zu betrachten ist, müssen selbstverständlich Spezifika der konkreten empirischen Referenz in Rechnung gestellt werden, um einen Bezug auf abstrakte integrierte Beschreibungsebenen theoretisch plausibel zu machen. Von diesem methodologischen Kriterium ausgehend ließen sich gleichermaßen ggf. andere soziologische Charakterisierungen von ML problematisieren bzw. ihr Geltungsbereich relativieren.

nun explizit gefragt werden: Welche Hinweise können die beobachteten Problemkalibrierungen mit Blick auf die theoretische Bestimmung des Gegenstandes ML bieten?

(Un-)Bestimmte Probleme

Weil das Konzept der Problemkalibrierung darauf verweist, wie das (sich andernfalls androhende) Scheitern der Praxis situativ wiederholt abgewendet wird, tritt darin ML als eine fragile Praxis hervor, die für ihre Entfaltung nachgerade die Möglichkeit ihres Scheiterns zur Voraussetzung zu haben scheint. Dies lässt sich womöglich als eine den Praktiken inhärente »Riskiertheit« (vgl. Gehlen 1993)²² beschreiben – wenn auch auf schwache Situationen »heruntergekocht« und ohne das existenzielle Pathos der anthropologischen Perspektive auf das menschliche Dasein schlechthin. Es zeigte sich in den empirischen Fällen in dieser Hinsicht jedenfalls, dass es keine Rezepte für garantierte Erfolge gibt. Und jenseits meiner empirischen Fälle deuten Wortschöpfungen wie »Artificial Unintelligence« (Broussard 2018) oder »Artificial Stupidity« (Steyerl 2017, vgl. auch Mackinnon 2017) darauf hin, dass zu den unerwarteten Nebenfolgen des praktische Einsatzes von ML immer wieder auch solche gehören, die ungünstige Konsequenzen gegenüber den Einsatzzintentionen verheißten.

Es ist – »diesseits« meiner empirischen Fälle – jedoch zu berücksichtigen, dass diese explizit als solche ausgewiesen sind, in denen mittels experimenteller Vorgehen mit ML verbundene Potenziale exploriert werden. Wird ungeachtet dieser Spezifika in generalisierender Absicht *de facto* jede Anwendung von ML zu einem Experiment erklärt, ist der interpretative Rahmen hingegen womöglich überdehnt. Wie ich jedoch bereits oben argumentiert habe, ist es der ML eigene Charakter, der insbesondere dessen Einsatz in experimentellen Zusammenhängen vielversprechend erscheinen lässt. Einerseits wäre hier etwa der Aspekt zu nennen, dass der abstrakte Charakter der technischen Verfahren geradezu universelle Anwendungsmöglichkeiten verspricht. *Prinzipiell* kann jeder beliebige Datensatz algorithmisch modelliert werden, und *möglicherweise* offenbaren die anschließenden Datenanalysen hilfreiche Informationen über das in den Daten Repräsentierte. Man könnte sich gewissermaßen dazu eingeladen fühlen, »einfach mal zu schauen, was rauskommt«.

22 »Das Exponierte, sich selbst zu exponieren, aus der Riskiertheit bewußt das Risiko zu machen: das ist die oft versuchte und oft gelungene Chance« (Gehlen 1993 [1940], S. 64). Gehlen verwendet das Attribut »riskiert« allerdings allein bezogen auf das menschliche Dasein in der Welt. Sein Pendant für die Beschreibung für Kultur bzw. konkrete Institutionen lautet nüchterner »unwahrscheinlich« (Gehlen 2022 [1956], S. 120) – ein Wort, das auch für Niklas Luhmanns Beschreibungen der sozialen Wirklichkeit charakteristisch werden sollte.

Dies setzt zwar freilich bestimmte infrastrukturelle Begebenheiten voraus, doch ist in diesem Zusammenhang eine implizite normative Voraussetzung in ML für das Gegenstandsverständnis noch zentraler: Ganz grundlegend beruht jede ML-Anwendung auf der unbedingten Annahme, *dass* in den Daten *etwas* (Information) steckt, dessen Erschließung die praktischen Mühen rechtfertigt. Es muss daher der Planung und Einrichtung einer Anwendung ein *Glauben* an die Potenziale von ML, überraschende (und anderweitig nicht verfügbare) Beobachtungen bieten zu können, vorausgehen, damit die zu erwartenden Kosten gerechtfertigt erscheinen.²³ »From error to optimism« (Mackenzie 2015, S. 436) – so könnte wohl pointiert die (bis in die Fachliteratur) verbreitete Grundvorstellung betitelt werden. In dieser erscheint ›unsere‹ Beziehung zu ML als

a kind of romance, in which, after many trials and tribulations with unruly, messy, mixed or ›dirty‹ data, epistemic order and predictive power prevail over error and the unexpected. (ebd.)

Mithin scheint ML daher abstrakt betrachtet notwendigerweise mit der Suggestion einherzugehen, *dass* ›da‹ (in den Daten) ›etwas‹ (und nicht etwa nichts) ist, das sich zu entdecken bzw. verstehen lohnt oder anderweitig generativ genutzt werden kann.

Das ML zugeschriebene Potenzial verdankt sich den algorithmischen Modellen zugrundeliegenden Daten, die ihrerseits auf ihre Erhebungszusammenhänge und das durch sie Beschriebene verweisen. Diese genealogische Referenzkette ist von der inhaltlichen Bestimmungsstruktur der Daten zu unterscheiden. Sie hat auch und gerade dann Bestand, wenn nicht bereits vor einer ML-Anwendung gewusst werden kann, welche Informationen und welches Wissen sich in den Modelldaten verbirgt. ML hängt fundamental von der epistemischen Suggestion prinzipieller Bestimmbarkeit ab.

Es ist deshalb ebenso wichtig, begrifflich sauber zwischen Daten, Informationen und Wissen zu trennen. Daten können Informationswert haben und mithin als Repräsentationen von Ideen Wissen vermitteln.²⁴ Deshalb ist für ihre soziologische Betrachtung wichtig zu beachten, dass sie im Moment ihres kommunikativen Gebrauchs immer schon mehr als ›nur‹ Daten sind, etwa weil schon ihr Verstandenwerden in der Anschlusskommunikation wiederum »einen Unterschied macht« (Bateson 1983b, S. 353). In diesem Sinne ist realiter kaum zu unterscheiden zwischen

23 Dies gilt freilich realistisch betrachtet nur in beschränktem Maße, da genau genommen nur ein erstmaliger Anwendungsversuch einen solchen *leap of faith* voraussetzt. Hat sich eine Anwendung bereits bewährt, kann hingegen immerzu auf frühere Erfolge verwiesen werden, der Aspekt des Glaubens bezieht sich dann vielmehr auf die Wiederholbarkeit der Erfolge.

24 Im Sinne von Gregory Batesons Verständnis von Information als doppelte Differenz: »Ein Unterschied, der einen Unterschied macht, ist eine Idee. Er ist ein ›Bit‹, eine Informationseinheit.« (Bateson 1983b, S. 353).

Daten und den Informationen, die sie bereitstellen. Doch meine ich, dass die Differenz in analytischer Hinsicht instruktiv sein kann, denn man könnte argumentieren, dass algorithmische Datenverarbeitungstechnik im Unterschied zu Kommunikation oder Wahrnehmung tatsächlich Daten als reine ›einfache‹ Unterschiede prozessiert. Im Unterschied zu Sinnsystemen stellt algorithmische Datensatzmodellierung und anschließende -analyse letztlich operativ nichts anderes dar als Unterschiedsverarbeitung (›1/0‹).²⁵ Damit geht einer, dass sich das *Lernen* in ML indifferent gegenüber den gelernten Inhalten i.S.v. sinnhaften Bedeutungszusammenhängen vollzieht.²⁶ Anders gesagt: sinnhafte Kommunikation (Text, Bild) wird nicht ›als solche‹, sondern anhand der statistischen Eigenschaften der sie repräsentierenden Syntax verarbeitet – Stochastik statt Semantik. Es ist gerade diese stets interpretativ zu füllende Lücke, die für das anhaltende Interesse an ML konstitutiv ist. Zumal diese sich praktisch als solche gar nicht zeigen muss. Abhängig vom Design des Interface ist die stochastische Ebene als »Subface« (Nake 2008) der Maschine dauerhaft derart maskiert, dass allerlei Projektionen über die Mechanismen hinter Modelloutputs (›Denken‹²⁷) plausibel zu wirken beginnen können.

»Noch nie war mehr Mittelbarkeit im scheinbar Unmittelbaren«, schreibt Dirk Baecker bereits über die »Lücke, die der Rechner lässt« (2018, S. 18f.). Schon Digitalisierung also – eine Vorbedingung von ML – erzeuge einen »Raum der auseinandergezogenen Information« (19), weil in computervermittelter Kommunikation unklar

25 Armin Nassehi schließt aus dieser Beobachtung von Bits als reinen Unterschieden auf Ähnlichkeiten zwischen Code und Programm einerseits in Digitaltechnik und andererseits in Sozialsystemen. Diese Parallelisierung dient ihm dann schließlich als argumentative Grundlage für die Suggestion, dass algorithmisches Funktionsfinden (hier bisher als »function finding« [vgl. Mackenzie 2017, S. 79] diskutiert) »Perspektivenabgleich« bedeute. Das Gegenteil ist der Fall, da ein solcher Abgleich kognitive Reflexionskapazitäten voraussetzt, über die ein algorithmisches Modell operativ nicht verfügt, wenngleich es solche womöglich auf Basis stochastischer Rekombination simulieren kann. Dies allerdings sollte wiederum keinesfalls mit Abduktion identifiziert werden, und gleichermaßen müssen algorithmische Modelle nichts »verstehen« können (vgl. Nassehi 2019, S. 152, 230 u. 234ff.).

26 Was interessanterweise heißt, dass die ›reine‹ rechnerische Verarbeitung statistischer *Differenzen* (als logisches Instrument) gleichsam *indifferent* gegenüber dem Sinn des Verarbeiten ist. Dies wiederum impliziert allerdings keine semantische Neutralität des Modells, da Sinn (etwa i.S.v. ›bias‹) auch in demnach übersetzter Form kodiert in den Datensatz eingeschrieben sein kann. Dies wäre spätestens in der ›Rückübersetzung‹ in das Medium Sinn im Output bemerkbar – und aufgrund der opaken Eigenschaften des Modells nicht selten nur auf dieser Ebene. Normative Indifferenz gegenüber dem modellierten Phänomen kann daher nicht dem Modell als Ganzen, sondern im Grunde allein dem algorithmischen Verfahren seiner Genese zugeschrieben werden.

27 Entsprechend riskiert in letzter Konsequenz jeder Versuch, von Outputs direkt auf die für deren Produktion verantwortliche Instanz zu schließen, einen Kategorienfehler zu begehen. In drastischer Formulierung verdeutlicht: »Deciding whether machines think is like deciding whether slaves think« (Rorty 1962, S. 118).

bleibe, wer schreibt und liest. Information erweist sich dann als eigensinnig (20) und Computer – »unsichtbare Maschinen« – entpuppen sich als Quellen unerwarteter Information. Die Rätselhaftigkeit der symbolischen Verweisungsstruktur mag deshalb eher an das Unergründliche von Religion (»göttliche Absichten«, S. 20) und die »dem Verständnis verschlossene Tiefe« der Kunst (ebd.) erinnern als an Instanzen perfekten technologischen Operierens. Die Krux besteht allerdings eben darin, dass solche Instanzen als Manifestationen digitaltechnischer bzw. »algorithmischer Rationalität« (Mersch 2019) in keinem Vakuum, sondern eingebettet in eine gesellschaftliche Wirklichkeit auftreten. ML ist wie jede Digitaltechnik gewissermaßen immer schon vom Sozialen »infiziert«.

Nichts Neues?

Fallübergreifend betrachtet erweist sich das an den obigen Beobachtungen herausgearbeitete Konzept der Problemkalibrierung als analytischer Schlüssel. Wenn angesichts der zentralen Fallstricke im praktischen Umgang mit ML – Intransparenz der Operationen, Befremdlichkeit der Outputs, Unmöglichkeit von deren exakter genetischer Rekonstruktion – also gerade epistemische Aspekte von ML das wesentliche Hintergrundproblem darstellen, müsste ein adäquater Umgang mit ML eine konsistente Antwort darauf bieten, die produktive Praxis erlaubt. Eine solche Antwort müsste eine konsistente, personenunabhängige und flexible Handhabung des »Problemherds« ML zur Verfügung stellen. Auf Basis meiner Beobachtungen drängt sich die Suggestion auf, dass die beschriebenen Formen von *Problemkalibrierung* als Aspekte einer solchen Handhabung nicht nur dienlich sind, sondern diese gerade erst ermöglichen. Sie leisten auf verschiedene Weise eine Einhegung der ML eigenen Problematiken, die dessen funktionale praktische Integration erlaubt. Obschon die beschriebenen Fälle von Experimentation mit ML von epistemischer Unsicherheit geprägt sind und sich nur selbst stabilisieren können, ohne dass es Erfolgsgarantien gäbe, kommen sie doch gleichermaßen nicht ins Schlingern. Die Beteiligten stolpern nicht etwa rücklings in die Probleme hinein, sondern verfügen über ein Vorwissen zur Bandbreite erwartbarer Hindernisse und entsprechender Lösungen. In diesem Sinne scheinen mir die beschriebenen Problemkalibrierungsstrategien eine instruktive Antwort auf die Frage nach den Möglichkeitsbedingungen eines produktiven praktischen Umgangs mit ML zu bieten. Produktivität scheint bezogen auf ML vor allem eine hinreichende praktische Vertrautheit mit dem Gegenstand vorauszusetzen. Es geht dabei maßgeblich um implizites Wissen (bzw. »tacit knowledge«, vgl. Ryle 2002 [1949]) der Praxis, das es erlaubt, adäquate Reaktionen auf situierte ML-bezogene Problemlagen zu finden – und diese zunächst erst einmal treffend zu bestimmen. Diese Beobachtung könnte aus zweierlei Gründen trivial wirken.

Zum einen wäre der durchaus plausible Einwand zu erwarten, dass dies doch nichts Neues sei und diese vermeintliche ›Entdeckung‹ im Grunde nur eine weitere Iteration einer Quintessenz geistes- und sozialwissenschaftlicher Technikforschung darstelle. So wisse man doch etwa spätestens seit Latours einschlägigen Studien (Latour 1987, Latour/Woolgar 1979) vor über 40 Jahren, dass naturwissenschaftliche Laborforschung keinesfalls als (in idealisierter Form) reines Erleben in perfekter logischer Konsistenz auf werturteils- und interessenfreie Beobachtungen und rational-objektive technische (Erkenntnis-)Instrumente zurückgreift, sondern das Labor stattdessen als »Ort der ›Verdichtung‹ von Gesellschaft« (Knorr-Cetina 1988b) verstanden werden muss, wo wissenschaftliche Erkenntnis *aktiv erzeugt* wird. Die grundlegende »epistemische Relevanz sozialer Variablen« (ebd., S. 87) erklärt sich aus dem Umstand, dass wissenschaftliche Erkenntnis eben nicht vom Himmel fällt, sondern mittels sozialer Praktiken hergestellt wird. Gleiches gilt für Technik, sowohl mit Blick auf ihre Herstellung – beschrieben etwa als Transformation epistemischer in technische Objekte (Rheinberger 1997) – als auch ihre kontingenten Nutzungsweisen (vgl. Bijker/Law 1992). Auch die Nutzung von Computertechnik und KI/ML als »mechanisierter Logik« (Vater 2021) ist folglich vom Einfluss »sozialer Variablen« nicht gefeit, erscheint sie doch selbst soziologisch vor allem als praktischer Kooperationsversuch.²⁸ Und dass sich die praktische Kontrolle moderner Technik nicht als Kontrolle aller darin maßgeblich wirksamen Kausalzusammenhänge vollzieht, war schon Gegenstand der Debatten um die ›Hochtechnologien‹ der 1980er Jahre (vgl. Esposito 2021, S. 379).²⁹

Diane E. Forsythe (1993) hat in ihrer ethnografischen KI-Forschung zu Expertensystemen – damals als Hochtechnologie verhandelt (vgl. Rammert [Hg.] 1995) – bereits in den 1980er Jahren demonstriert, was die Beobachtung eines solchen Aufwands über computervermittelte Automatenkonstruktion als epistemische Praxis verrät. Die praktische Herstellung eines interaktiven Expertensystem offenbart, wie vielschichtig und fragil Wissen im Zuge der Automatisierungsversuch seiner Erzeugung und Vermittlung erscheint (vgl. ebd., S. 466f.) – und ebenso, wie unbedarft die beteiligten »knowledge engineers« mit den daraus folgenden ingenieurstechnischen Herausforderungen umgehen.³⁰ Praktisch werden kontroverse Aspekte des Gegenstandes letztlich mitunter schlichtweg invisibilisiert, d.h. praktisch aus dem

28 Dies gilt gleichermaßen für Anwendungen von vollautomatischen, als autonom imaginierten oder »unüberwachten« ML-Verfahren, die bekanntlich genauso wenig vom Himmel fallen wie wissenschaftliche Erkenntnis.

29 Kernfrage sei demgegenüber gewesen: »How can one control technology without claiming to control causes?« (ebd.).

30 »Believing that automation will ›get around‹ the inexact and uncontrollable nature of [...] interaction, they seek to automate it« (Forsythe 1993, S. 445).

Produkt entfernt (»deleted«). Ebenso bereits über 20 Jahre alt ist die Popularisierung des Begriffs »Qualculation«, den Michel Callon und John Law (2005) von Franck Cochoy übernahmen (vgl. ebd., S. 117), um mit Blick auf die Möglichkeitsbedingungen sozialen Handelns (*agency*) die wechselseitige Bedingtheit von Kalkulation und normativer Urteilsfindung (*judgment*) zu betonen. In Dialogform erörtern sie, dass die Herstellung von »Verrechenbarkeit« – wie sie für ML als wesentlich zu gelten hat – sich weniger an rationaler Begründbarkeit, sondern daran orientiert, was als »qualkulierbar« verfügbar gemacht werden kann (vgl. ebd., S. 730) – und vor allem praktischen Aufwand bedeute.

All diese Forschung könnte hier mobilisiert werden, um meine empirischen Beobachtungen derart zu deuten, dass sich die vorgebrachten Argumente in eine stimmige historische Linie bringen lassen, in der ML dann mehr oder minder als Technik »wie jede andere« erschiene, womit zugleich auch ein mehr oder minder klar umrissenes Raster sozialtheoretischer Reflexionsoptionen gegeben wäre. Entgegen dieser hypothetischen Ausrichtung der Diskussion meiner empirischen Ergebnisse besteht das zentrale Anliegen dieser Studie jedoch gerade darin, den Spezifika von ML als Gegenstand soziologischer Betrachtung auf die Spur zu kommen. Deshalb werden mir die eben vorgebrachten Punkte vor allem der Kontrastierung und Abgrenzung meiner nun unmittelbar anschließenden Überlegungen zu Bestimmtheit und Kontrolle dienen. Um diese Begriffe nämlich kreist ein zweiter Aspekt, der meine Ergebnisse als trivial entlarven könnte. Dieses Risiko möchte ich hier jedoch eingehen, weil ich glaube, dass sich bei näherer Betrachtung subtile wie folgenreiche Anschlussüberlegungen daraus entwickeln lassen.

Der zweite von mir antizipierte Einwand würde wohl in dem Hinweis darauf bestehen, dass Probleme des praktischen Umgangs mit technischer Unbestimmtheit doch keinesfalls allein für Situationen unter Beteiligung von ML zu gelten haben. Deswegen könne in der Konsequenz auch das Konzept der situativen Problemkalibrierung nicht exklusiv für ML reklamiert werden, schließlich können sich vielerlei technische Formen als undurchschaubar und unverständlich erweisen und vieles von dem, was ich als Aspekte schwacher Situationalität rubriziert habe, können einigermaßen umstandslos auf den Umgang mit einer Vielzahl anderer Formen digitaler Technik übertragen werden.

Alternativ könnte man mir wohl vorhalten, mit der Betonung des Stellenwerts von Unbestimmtheit und deren Transformation – einerseits als automatisierter technischer Rechenvorgang und andererseits als praktischer Umgang mit einer Situation – für die soziologische Analyse (inkl. sozialtheoretischer Reflexion) gewissermaßen einen Strohhalm aufzubauen. Schließlich müsste ich doch dann zunächst erst einmal zeigen können, weshalb ML nicht nur theoretisch, sondern auch empirisch-praktisch in besonderem Maße mit Unbestimmtheit zu tun. Andernfalls wäre wohl auch denkbar, *ex negativo* zu zeigen, dass andere Technikformen auch für signifikant andere praktische Problemlagen sorgen; zumal solche, die ei-

nen engen Zusammenhang zu Unbestimmtheit aufweisen. Bereits im zweiten Kapitel hatte ich jedoch dargelegt, dass Unbestimmtheit ein in die Forschungsliteratur durchziehendes Thema ist – nicht selten jedoch markiert durch bestimmte Formen, die Alternativen zu suggerieren scheinen: ML-Attribute wie *alien* (Parisi 2019), *opaque* (Burrell 2016) oder *invisible* (Amoore 2020) leisten streng genommen immer schon eine Bestimmung, wie defensiv und vage sie auch definiert seien; und können als Beschreibung doch auf den gleichen Sachverhalt zielen. Wiewohl in ML abstrakt betrachtet Unbestimmtheit (in Form von Datensätzen) nicht nur Anlass des technischen Unterfangens ist³¹, sondern zugleich in diesem in gewisser Hinsicht auch als Quelle von Informativität fungieren soll – man wünscht sich eine produktive Transformation von Unbestimmtem (vgl. Mackenzie 2015) –, sind algorithmische Modelle in Form ihrer Outputs immer nur in bestimmter Form beobachtbar. Wie ausgeführt besteht die wesentliche Leistung eines modellbasierten ML-Verfahrens darin, analytische Beobachtungen eines Datensatzes herzustellen – oder anhand von dessen Analyse selbst sog. generative Outputs zu produzieren. Ob analytischer oder generativer Natur – die Outputs sind als prinzipiell kontingent und gleichwohl allerdings zweifelsfrei als bestimmt anzusehen. Abhängig vom Zeitpunkt innerhalb der verschiedenen Phasen von ML – Datensammlung (Kurationierung und/oder Erhebung), Modellgenese (Training), Modellanwendung – stellen sich unterschiedliche praktische Anforderungen an die verschiedenen zur Realisierung von ML als situativer Kooperation. In all diesen Beiträgen der verschiedenen Phasen spielt indes Unbestimmtheit eine tragende Rolle als Problembezug der Praxis.

Probleme und Unbestimmtheit in maschinellern Lernen

Dieser kontinuierliche Problembezug – so meine These – gilt für ML in einer Weise, die nicht mit anderen Formen von Computertechnik vergleichbar ist. Dies liegt daran, dass ML nachgerade auf die rechentechnische Transformation von Unbestimmtheit hin ausgelegt ist und besonders da erfolgreich zum Einsatz kommen kann, wo Unbestimmtheit den Einsatz anderer computertechnischer Verfahren wenig aussichtsreich macht. Dass ML³² mutmaßlich jedem noch so umfangreichen und komplex strukturierten Datensatz *irgendetwas* (Nützliches, Überraschendes, Wertvolles) entnehmen könne, ist notwendige Annahme hinter jeder Anwendung. ML beruht daher schlechthin auf der prinzipiellen Suggestion technischer Bestimmbarkeit sozialer Wirklichkeit (vgl. Mackenzie 2015, S. 436ff.) im Sinne eines gesetz-

31 Die Analyse eines hinsichtlich seiner Eigenschaften bereits vollständig bestimmten (i.S.v. bekannter) Datensatzes verspricht schließlich kaum neue Einsichten.

32 Jedenfalls diejenigen Verfahren, die mit *big data* operieren, die sich für andere datenanalytische (Nicht-ML-)Verfahren sich als *too big* erweisen.

ten Zweckes.³³ Die Bienenforschung im Lab hat anzunehmen, dass sich mittels des ML-basierten Trackingverfahrens instruktive Beobachtungsdaten und mithin innovative Forschungsperspektiven ergeben. Ebenso hat die künstlerische Praxis Fabian Hampels darauf zu setzen, dass *StyleGAN* dem künstlerischen Anliegen geeignete Bilder ausgibt. Wird eine dieser Grundannahmen zweifelhaft, wäre fraglos die für die experimentellen Praktiken unabdingbare schwache Situationalität dahin und stattdessen stünde wohl tatsächlich das gesamte Vorhaben auf dem Spiel. Es wären damit die Möglichkeitsbedingungen explorativer Vorgehensweisen dahin und zu recht könnte dann von einem »kritischen Moment« (Boltanski/Thévenot 2011, S. 43) die Rede sein bzw. »klassischer« starker Situationalität im Sinne Deweys im Sinne eines »hitch« (Dewey 1983 [1922], S. 125), d.h. eines den gewöhnlichen, routinierten Praxisvollzug unterbrechenden Zwischenfalls.

Als Kehrseite dieser Möglichkeit technischer Unbestimmtheitstransformation erweist sich die Problematik beschränkter Kontrollmöglichkeiten. ML radikalisiert gewissermaßen die für wissenschaftliche wie künstlerische »Experimentation« ohnehin maßgebliche epistemische Unsicherheit. Diese kann als wesentlicher Aspekt ML-spezifischer Situationalität verstanden werden und geht so weit, dass mitunter nicht nur fraglich bleibt, woran genau es liegt, dass etwas nicht wie vorgesehen funktioniert, sondern sogar unklar ist, ob das vorliegende Problem tatsächlich darin besteht, dass etwas nicht geklappt hat. Im Lab wird beträchtlicher Aufwand darauf verwendet, erst einmal festzustellen, ob die maschinell erhobenen Daten aussagekräftig sind. Scheint dies nicht der Fall zu sein, ist zunächst zu klären, ob dies Resultat eines (Forscher:innen zuzuschreibenden) Missverständnisses ist, die Bienen sich nicht den Anforderungen des Experiments gebeugt haben oder aber tatsächlich ein technischer Fehler in der automatischen Bienenerkennung (und mithin also: ML) für die missliche Lage verantwortlich zu machen ist.

Es deutet dies auf eine ML-spezifische Situationsdisposition hin, die davon gekennzeichnet ist, dass die an der entsprechenden Praxis Beteiligten im Falle von Hindernissen beträchtlichen Aufwand in die Identifikation des situationsbestimmenden Problems investieren müssen. Dass sich dieser Umstand mit Blick auf die empirischen Ergebnisse fallübergreifend als wiederkehrendes analytisches Motiv zeigt, suggeriert eine gewisse Generalisierbarkeit des Befunds. Dieser besteht genauer darin, dass eine Reihe von Problemen im Umgang mit ML geradezu Alltagscharakter zu haben scheinen: Sie kommen regelmäßig vor, können aber ebenso regelmäßig gelöst werden. Die beobachteten ML-Praktiken erweisen sich daher als

33 Auch wenn es selbst in den als »foundational models« bezeichneten LLM faktisch nie um eine Modellierung von Realität als Totalität geht, weil kein Modell *alle* Wirklichkeitsdaten verarbeiten kann – zu diesen müssten schließlich logisch betrachtet ja auch die (gegenwärtig) eigens produzierten zählen. Zudem hätte dies gleichwohl die Zugänglichkeit *aller* Daten zur (unmöglich erfüllbaren) Voraussetzung.

gewissermaßen kontinuierlich problembehaftet. Zugleich sind sie auf das Auftreten von Problemen vorbereitet, ob in Form unmittelbarer (situativer) Antizipation (›Wird bestimmt nicht sofort klappen...‹), mittelfristiger Planung (›Testphase‹) oder langfristiger Infrastrukturierung (Verbesserung des Setups und Anpassung von Anordnung und Abläufen). Ob Unsicherheit bezüglich der Erklärung von Kausalmechanismen in der Experimentalanordnung, Ungewissheit in der Beurteilung von Ergebnissen oder Befremden angesichts unerwarteter Überraschungen – ML als situierte Praxis hält die Beteiligten konstant auf Trab.

Dies geschieht auf eine Weise, die es im Sinne umfassenden Verständnisses lohnenswert erscheinen lässt, erneut Jenna Burells differenzierende Darstellung verschiedener Quellen der für ML charakteristischen Opazität heranzuziehen (vgl. Burrell 2016). Wie oben bereits ausgeführt, führt Burrell neben der bewussten Herstellung von undurchsichtiger Technik (durch Unternehmen oder Staaten) und mangelndem technischem Wissen (›technical illiteracy‹) auch die konstitutive Opazität algorithmischer Modellierung als potenzielle Ursache für Eindrücke von Intransparenz in der Nutzung von ML an.³⁴ Die beiden erstgenannten Probleme sind allerdings keineswegs auf ML beschränkt und gelten fraglos für eine Vielzahl digitaltechnischer Formen. Allein der dritte Grund für ML-Opazität ließe daher plausibel erscheinen, aus der Beobachtung von praktischen Problemen im Umgang mit ML Rückschlüsse auf ML als soziales Phänomen zu ziehen. Mit meiner Fallauswahl habe ich das Anliegen verfolgt, empirischen Situationen auf die Spur zu kommen, in denen sich ML in diesem Sinne möglichst ›sauber‹ beobachten lässt. Und gerade aus diese Grund habe ich Fälle in Kunst und Wissenschaft zur empirischen Untersuchung ausgewählt und nicht etwa Startup-Unternehmen oder Alltagspraktiken von ›Laiennutzer:innen‹. Hier, so meine methodologisch motivierte Vermutung, würden weniger wahrscheinlich ›Geschäftsgeheimnisse‹ und andere schwer identifizierbare (und erst recht transparente) organisationale Verschleierungsverhältnisse oder aber ›naiver‹ Umgang mit der Technik als situative Problemquellen virulent werden und meine Analyse erschweren.

Diese Vermutung schien sich größtenteils zu bewahrheiten. Allenfalls in *F1-Bäume* erlebte ich Momente, die mir fraglich erscheinen ließen, ob der Künstler tatsächlich in gleichem Maße wie etwa die ausgebildeten Informatiker:innen in *F2-Bienen* »algorithmic literacy« für sich reklamieren kann. Zwar kann ich freilich methodologisch nicht ausschließen, dass ein ausgeprägteres technisches ›Knowhow‹ seitens des Künstler zu anderen Situationsverläufen geführt hätte, doch habe ich in meinen Analysen mein Augenmerk gerade explizit auf jene Zusammenhänge zu legen

34 Die Opazität der Rechenoperationen ist eng mit der ›Tiefe‹ von Deep Learning-Architekturen, d.h. der Anzahl von Schichten miteinander verknüpfter Neuronen verknüpft. Ob als Opazität, Unsichtbarkeit oder Intransparenz beschrieben: Der Kern des Arguments zielt auf den Black Box-Charakter des algorithmischen Modells als Maschine ab, vgl. Sudmann 2018a,b.

versucht, die mir davon unberührt schienen. Zudem kann vermutlich davon ausgegangen werden, dass die Entscheidung für die Beobachtung des spezifischen Falls künstlerischer Praxis eine ist, die auch hinsichtlich der Generalisierbarkeit der Befunde nachvollziehbar erscheint. Von den wenigsten bildenden Künstler:innen, die sich im Laufe der letzten Jahre dazu entschieden haben, mit (alternativ: über/zu³⁵) KI/ML zu arbeiten, kann wohl gesagt werden, dass ihre technischen Kenntnisse von ML-Verfahren auf dem gleichen Niveau wie ihre künstlerischen Fähigkeiten liegen. Unabhängig davon scheint mir ein Hinweis Fabian Hampels bezüglich der ›Herkunft‹ von ML doch bedenkenswert. In seinem Text über die entstehende Arbeit, den er aus Anlass einer Bewerbung um ein Arbeitsstipendium verfasst hatte, findet sich eine doppelte identifikatorische Zuschreibung, die ich durchaus überraschend fand. Es ist dort konkret im Kontext einer (oben bereits referierten) Beschreibung unserer Zusammenarbeit die Rede davon, dass sowohl ML wie auch ich als beobachtender Forscher der Wissenschaft angehören, und demzufolge seine Nähe zu mir³⁶ ihm gleichzeitig eine größere Nähe zum Gegenstand ML verschaffen würde:

Es entstehen Momente der Dualität, ich produziere Material, Richard Groß wertet jenes, wie auch den Entstehungsprozess wissenschaftlich aus, ich künstlerisch. Diese wissenschaftliche Perspektive und Richard Groß' Anbindung an das Schaufler Lab der TU Dresden ist für meine künstlerische Arbeit insofern erträglich, als dass sie gleichzeitig der Ursprungsort der *tools*, mit welchen gearbeitet wird, ist. Denn bildgenerierende neuronale Netze werden größtenteils noch in einem akademischen, forschenden Kontext entwickelt und verwendet. (Projektbeschreibung »Quality of Blur«)

Diese Unterscheidung mag großzügig darüber hinwegsehen, dass meine Arbeit (und die des Schaufler Lab im weiteren Sinne) nicht eigentlich Ursprung der »*tools*« ist, sondern diese – ähnlich wie er, aber ›mit anderen Mitteln‹ – ebenso erforschen (»auswerten«) will. Gleichwohl wäre die Aussage unter Anpassung der institutionellen Referenz auf »TU Dresden« – Volluniversität inkl. ingenieurwissenschaftlichem Bereich – wiederum korrekt. Da dieser die Fakultät Informatik, die Fakultät Elektrotechnik und Informationstechnik sowie die Fakultät Maschinenwesen vereint, wäre sie durchaus sachlich zutreffend als »Ursprungsort der *tools*« bezeichnet, an dem »bildgenerierende neuronale Netze [...] entwickelt und verwendet« werden – wenn auch selbstverständlich nur als einer unter vielen.

35 Vgl. für eine kunstwissenschaftliche Differenzierung zur Analyse des Gegenstandsbezugs von ›KI-Kunst‹ Klippfahn-Karge 2023 & 2026. Klippfahn-Karge unterscheidet künstlerische Werke, an deren Herstellung KI als Technik beteiligt ist (etwa Bildgenerierungsverfahren wie *StyleGAN*) von solchen, die sich KI zum thematische Anlass machen (etwa als Narrativ) und wiederum solchen, die eine kritische Auseinandersetzung mit KI leisten.

36 Bzw. dem Schaufler Lab@TU Dresden als Institution, mit dem ich affiliert war.

Ich finde diesen Umstand vor allem deshalb bemerkenswert, weil er Instrukti-
ves über die Positionierung des Künstlers gegenüber ML als gesellschaftlichem Phä-
nomen mitsamt der oben beschriebenen diskursiven Dynamiken und entsprechen-
dem ›semantischen Ballast‹ verrät. Es zeigt sich hier, dass Fabian Hampel eine (ver-
mutlich gezielt) distanzierte Perspektive zu »KI« einnimmt. Er ist seiner Darstel-
lung zufolge nicht selbst für KI im Allgemeinen, sondern nur für seine Arbeit ver-
antwortlich. Zumal er im Sinne von *face-work* (vgl. Goffman 1955) wohl darum be-
müht ist, mit seinem Schaffen öffentlich als seriöser Künstler und gerade etwa nicht
als ›tech bro‹ wahrgenommen zu werden. Wesentliches Kennzeichen dieser Sozi-
alfigur wäre der kritischen Distanznahme eines engagierten und intellektuell sa-
tisfaktionsfähigen Künstlers gegenüber wohl gerade eine naiv-affirmative und da-
bei zugleich von großem Selbstvertrauen geprägte Einstellung gegenüber ML (und
insbesondere der Zukunft von KI im weiteren Sinne).³⁷ Diese ambivalente Haltung
bezüglich ML ist charakteristisch für *F1-Bäume* und bezieht sich vor allem auf des-
sen gesellschaftlichen Charakter und insbesondere ideologische Implikationen, die
ein Verhältnis eindeutiger affirmativer Identifikation mit dem Phänomen wenig na-
heliegend scheinen lassen.³⁸ Demgegenüber gaben mir in *F2-Bienen* die Beteiligten
des Lab in Interviews wie im Arbeitsalltag zwar wiederholt zu erkennen, dass ihnen
die entsprechenden Diskurse um das ambivalente, wenn nicht mitunter patholo-
gische Wesen von KI/ML durchaus bekannt sind, aber ihnen nicht über die Maßen
relevant erscheinen – weder im Kontext ihrer eigenen Arbeit (›Wir arbeiten ja mit
Bienen, nicht mit Menschen‹) noch darüber hinaus. Mit Blick auf populäre KI-Di-
skurse wurde mir allenfalls zu verstehen gegeben, dass die mutmaßlich polarisierte
Diskurslandschaft und vor allem die extreme Spekulationen (Utopie/Dystopie) sich
eher als Ärgernis darstellen. Das eigene Verhältnis zum Gegenstand wurde entspre-
chend grundsätzlich eher nüchtern beschrieben und jedenfalls nicht als ein solches,
das unmittelbare ethisch oder politisch motivierte Positionierung erfordere.

Beide Fälle vereint in dieser Hinsicht, dass die Beteiligten gerade nicht von so
etwas wie leidenschaftlicher Hingabe o.ä. gegenüber ML geprägt sind und einer sol-
chen Haltung, wenn auch aus verschiedenen Gründen, skeptisch gegenüberstehen.
Der Künstler Fabian Hampel, aber auch der Lab-PI Tom – etwa bei seinem Festival-
auftritt – üben sich eher in Abgeklärtheit. Es kann dies in beiden Fällen auch als Po-
sitionierungsmanöver verstanden werden. Die Protagonisten scheinen sich denje-
nigen zugehörig zu sehen, die nicht ›auf den Hype reinfallen‹. Diese betont nüchter-

37 Vgl. Cambridge Dictionary 2024. Dass gegenstandsbezogene normative Positionierungen
zwischen Apokalypse und Integration (vgl. Eco 1984) gleichwohl einer gewissen Dynamik er-
liegt, die gar zu einer partiellen normativen ›Umpolung‹ führen kann, habe ich am Beispiel
der ›AI doomers‹ in Kap. 2 ausgeführt.

38 Ein Umstand, der gleichermaßen typisch für eine Vielzahl von Ausstellungen zum Thema KI
in den letzten Jahren in renommierten Kunstinstitutionen ist.

ne Haltung korrespondiert mit den beschriebenen pragmatischen Formen der ›Domestikation‹ eines verhältnismäßig jungen Technikphänomens, das – wie ich theoretisch ausgeführt und empirisch gezeigt habe – vor allem durch eine Schwerverständlichkeit geprägt ist, die nicht selten zu Missverständnissen und anderen praktischen Problemen führen kann. Dies kann in analytischer Perspektive zumindest als partielle Erklärung des Umstands gelten, dass ML häufig als problematisch beschrieben wird, gleichviel worin das Problem im konkreten Fall besteht und worauf es zurückgeführt wird.

Da nicht nur jedes theoretische, sondern jedes praxisbezogene Problem auf Unbestimmtheit im Verhältnis von Wissen und Nichtwissen verweist³⁹, lassen sich hinsichtlich ML für die beschriebenen Probleme der Praxis korrespondierende Dimensionen von Unbestimmtheit unterscheiden. *Praktisch* lassen sich für ML drei solche Dimensionen ausmachen:

1. die *rechnerische* Unbestimmtheit algorithmischer Modellierungen⁴⁰
2. die *epistemologische* Unbestimmtheit des Realitätsbezugs der Modellierungen sowie schließlich
3. die *situative* Unbestimmtheit des praktischen Umgangs mit den Outputs eines ML-Modells.

Schematisch formuliert hat meine empirische Untersuchung in erster Linie letztere Dimension untersucht, wohingegen die ersten beiden maßgeblicher Gegenstand theoretischer Vorüberlegungen waren. In der Analyse der empirischen Ergebnisse wurde allerdings die enge Verschränkung der Dimensionen offensichtlich: Die rechnerische Unbestimmtheit von ML-Outputs sowie deren unbestimmter epistemischer Status sind fraglos als Faktoren dessen anzusehen, was sich empirisch als situative Unbestimmtheit von ML-Praktiken zeigt. In diesem Sinne verwies die situative Unbestimmtheit der beobachteten Praktiken ihrerseits auf diese beiden Dimensionen. Jede praktische Bestimmung einer ML-Situation bedeutete dementsprechend implizit zugleich auch immer, dass – wie provisorisch oder punktuell auch immer – eine rechnerische und epistemologische Bestimmung erreicht wurde. Diese Bestimmungen standen (aus offensichtlichen methodologischen Gründen) dabei der unmittelbaren empirischen Beobachtung nur indirekt zur Verfügung. Mir als soziologischem Beobachter zeigen sich weder technische

39 Im Sinne von Luhmanns Problemverständnis: »Probleme sind ungeklärte Beziehungen zwischen Wissen und Nichtwissen, und sie lassen sich, wenn überhaupt, nur durch Veränderung in dieser Relation lösen.« (Luhmann 1984, S. 489)

40 Vgl. hierzu über die Ausführungen in Kap. 3 hinaus Auseinandersetzungen mit rechentechnischer Unbestimmtheit im Feld der *philosophy of computation*: Parisi 2018 sowie Fazi 2018, 2021.

Rechenoperationen (deren Erfassung im Falle von ML aus den genannten Gründen ohnehin kaum Instruktives versprächen), noch steht mir die Möglichkeit zur Verfügung, jeden Datenpunkt oder aber die konkrete Operationslogik eines algorithmischen Modells auf die diesem zugeschriebene Bedeutung hin zu überprüfen.⁴¹ Stattdessen eröffnen sich diese analytischen Dimensionen meiner Beobachtungen reflexiv, ausgehend von den empirischen Beobachtungen kontingenter ML-Situationen. So verweist ML-spezifische *virtuelle doppelte Kontingenz* (Esposito 2017, 2022) reflexiv auf die Unbestimmtheit sozialer Wirklichkeit, die ihrerseits aber eben nur reflexiv aus der Beobachtung von Kontingenz erschlossen werden kann.⁴²

Zwischenfazit

Diese umfangreiche Ergebnisdarstellung zusammenfassend sollen nun im Übergang zum folgenden Schlusskapitel, das der sozialtheoretischen Reflexion der empirischen Ergebnisse gewidmet ist, die wichtigsten Resultate rekapituliert werden.

Die beiden hier untersuchten Fälle zeichneten sich durch eine Reihe von Ähnlichkeiten aus: sie zeugten von Praktiken, die mit geringem Budget (»DIY«) und gleichermaßen geringem Risiko Experimente mit ML durchführen. ML fand auf unterschiedliche Weise Einsatz Kontext von Praktiken, die auf je eigene Art explorative Anliegen verfolgten. In *F1-Bäume* fand ein generatives ML-Verfahren (in konkreter Gestalt von StyleGAN) im Rahmen einer künstlerischen Werkentwicklung Anwendung. In *F2-Bienen* diente ein aus mehreren algorithmischen Verfahren bestehendes Trackingsystem der automatisierten Beobachtung (samt Dokumentation) von Honigbienen im Rahmen einer wissenschaftlichen Experimentalanordnung.

Wenngleich diese analytische Anwendung von ML in *F2* schematisch betrachtet angesichts der Differenz zur generativen Funktion von ML in *F1* nicht zuletzt die fundamentalen Differenzen zwischen Wissenschaft (Analyse, Rekonstruktion, Wahrnehmung) und Kunst (Kreation/Konstruktion, Erfindung, Handeln) zu

41 Dass algorithmische Modellierungen sich etwa als »Trial-and-Error-basierte Datengewinnung durch schnelle, unbewußte und nicht-hierarchische Befehle von Entscheidungsprozessen« (vgl. Parisi 2018, S. 99) beschreiben lassen, ergibt sich keinesfalls aus empirischer Situationsanalyse, auch wenn sich in einer solchen Formulierung interessanterweise eine gewisse Ähnlichkeit zu meinen Beschreibungen der beobachteten Situationen zeigt (die gleichermaßen, wenn auch auf gänzlich andere Weise, »Auseinandersetzungen« mit Unbestimmtheit darstellen).

42 »Als Reflexionsproblem ist virtuelle doppelte Kontingenz deshalb zugleich ein Bestimmungsproblem«, argumentiert Andreas Höntsch (2021), wobei er diese von »einfacher virtueller Kontingenz« unterscheidet, die in jeder Computernutzung auftritt, weil Nutzer:innen darin *ihrer eigenen* Kontingenz derart begegnen, dass sie diese als informativ erleben können (infolge der »einseitigen« Entkopplung von Information und Mitteilung), wohingegen die beschriebenen ML-spezifischen Adressierungs- bzw. »Zurechnungsprobleme« dafür sorgen, dass Information »beiderseits« (Nutzer:in und Modell) kontingent erscheint.

betonen scheint, bleibt doch der explorative Charakter beider Praktiken von wesentlichem analytischem Interesse. Dies gilt vor allem, weil sich hier Möglichkeiten wie auch Grenzen der Generalisierbarkeit fallbezogener Einsichten aufzeigen. Eben weil die konkreten eingesetzten ML-Verfahren in ihrem Charakter (analytisch/generativ) so verschieden sind und die Experimente sich bezogen auf die ihnen zugrundeliegenden praktischen Anliegen, die zum Einsatz kommenden Methoden und letztlich ihre individuellen Verläufe im konkreten Vorgehen so grundlegend unterschieden, offenbarten sich in der Zusammenschau Einsichten dazu, was es »überhaupt« heißt, ML zu Zwecken der forschersichen Exploration (wovon auch immer) einzusetzen.

Die Praktiken erschienen gewissermaßen erprobt und trugen aufgrund ihrer »akademischen Grundierung« einen reflexiven Charakter, der ebenso wie auch die charakteristische schwache Situationalität zur Steigerung praktischer Flexibilität beitrug. Die fallweise festgestellten Probleme im praktischen Umgang mit ML erwiesen sich als beschränkt, überschaubar und an keiner die Stelle das praktische Vorhaben als Ganzes gefährdend. Die situationsprägenden Probleme führten nie zu einer grundlegenden Infragestellung des sozialen Geschehens. Für jeden auftretenden Fehler oder Misserfolg, der die Praxis irritierte und deren Vollzug vorübergehend unterbrach, wurde bald eine adäquate Antwort gefunden, bevor sich grundlegende Zweifel oder Skepsis bezüglich des Vorhabens im Allgemeinen hätten verbreiten könnten. Anstelle etwa von »kritischen Momenten« (Boltanski/Thévenot 2011, S. 43), die Anliegen und Vollzugsform eines praktischen Vorhabens grundsätzlich in Frage stellen und mit Legitimationsnöten, stieß ich in beiden empirischen Fälle ausnahmslos auf *schwache Situationen*. Diese erwiesen sich mit Blick auf ihre sachliche Bestimmung als herausfordernd, aber nie überfordernd, und waren auch bezüglich ihrer zeitlichen Ausdehnung »gut verdaubar«. So waren die Beteiligten nicht etwa über einen derart langen Zeitraum situativ eingebunden, dass aufgrund situationsexterner Angelegenheiten (etwa Fristen) starker zeitlicher Druck vernehmbar gewesen wäre. Innerhalb dieser als *schwache Situationalität* beschriebenen Umstände erlaubten kalibrierte Problematisierungen gewissermaßen einen Selbstschutz der Praktiken. Als präventive strategische Maßnahmen milderten sie die potenziellen Risiken angesichts von Situationen ab und trugen zum Auffinden produktiver Wege der Annäherung, der Rahmung und des Umgangs mit ML bei.

Die für diese empirische Untersuchung eingenommene analytische Perspektive verlagerte ihren Fokus auf die Probleme, für die ML in seiner praktischen Realisierung sorgt. Ausgehend von Deweys pragmatistischem Begriff der Situation wurde ML dabei als (gelungene) praktische Kooperation verschiedener *machine learners* verstanden. Im gemeinsamen Bewältigen von Situationen passen sich dieses jeweils gegenwärtig-konkreten Bedingungen an, wodurch sich die kooperative Disposition weiterentwickeln kann. Kooperation erwies sich als ein besonders geeignetes Konzept für die Betrachtung von ML, da es die analytische Aufmerksamkeit auf die prak-

tische Entfaltung all jener Operationen lenkt, die unter Beteiligung heterogener soziale Entitäten (*machine learners*) in ihrer Verkettung ML als mehrphasigen Prozess konstituieren. Als *machine learners* im Sinne Mackenzies (2017) qualifizieren sich die an ML beteiligten Entitäten durch ihren funktionalen Beitrag zu dem, was im Ergebnis ML genannt wird. Damit geht einher, dass nicht allein *gemeinsames Handeln* zweier Entitäten als Kooperation verstanden wird, sondern schon die Verfügbarkeit als Technik einer Entität den Status eines *machine learner* verleiht. Folglich zielte meine Analyse auch nicht primär auf eine Einschätzung etwa des interaktiven Potenzials von ML (zumal sich dieses angesichts der beschriebenen Adressierungs- und Attribuierungsprobleme als eine diffizile Angelegenheit erweist), sondern auf eine adäquate Verständnis davon, wie mit Blick auf kooperative Integrationsversuche verschiedene an ML beteiligte soziale Entitäten an jenen Situationen beteiligt sind, die ML seine soziale Gestalt verleiht. Diese Konzeptualisierung an dieser Stelle nochmals zu rekapitulieren, halte ich für wichtig, um den Wechsel der analytischen Betrachtungsebene, der im nun anschließenden Kapitel stattfinden wird, im Kontext des Gesamtarguments nachvollziehbar zu machen.

Das folgende Kapitel wird in expliziter Auseinandersetzung mit den empirischen Ergebnissen zum sozialtheoretischem Grundanliegen einer adäquaten Charakterisierung von ML zurückkehren, von dem aus die Untersuchung ihren Lauf genommen hat. Wie ich eingangs erörtert habe, erweist sich ML sozialtheoretisch in mehreren Hinsichten als herausfordernd: Der stochastische Charakter für einen schwer bestimmbareren Sinnbezug seiner Operationen, deren zeitliche (Phasen) und räumliche (Orte) Verteiltheit zudem für eine gleichermaßen schwer bestimmbare Phänomenidentität sorgt. Im Zuge praktischer Anwendungen wird ML folglich in sozialer wie sachlicher Hinsicht zum Problem: Den Schwierigkeiten seiner Adressierung als Kompaktidentität steht die Schwerverständlichkeit von Outputs gegenüber. Mein Anliegen wird nun im folgenden Kapitel darin bestehen, eine adäquate theoretische Deutung dieser praktischen Aspekte von ML zu versuchen, um so final eine empirisch informierte soziologische Bestimmung von ML zu präsentieren.