

Dawid Kasprowicz

Die Wiederkehr der Zaubermaschinen. Drei Bücher zur viel diskutierten Disziplin des «machine learning»

2019

<https://doi.org/10.25969/mediarep/12626>

Veröffentlichungsversion / published version

Rezension / review

Empfohlene Zitierung / Suggested Citation:

Kasprowicz, Dawid: Die Wiederkehr der Zaubermaschinen. Drei Bücher zur viel diskutierten Disziplin des «machine learning». In: *Zeitschrift für Medienwissenschaft*. Heft 21: Künstliche Intelligenzen, Jg. 11 (2019), Nr. 2, S. 180–186. DOI: <https://doi.org/10.25969/mediarep/12626>.

Nutzungsbedingungen:

Dieser Text wird unter einer Creative Commons - Namensnennung - Nicht kommerziell - Keine Bearbeitungen 4.0/ Lizenz zur Verfügung gestellt. Nähere Auskünfte zu dieser Lizenz finden Sie hier:

<https://creativecommons.org/licenses/by-nc-nd/4.0/>

Terms of use:

This document is made available under a creative commons - Attribution - Non Commercial - No Derivatives 4.0/ License. For more information see:

<https://creativecommons.org/licenses/by-nc-nd/4.0/>

DIE WIEDERKEHR DER ZAUBERMASCHINEN

Drei Bücher zur viel diskutierten Disziplin des «machine learning»

von DAWID KASPROWICZ

Adrian Mackenzie: *Machine Learners. Archaeology of Data Practice*, Cambridge (MIT Press) 2017

Jan Müggenburg: *Lebhaftes Artefakte. Heinz von Foerster und die Maschinen des Biological Computer Laboratory*, Paderborn (Konstanz University Press) 2018

Christoph Engemann, Andreas Sudmann (Hg.): *Machine Learning. Medien, Infrastrukturen und Technologien der Künstlichen Intelligenz*, Bielefeld (transcript) 2018

Katzenbilder, Straßenfotografien, AlphaGo-Spielzüge, menschliche Gesichter und nicht zuletzt die Abfolge von Nukleotidsequenzen – all diese Objekte sind nicht nur überaus heterogen. Sie verbindet seit den letzten zehn Jahren auch die Aussicht, zur Ressource für maschinelle Verfahren zu werden, deren Zwecke von Mustererkennungen bis zu wissenschaftlichen Voraussagen reichen. «Training data» werden solche massenhaften Datenanhäufungen genannt, die als Input dienen, um anschließend vom Softwareprogramm nach bestimmten Merkmalen untersucht zu werden, die nicht nur eine Wiedererkennung von z. B. Katzen ermöglichen, sondern das Katzenmuster auf jede beliebige Oberfläche projizieren können. Entscheidend dafür ist die Bearbeitung der Daten durch neuronale Netzwerke, die so etwas wie der große – aber von der dem User_in unberührte – Ordnungsdienst der Trainingsdaten sind. Der Output lässt sich in Werten zwischen 0 und 1 angeben, womit die Wahrscheinlichkeit eines gewünschten Katzenbildes bestimmt wäre.

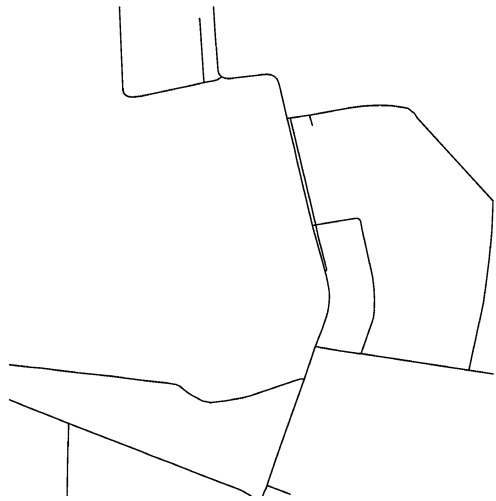
So die grobe Funktionsweise des *machine learning* (ML), dessen Einfluss und Versprechungen kein gesellschaftlich breitenwirksames Feld außen vor lassen: Objekterkennung für Drohnenflüge, autonome Autos, medizinische Diagnosen, Vorhersagen von Kursentwicklungen. Und auch neue Forschungsdisziplinen wie die *computational social science* sind im Begriff, durch die neuen Erkenntnisse lernender Maschinen eine neue epistemologische und methodische Situation für arrivierte Wissenschaften zu schaffen.¹ Kurzum: Das ML ist ebenso wie andere Schlagwörter der Digitalisierung (z. B. Big Data) ein Forschungsobjekt, dem aufgrund seiner breit gefächerten Anwendung wie durch seine intensive Vermarktung nur schwer mit einem adäquaten methodischen Zugriff zu begegnen ist. Die drei nun vorgestellten Bücher unternehmen den Versuch, dies zu widerlegen, indem sie auf je unterschiedliche Weise der Frage nachgehen, was eigentlich das Selbstverständnis des ML ist und wo seine (medien-)historische und epistemologische Verwurzelung liegt.

So verweist das Buch des australischen Science- and-Technology-Forschers Adrian Mackenzie, *Machine Learners. Archaeology of Data Practice*, direkt zu Beginn auf eine Spezifität des Diskurses um das ML als einer Datenpraxis, die sich von ihren ursprünglichen Disziplinen trennt: «Machine learners today circulate into domains that lie far afield of the eugenic and psychology laboratories, industrial research institutes, or specialized engineering settings in which they first took shape» (S. 6). Es geht Mackenzie, der jahrelang an der Lancaster

University in England lehrte und nun an der Australian National University in Canberra beheimatet ist, nicht um die Definition eines neuen Feldes, sondern um die multiplen Praktiken der Datenproduktion, -verwaltung und -verknüpfung. *Learners*, so die These des Buches, sind damit nicht die Maschinen, sondern die eingeschriebenen Modelle sowie ihre Programmierer_innen, aber auch Lehrbuchschreiber_innen und nicht zuletzt die Beobachter_innen der Disziplin selbst. So navigiert Mackenzie entlang von zwei Strängen, indem er einmal die Frage nach den Praktiken der Programmierung in den Vordergrund stellt, durch die sich das ML von anderen stochastischen oder informationstheoretischen Datenerzeugungsmethoden unterscheidet. Zum anderen sind diese sehr technischen Kapitel (3–7) umrahmt von einem Fokus auf die Subjektivierungsprozesse, die sich unter diesen neuen Wissensformen ergeben.

Auf der technischen Ebene steht die Frage im Vordergrund, ob das ML die Programmierpraxis verändert (vgl. S. 49). Mackenzie, der sich in den vergangenen Jahren mehrfach mit dem Coden als zentralem Aspekt der Software Studies beschäftigt hat,² vollzieht auch hier die duale Funktion als Coder und Code-Beobachter. Als Beispiel führt er die Anwendung der Boole'schen NAND-Funktion (auch Not-AND genannt) auf neuronale Netze an. Demnach können alle Werte der Funktion, die entweder «wahr» oder «falsch» sind, binär in den Zahlen 1 und 0 niedergeschrieben werden. Hierfür benötigt man beim klassischen Programmieren lediglich eine Zeile Code. Handelt es sich um die Übertragung dieser Funktion in ein neuronales Netz, muss sie auf Trainingsdaten angewandt und als Algorithmus ausgeführt und geloopt werden. Hinzu kommen die Bestimmungen der Grenzwerte (*threshold*), bei denen die Neuronen feuern sollen, sowie die Durchläufe (*learning rate*), die an den Trainingsraten durchgeführt werden (vgl. S. 26). Mit Blick auf ein einfaches neuronales Netz wie das «Perceptron»³ erläutert Mackenzie den Unterschied als sukzessive Anpassung des «internal model», bis dieses die erwünschte Tabelle mit den korrekten Wahrheitswerten produziert. (S. 27)

Entscheidend für das Coden ist die Bereitstellung dieser Faktoren durch den Code selbst, wodurch sich das Programmieren mehr und mehr von einer rein formallogischen und mathematischen Grundierung distanziert. Es wird selbst zu einem Medium der Orchestrierung heterogener Elemente. Im Anschluss an die Statistiker



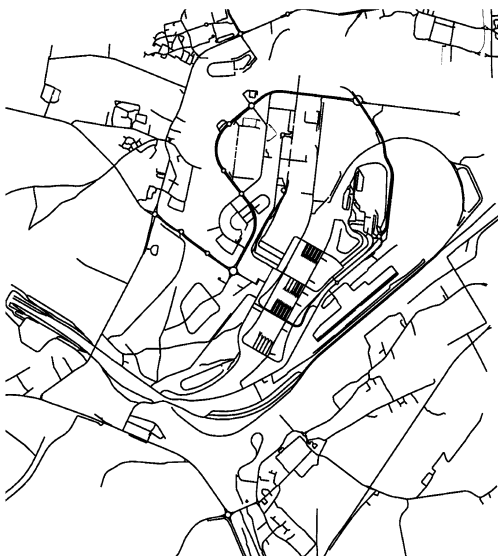
Bill Venables und Brian Ripley, die Programmiersprachen wie S für stochastische Operationen entwarfen, formuliert Mackenzie: «If code, as they suggest, entails a threshold of idealization, it differs from mathematical formalization in that it changes the positions and relations to include machines, devices and infrastructures.» (S. 37)

Neben dem Inklusionsmedium Code lenkt Mackenzie seine Aufmerksamkeit auf Diagramme, anhand derer die menschlichen *learners* sehen lernen, was Lernen von Maschinen bedeute. Das Feld der Diagramme konstituiert für ihn, im Anschluss an die Semiotik von Charles S. Peirce, eine Praxis, die sich in «lines, numbers, symbols, operators, patches of color, words, images» ausdrückt. (S. 49) Dem Diagramm wird damit weit mehr als eine einfache Medienpraxis zugeschrieben. Es ist für Mackenzie Ort einer Erscheinung des Prädiktiven, in dem es die potenziellen Wechselwirkungen der Daten sichtbar macht, zugleich aber auch ständig neue ikonische Verknüpfungen suggeriert. In der Untersuchung des Diagramms formuliert Mackenzie überzeugend seine These, dass die besondere Wirkkraft des ML nicht aus der Abstraktion von neuronalen Strukturen oder anderen formalen Kalkülen resultiere, sondern aus der maschinellen Produktion von sinnstiftenden Diagrammen: «On the one hand, the diagrams become machines when they are implemented. On the other hand, the machines generate new diagrams when they function» (ebd.).

Auf solche diagrammatischen Funktionen sind auch statistische Methoden angewiesen, die für Spamfilter genutzt werden – ein Problem, mit dem sich jede_r

User_in bereits rumgeschlagen hat. Eindrücklich zeigt Mackenzie die problematischen Abwägungen auf, die entstehen, wenn man anhand von Trainingsdaten bestimmte Wörter als stochastische Hinweise für eine Spammail selektieren will. Das fitting des Modells (hier der Naive-Bayes-Algorithmus)⁴ an neue Mails kann dabei zu einer erhöhten Sensibilität führen, sodass zu viele Mails im Spamordner landen. Zugleich ist ein zu starker bias vorhanden, wenn die Selektionskriterien des Modells allein auf den Trainingsdaten basieren. Die Funktion, die im Code geschrieben wird, muss daher ein unbekanntes statistisches Optimum finden: «In other words, a more sophisticated function may well reduce the bias but increase the variance» (S. 121).

An diesen Stellen werden Mackenzies Ausflüge in die Untiefen der *machine learners* plausibel und das an Foucaults Archäologie des Wissens angelehnte Vorgehen, dass die Formation von Wissen und Subjekten rekonstruieren will, kann von dem der Leser_in anhand eigener Erfahrungen als User_in nachvollzogen werden. Gleichwohl sind die besagten technischen Kapitel mit Geduld zu rezipieren, da die Zusammenführung informationstheoretischer Praktiken des Programmierens wie die zugehörigen statistischen Verfahren des *model fitting* einen neuen Wissensraum eröffnen, in dem man sich erst zurechtfinden muss. Die zahlreichen Aufzählungen in diesem Buch sind die sprachliche Entsprechung einer schwer zu überschaubaren Pluralität aus Daten und Praktiken.



Dennoch gelingt es Mackenzie, den Bogen von den minutiösen Arbeiten der *machine learners* zu unserer Situation als tägliche Dateneingeber_innen und -bezieher_innen zu schlagen. Einzig die abschließende Frage der Subjektivierungsprozesse ist etwas zu kurz angerissen. So schließt er zum einen an bestehende Diskussionen der Medientheorie zu den prädiktiven Medien des 21. Jahrhunderts an,⁵ zum anderen drängt er auch auf eine «critical operational practice» (S. 215), die in der Diskursivierung der eigenen Codepraktiken – und damit der systematischen Ausweitung und Manipulierbarkeit von Datensätzen – besteht. Aus dem entstehenden Eindruck, dass nun spätestens zu diesem Zeitpunkt auch die Leser_innen zu *machine learners* werden sollten, lässt sich aber nicht schließen, wie hieraus eine institutionelle und ökonomische Kritik hervorgehen könnte. Diese wäre aber konsequent für Mackenzies Ansinnen, geht es ihm doch auch um reale Orte transformativer «power-knowledge relations» (S. 214).

1958 waren weder der Begriff des ML noch seine *learners* bekannt, obwohl es bereits Orte gab, an denen Menschen über das Lernvermögen ihrer blechernen Lehrlinge staunen sollten. Ein solcher Ort wurde mit dem Biological Computer Laboratory (BCL) vom «Zauberkünstler», «Röhrenforscher» und Kybernetiker der ersten und zweiten Ordnung Heinz von Foerster begründet (Müggenburg, S. 34). Der Geschichte des BCL, das seinen Sitz von 1958 bis 1976 auf dem Campus der Universität von Illinois in Urbana-Champaign hatte, widmet sich der Medienwissenschaftler Jan Müggenburg. Als Orientierungspunkt dient ihm dabei die ungewöhnliche Karriere Heinz von Foersters. Diese wäre nicht derart von Gewicht, wenn sich mit ihr nicht eine eigene Theoriegeschichte der Medienwissenschaft verbinden würde. Von Foersters sogenannte Kybernetik der Kybernetik, auch Kybernetik zweiter Ordnung genannt, wurde in den von der Postmoderne geprägten 1980er Jahren breit rezipiert. Sei es in der Kommunikationstheorie Paul Watzlawicks oder in der Systemtheorie Niklas Luhmanns – die Idee, dass immer dann, «wenn wir unsere Umwelt wahrnehmen», wir es sind, «die diese Umwelt erfinden»,⁶ ist der Ausgangspunkt für viele theoretische Strömungen, die sich heute unter der Bezeichnung «Konstruktivismus» subsumieren lassen.⁷

Kybernetik zweiter Ordnung bedeutet aber auch, dass der konstruktivistische Theoretiker seine Idee einer nicht objektiven, konstruierten Umwelt ebenfalls unter

bestimmten medialen Bedingungen konstruiert. Genau vor diesem sich anbahnenden infiniten Regress tritt die Biografie von Foersters zurück und es betreten «lebhaft Artefakte» die Bühne, jene Verschränkungen von biologischen Computermodellen und Maschinen, die im BCL gebaut wurden. Die Metaphorik des Zauberers und der Bühne wird in diesem Buch mehrfach verwendet – aber zentral ist sie für die Doppelfunktion der Artefakte «[a]ls performative Argumente und persuasive Demonstrationenobjekte» (S. 21). Denn zum einen, so Müggenburg, sollten die verkörperten Computer bekannte biologische Phänomene wie die Umweltadaption nachweisen, um mit diesem neuen Maschinenwissen potenzielle Geldgeber_innen aus zumeist militärischen Institutionen zu überzeugen. Zum anderen waren sie «auch Instrumente und Werkzeuge, die als Modelle aktiv zum kybernetischen Wissen über biologische Verhaltensweisen beitragen» (S. 20). Erst auf diesem Fundament konnten biologische Computer als Maschinen mit «universalen Organisationsprinzipien» (S. 98) gedacht, gebaut und bis in die kybernetischen Theorien einer Analogie von Mensch und Maschine getragen werden, so die These des Buches.

Ein erhöhtes Interesse galt dabei stets der Lernfähigkeit von Maschinen. Zentral hierfür sei die allmähliche Abkehr vom Behaviorismus als der dominierenden Theorie für das Lernverhalten von Lebewesen. An dessen Stelle rückte für von Foerster der Fokus auf neuronale Prozesse, die u. a. Selbstorganisation oder Kreativität umfassen (vgl. S. 107). Diese zentrale Verschiebung, die auch in der Kybernetik nachhaltig diskutiert wurde, belegt Müggenburg an der Arbeit des Neurophysiologen Warren S. McCulloch wie an der Genealogie der neuronalen Netze als einem biologischen Modell für den Bau von Computern. McCulloch, ein Unterstützer und Freund von Foersters und neben Norbert Wiener einer der Pioniere der Kybernetik, wies gemeinsam mit dem Mathematiker Walter Pitts nach, dass auch ein Modell mit netzartigen Strukturen, wie sie neuronalen Prozessen zugrundeliegen, die Funktionen einer Turingmaschine erfüllen konnte. Allerdings ginge es dabei nicht mehr, wie Müggenburg betont, um Symbolverarbeitungen (mit den Operationen Lesen, Schreiben, Schieben), sondern um Neuronen, die gereizt werden können oder nicht, um über einen Outputkanal andere Neuronen zu reizen oder zu hemmen – bis ein Schwellenwert erreicht wird und diese Neuronen wieder feuern (vgl.



S. 115). Anders als im Perceptron Rosenblatts liegt bei McCulloch und Pitts kein stochastisches, sondern ein rein formallogisches Modell vor, das in den Operationen der Boole'schen Algebra (UND, ODER und NEIN) seinen Ausdruck findet.⁸

Die Tragweite dieser Analogien unterstreicht der Autor, indem er neben McCulloch als Vordenker der biologischen Computer auch John von Neumann und dessen späten, posthum erschienenen Text über sich selbst reproduzierende Automaten als wichtigen Vorläufer für die Arbeit von Foersters am BCL anführt (vgl. S. 136).⁹ Da Organismen, wie Müggenburg den Gedanken von Neumanns ausführt, ständig mit Fehlern operieren, aber in der Natur überleben, müsse die Konstruktion fehlerhafter und Fehler verarbeitender Maschinen möglich sein. Allein die adäquate informationstheoretische Beschreibung fehlte von Neumann – und dies schuf zugleich die Legitimation für eine formallogische und experimentelle (Zauber-)Bühne, die von Foerster mit dem Konzept der «Selbstorganisation» bespielen sollte (vgl. S. 136). Verbindungen der Neuronen konnten nun stärker oder schwächer werden, sie konnten so eine «Erinnerungsfunktion» (S. 149) aufrufen und damit auch ein Vergessen einleiten. Besonders jene Schichtungen von Neuronen, die ihre Signale rekursiv, also auch an sich selbst sandten, setzten das biologische Prinzip der «Selbstbezüglichkeit» (S. 151) auf die Agenda der Ingenieure im BCL.

Den «Medien der Selbstorganisation» ist nach dem Kapitel zur Entstehung des BCL und zu den biologischen Computern das dritte und umfangreichste

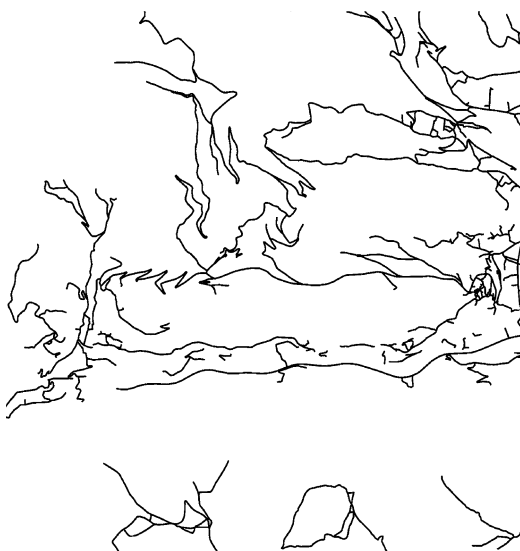
Systeme» (S. 48) zu ersetzen, die sich intelligent verhalten. Weil sich dies bereits in den einfachen drei Operationen der Turingmaschine findet, seien es vor allem die Sensoren und die wachsende Speicherkapazität, die eine vermeintlich neue Stufe der KI herbeiführen. Der Ausgang aller Operationen bliebe aber das Lesen, Schreiben und Bewegen – was Maschinen nicht mehr primär für Menschen tun müssten, sondern zunehmend für Maschinen (vgl. S. 52).

Wo Dotzler also eine regelrechte Konservierung der Turingmaschine im Zeitalter des ML konstatiert, verfolgt Andreas Sudmann in seinem Beitrag¹² die These, dass es sich bei Verfahren wie dem *deep learning* um eine «Medienrevolution» (S. 62) handele, die eine «postdigitale Informationstechnologie» (S. 64) nach sich zöge. Postdigital sind KNN samt *deep learning* daher, weil sie prinzipiell nicht auf einem binären Schaltsystem, sondern auf einem Modell parallel Informationen prozessierender Neuronen basieren, «dessen Operationen «eher als analog denn als digital zu beschreiben sind.» (S. 67) Als entscheidenden Faktor für die Medienrevolution durch die KNN fügt Sudmann neue GPU-Hardware an, die maßgeblich in der Spieleindustrie angewandt wird (vgl. S. 63). Diese Einblicke sind bereichernd, ebenso wie der Versuch einer medienhistorischen Einordnung der KNN, die Sudmann unternimmt. Allerdings bleibt die Medienrevolution begrifflich unterbestimmt, was die Vermutung nahelegt, die revolutionäre Wirkung des

Postdigitalen liege hier allein in der medientechnischen Demonstrationskraft.

Der Sammelband nimmt solche Diskussionen leider nur bedingt auf. Eine Ausnahme hierzu bietet der Beitrag der Musikwissenschaftlerin Franziska Kollinger.¹³ Sie plädiert für eine Ausweitung der Diskussion um computergenerierte Musik jenseits ihrer technischen Bedingungen. Was die programmierten Maschinen umsetzen, wäre eine Fortsetzung schriftbasierter Klangkultur unter dem Namen Komposition. Gerade von diesem Prinzip abzurücken, stelle vielleicht die Möglichkeit für einen maschinengestützten, «enthierarchisierten Musikprozess» (S. 304) dar.

Der breite Phänomenbereich und die namhafte, teils internationale Autor_innenauswahl schaffen eine solide Sichtungsplattform für das heterogene Forschungs- und Vermarktungsfeld des ML. Auch die beiden Interviews mit den Informatikern Yoshua Bengio und Roland Memisevic gewähren Einblicke in selten zugängliche Datenpraktiken. Mit Blick auf die Bücher von Adrian Mackenzie und Jan Muggenburg lässt sich aber resümieren, dass der neue KI-Diskurs weit mehr impliziert als neue Computerleistungen und ihre bezaubernden Effekte. Es wurde deutlich, dass das Aufzeigen der historischen, materiellen und sozialen Situierungen von Maschinenlehrlingen wirksame Beschreibungsebenen enthält. Über diese Beschreibungen wäre zunächst ein medien- und wissenschaftshistorisches Wissen zu generieren, dass zentralen Begriffen wie den neuronalen Netzen neue Bedeutungsdimensionen attestiert, um sie ihrem funktionalen Zuschnitt zu entziehen. Informatiker_innen und Ingenieur_innen werden hierdurch nicht sofort mit Neugier aufwarten. Aber die Tragweite und Vielfalt der ML-Anwendungen erfordern es, zunächst eine kritische Breite der besagten Beschreibungen zu generieren, bevor weiter auf mögliche Wirkungspotenziale des maschinellen Lernens verwiesen wird. So könnte sich eine Medienwissenschaft auch vor dem Verdacht bewahren, reflexhaft dem nächsten Schlagwort der Digitalisierung auf die Spur kommen zu wollen. Die Zauberei geht also weiter.



1 Siehe für diesen speziellen Fall z. B. Hannah Wallach: *Computational Social Science ≠ Computer Science + Social Data*, in: *Communications of the ACM*, Vol. 61, Nr. 3, 2018, 42 ff.

2 Siehe dazu Adrian Mackenzie: *Cutting Code. Software and Sociality*, New York 2006; ders., Theodore Vurdubakis: *Code and Codings in Crisis: Signification, Performativity and Excess*, in: *Theory, Culture and Society*, Vol. 28, Nr. 6, 2011, 3–23; Adrian Mackenzie: *The Production of Prediction: What Does Machine Learning Want?*, in: *European Journal of Cultural Studies*, Vol. 18, Nr. 4–5, 429–445.

3 Das Perceptron geht auf den amerikanischen Psychologen und Informatiker Frank Rosenblatt zurück. Es ist ein vereinfachtes neuronales Netz, in das mehrere Inputs gehen und dessen Output aus den verschiedenen Eingabedaten ein Lernverhalten generieren soll. Wesentlich dabei ist, dass die Gewichtungen (*weights*) nicht gleich sein müssen, sondern je nach Eingabedaten ihren Schwerpunkt verlagern, siehe ders.: *The Perceptron. A Probabilistic Model for Information Storage and Organization in the Brain*, in: *Psychological Reviews*, Vol. 65, 1958, 386–408.

4 Dabei kann die Naive-Bayes-Methode als Algorithmus in Programmiersprachen wie Python geschrieben werden, um anhand eines Trainingssamples nach mehreren Durchgängen eine Wahrscheinlichkeitsverteilung zu erhalten. Es geht dabei zumeist um die Wahrscheinlichkeit eines gemeinsamen Auftretens eines Objekts mit einer bestimmten Eigenschaft, aber auch mit Worthäufigkeiten, von denen dann auf bestimmte Kategorien (wie eben Werbung oder Spam) geschlossen werden kann.

5 Hier vor allem an den medienphänomenologischen und prozessphilosophischen Ansatz Mark B.N. Hansens, siehe dazu ders.: *Feed-Forward. On the Future of Twenty-First-Century Media*, Chicago 2015. Zur Analyse des Antizipierens als Subjektivierungsprozess von Programmierer_innen und User_innen siehe Adrian Mackenzie: «Wonderful People»:

Programmers in the Regime of Anticipation, in: *Subjectivity*, Vol. 6, Nr. 4, 2013, 391–405.

6 Heinz von Foerster: *Wissen und Gewissen. Versuch einer Brücke*, hg. v. Siegfried J. Schmidt, Frankfurt/M. 1993, 25.

7 Vgl. Stefan Weber: *Konstruktivistische Medientheorien*, in: ders. (Hg.): *Theorien der Medien*, Konstanz 2010, 170–188, sowie, besonders für das Thema Fake News und Medien von Interesse, Niklas Luhmann: *Der «Radikale Konstruktivismus» als Theorie der Massenmedien? Bemerkungen zu einer irreführenden Debatte*, in: *Communication Socialis*, Nr. 27, H. 1, 1994, 7–12.

8 Vgl. Warren S. McCulloch, Walter Pitts: *A Logical Calculus of the Ideas Immanent in Nervous Activity*, in: *Bulletin of Mathematical Biophysics*, Vol. 5, 1943, 115–133.

9 Vgl. John von Neumann: *Theory of Self-Reproducing Automata*, hg. u. überarb. v. Arthur Burks, Urbana, London 1966, sowie ders.: *Wahrscheinlichkeitslogik und der Aufbau zuverlässiger Organismen aus unzuverlässigen Bestandteilen*, in: Claude E. Shannon, John McCarthy (Hg.): *Studien zur Theorie der Automaten [Automata Studies]*, erw. Ausgabe, übers. v. Franz Kaltenbeck, Peter Weibel, München 1974 [1956], 43–98.

10 So vor allem in dem von Müggenburg mehrfach als Referenz herangezogenem Buch von Ronald Kline: *The Cybernetics Moment*, Baltimore 2015. Mit der wissenschaftshistorischen Aufarbeitung geht auch die Entzauberung der kybernetischen Maschinenwelt als einer eigenen Ontologie einher, wie sie Müggenburg mehrfach an dem Wissenschaftshistoriker Andrew Pickering kritisiert. Siehe zu einer solchen Lesart der frühen Kybernetik als «ontological theatre» ders.: *The Cybernetic Brain*, Chicago 2010, sowie zur kritischen Auseinandersetzung Pickerings mit Klines Buch ders.: *The Cybernetics Moment: Or Why We Call Our Age the Information Age*, in: *Metascience*, Vol. 25, Nr. 2, 2016, 275 ff.

11 Vgl. Bernhard J. Dotzler: «Down-to-earth resolutions». *Erinnerungen an die KI als eine «häretische Theorie»*, in:

Engemann u. a. (Hg.): *Machine Learning*, 39–54.

12 Vgl. Andreas Sudmann: *Szenarien des Postdigitalen. Deep Learning als Medienrevolution*, in: Engemann u. a. (Hg.): *Machine Learning*, 55–74.

13 Vgl. Franziska Kollinger: *Wenn aus Zahlen Töne werden ... Überlegungen zu computergenerierter Musik und Komposition*, in: Engemann u. a. (Hg.): *Machine Learning*, 291–308.