

Wie maschinelles Lernen den Markt verändert

Thilo Stadelmann

Abstract

Künstliche Intelligenz hat einen Hype ausgelöst – nicht zum ersten Mal. In der Presse liest man von Durchbrüchen im Bereich des maschinellen Lernens, insbesondere mittels Deep Neural Networks. Beispiele von automatischer Bilderkennung bis zur Weltmeisterschaft im Brettspiel «Go» lassen Erwartungen steigen. Ängste auch?

Dieser Beitrag bietet (a) eine Einordnung und Erklärung zu den technologischen Hintergründen, destilliert (b) allgemeine «Lessons Learned» über deren Einsatzmöglichkeiten aus praktischen Beispielen und gibt (c) einen Ausblick, wie sich Markt und Gesellschaft zukünftig verändern könnten.

Was ist künstliche Intelligenz und maschinelles Lernen?

Die wissenschaftliche Disziplin der Künstlichen Intelligenz (KI) beschäftigt sich als eine der grundlegenden Säulen der Informatik (Gesellschaft für Informatik 2006) seit den 1950er Jahren mit «komplexen Computeranwendungen» (Luger 2008; Russell & Norvig 2010). Als «komplex» werden dabei diejenigen Problemstellungen aufgefasst, für deren in Bezug auf Effizienz und Präzision praxistaugliche Lösung bisher nur der Mensch sorgen konnte – bis vor kurzem waren das etwa das Spielen des chinesischen Brettspiels «Go» auf hohem Niveau (vgl. Silver et al. 2017) oder das Malen echt aussehender Portraits (vgl. Karras et al. 2018). Generell geht es der KI darum, per Computer Aufgaben automatisch anzugehen, die bislang der Mensch mittels seiner Fähigkeiten etwa in den Bereichen Wahrnehmung, Kommunikation, Intuition, Kognition oder Planung angegangen ist. Für gewöhnlich assoziiert man diese Fähigkeiten mit menschlicher Intelligenz.

Dies ist häufig der Beginn eines Missverständnisses. Denn obwohl wir Menschen Herausforderungen wie Schachspielen, das Wiedererkennen von Gesichtern oder die Planung der besten Route zum Urlaubsort mit Hilfe unserer Intelligenz meistern, benötigt es nicht zwingend Intelligenz zum Angehen irgendeiner dieser Aufgaben. «Intelligenz» ist die bevorzugte Lösungsmethode des Menschen. «Künstliche Intelligenz» nennt man den mit unterschiedlichsten Technologien gefüllten Werkzeugkasten von Methoden, die intelligent *wirkende* Handlungen hervorbringen. Es geht der KI im Wesentlichen um das *Lösen einzelner Aufgaben*, die herkömmlicherweise als schwierig automatisierbar gelten (sogenannte

«schwache KI»). Der überwältigend grösste Teil heutiger KI Forschung und alle bekannten Anwendungen zielen auf schwache KI ab (vgl. Goertzel & Pennachin 2007). Für eher menschenähnliche künstliche Intelligenz, die man sich als ein bewusstes Gegenüber vorstellen würde («starke» oder «allgemeine KI»), zeichnet sich hingegen kein angemessener Forschungs- oder Entwicklungsansatz ab. Entsprechend wird die dazugehörige Debatte zwar prominent geführt, dreht sich aber eher um die Hoffnungen, Meinungen und Leidenschaften der beteiligten Protagonisten als um wissenschaftlich gesicherte Erkenntnisse. Die dahinterstehende Forschung nennt zwar (marketingwirksam?) starke KI als Fernziel (vgl. Hodson, 2019), liefert aber mehrheitlich Verbesserungen für schwache Anwendungen, ohne eine Verbindung zwischen Beidem herstellen zu können (vgl. Knight 2018).

Nichtsdestotrotz ist es diese am ehesten der Science-Fiction entlehnte Sicht der starken KI, die immer wieder Erwartungen und Ängste steigen lässt (je nach Persönlichkeitstyp). Dies scheint mehr mit der Wirkung zu tun zu haben, welche die Projektion von Worten wie «Intelligenz», «Lernen» oder «Verstehen» auf einen Computer bei einem Leser auslöst, als mit dem tatsächlichen Stand der Technik. KI als Disziplin besitzt einen zweifelhaften Leistungsausweis im Umdeuten von Worten, die wir Menschen mit dem Kern unseres Wesens identifizieren, für Zwecke des Marketings. Während der Fachmann den Unterschied zwischen dem oben angesprochenen «intelligent aussehende Handlungen hervorbringen» (KI) und «intelligent sein» (z.B. Säugetiere) klar sieht, versteht ein Laie im Zweifelsfall nur, dass der «sowieso in komplizierten Dingen (Mathematik) überlegene, nie schlafende und mit unendlicher Kapazität ausgestattete Computer jetzt auch noch besser denken kann» (vgl., Stadelmann et al. 2019a, Abschnitt 3.3). Da dies weit an der Realität vorbeigeht, ist ein solcherart ausgestaltetes Missverständnis sowohl eine Mahnung an die KI-Zunft zu besonnenerer Kommunikation und gezielterer Vermittlung und Bildung; dieses Missverständnis ist auch, solange nicht aufgelöst, tragisch für das verschenkte Potential der Technologie, das sonst aus Angst ungenutzt oder aus falscher Begeisterung fehlgeleitet bleibt (der letzte Abschnitt unten wird diesen Gedanken wieder aufgreifen).

Abseits aller Missverständnisse bietet KI als «Wissenschaft vom Lösen komplexer Probleme mittels des Computers» ein sehr heterogenes Bild an Methoden, jeweils geformt für bestimmte Klassen von Problemstellungen. Historisch beinhaltet KI die folgenden Subdisziplinen:

- *Robotik*: mit einer entsprechenden Verbindung zur Hardware;
- *Planung*: die Entwicklung effizienter Algorithmen, basierend auf Suchverfahren und formaler Logik, zum Finden komplexer mehrstufiger Handlungsabfolgen; dies ist ein

fast unsichtbarer, aber kommerziell seit vielen Jahrzehnten weit verbreiteter und hoch erfolgreicher Zweig der KI für so unterschiedliche Anwendungen wie Logistikplanung, Schaltkreisoptimierung oder Computerschach;

- *Expertensysteme*: ebenfalls durch die Anwendung formaler Logik werden hier Antworten auf Fragen mittels komplexer mehrstufiger Schlussfolgerungskaskaden gefunden;
- *Computervision, Sprachverarbeitung*: das Meistern natürlicher menschlicher Kommunikation mittels Wahrnehmung – Hören, Sehen, Textverständnis – ist ein grosses Ziel in der KI; erfolgreich sind vor allem Ansätze mittels statistischer / heuristischer Mustererkennung;
- *Maschinelles Lernen*: die Methodik, um einen Computer den Zusammenhang – mathematisch gesprochen die «Funktion» – zwischen beispielhaften Eingabe- und Ausgabedaten selber finden zu lassen, anstatt dies per Hand explizit zu programmieren; maschinelles Lernen ist aktuell Mittel der Wahl für Computervisions- und Sprachverarbeitungssysteme auf dem Stand der Forschung und gewinnt so auch an Bedeutung in der Robotik.

Die bereits angesprochene Eigenschaft der Disziplin KI, Emotionen zu wecken, hat in ihrer über sechzigjährigen Geschichte immer wieder zu sogenannten «KI-Wintern» geführt – bis zu einer Dekade langen Perioden, in denen aufgrund akuter Enttäuschung weder am Markt noch in der Forschung Geld für KI Entwicklung zu holen war. Seit den späten neunziger Jahren etwa galt es als mehr als unvorteilhaft, sich mit dem Label «KI» zu assoziieren (vgl. Wikipedia 2019). Diese Periode wurde ca. 2014 direkt durch einen «KI-Sommer» abgelöst, eingeläutet durch intensiv mit KI werbende Unternehmen. Grund dafür war das Potential, das man in den rund zwei Jahre zuvor veröffentlichten Resultaten einer eigentlich bekannten Technologie (Neuronale Netze) in einem bereits länger existierenden Forschungswettbewerb im Bereich Computervision sah (vgl. Krizhevsky et al. 2012). Diese nun «Deep Learning» genannte Technologie löste in der Folge einen Paradigmenwechsel in der Forschung zu Computer-Sehen aus, in dem sie demonstrierte, wie eigentlich einfache Grundstrukturen (inspiriert von der Vernetzung biologischer Nervenzellen) kombiniert mit vielen Daten und grosser Rechenleistung selbst komplexe Aufgaben wie das Erkennen von eintausend unterschiedlichen Objektkategorien auf Digitalfotos ermöglichen können (vgl. LeCun et al 2015; Schmidhuber 2015).

Deep-Learning Verfahren (oder: Deep Neural Networks) sind dabei eine Variante aus der Klasse der maschinellen Lernverfahren (ML), die sich als besonders effektiv im Umgang mit visuellen, akustischen oder textuellen Daten herausgestellt haben. Sie können prinzipiell jede beliebige Art von Funktion repräsentieren (Abbildung einer Eingabe auf eine erwartete Ausgabe; etwa: Abbildung der einzelnen Bildpunkte eines Portraitfotos auf den Namen der abgebildeten Person). Gleichzeitig verfügen sie mit dem Gradientenabstiegsverfahren über eine relative effiziente und robuste Optimierungsmethode, um eine nahe der optimalen Funktion gelegene Lösung auch tatsächlich zu finden. Der interessierte Leser sei ermutigt, sich die genaue Funktionsweise basierend auf reiner Schulmathematik und etwa einer halben Stunde Zeiteinsatz selbständig zu veranschaulichen (vgl. Stadelmann et al. 2019b und <https://youtu.be/Vxsddc9bGUE> ab ca. Minute 40). Das Wesentliche ist, dass die zur Erfüllung der jeweils gestellten Aufgabe notwendige Anpassung der einzelnen Grundstrukturen des neuronalen Netzes aufeinander nur implizit vom Menschen abhängt: er präsentiert in einer «Trainingsphase» lediglich tausende Input-Output-Paare, während das Gradientenabstiegsverfahren die internen Strukturen so anpasst, dass der errechnete Output zum gewünschten Output passt. So können Aufgaben vom System «erlernt» werden, für welche die explizite Beschreibung der Zusammenhänge quasi unmöglich wäre (wie etwa im oben kurz skizzierten Beispiel der Gesichtserkennung). Das ist ziemlich clever, aber vermutlich nicht «intelligent» im menschlichen Sinn (vgl. Lillicrap et al. 2018).

Wo wird dies bereits praktisch eingesetzt, und was lässt sich daraus lernen?

Einfacher wäre es zu beantworten, wo KI-Technologie nicht eingesetzt wird. Da es sich bei real existierender KI (und das bereits seit Jahrzehnten) um praktische Problemlöser handelt und nicht um eine Art künstliches Lebewesen mit Bewusstsein, das als Gegenüber für den Menschen agieren soll, ist sie im Alltag oft unsichtbar (aus diesem Grund ist die Sprechweise mit bestimmtem Artikel für ein KI-System als «eine KI» strikt abzulehnen, da irreführend). KI ist etwa am Werk in Staubsaugern (auch lange vor den selbstsaugenden Saugrobotern, vgl. Moro et al. 1993), Navigationssystemen oder der Planung von Logistikprozessen (vgl. Nilsson 2009). Weit davon entfernt, eine Wissenschaft im Elfenbeinturm zu sein, sind gerade die Erfolge der aktuell im Fokus stehenden Deep Learning-Technologie zu einem grossen Teil auf praktisch relevanten Anwendungsfeldern vollzogen worden. Unsere eigene angewandte Forschung an der ZHAW kennt viele Beispiele erfolgreicher Deep Learning-Entwicklung in Zusammenarbeit mit «ganz normalen», sprich mittelständischen und nicht zwingend

technologieorientierten Unternehmen (vgl. Stadelmann et al. 2018, Stadelmann et al. 2019b).

Hier wurden etwa Verfahren zur Vorhersage des Ausfallzeitpunkts von Stromgeneratoren entwickelt, visuelle Qualitätskontrollverfahren für Medizinprodukte erforscht oder ein System entworfen, welches das Layout von Zeitungsseiten «versteht» und daher einzelne Artikel mit all ihren Bestandteilen ausschneiden kann (vergleiche obige Referenzen für Details).

Als Heuristik für eine erfolgreiche Umsetzung hat sich dabei herauskristallisiert, dass, wenn ein Mensch das zu erkennende «Muster» in den Daten zuverlässig «sieht», dies auch dem neuronalen Netz mittels einiger tausend Beispiele antrainiert werden kann. Selbstverständlich gibt es neben der technischen Machbarkeit weitere Kriterien, die bei einer Umsetzung berücksichtigt werden müssen:

- *Ethik*: Mittels maschineller Lernverfahren entwickelte Vorhersagemodelle sind nie fehlerfrei, sondern produzieren probabilistische Aussagen, die im Normalfall mit einer hohen Wahrscheinlichkeit richtigliegen. Während dies und das aktuell in der KI praktizierte Ökosystem aus frei publizierten Verfahren und Referenzimplementierungen dazu führen, dass «Jedermann» innerhalb weniger Wochen beispielsweise eine nützliche App zur Identifikation von Zierpflanzen anhand von Fotos verbreiten kann, wirft es ethische Fragen auf, wenn der Anwendungsfall nach höheren Genauigkeiten verlangt: Die Essbarkeit von Pflanzen liesse sich gegebenenfalls mit der gleichen Technologie und Software bewerten, doch hier bewirkt eine neunundneunzigprozentige Erkennungsrate vermutlich gravierende Schäden an Leib und Leben der Nutzer – denn ein Prozent der Ergebnisse werden falsch sein. Glücklicherweise werden die verschiedensten ethischen Fragestellungen im Umfeld von KI und Datenanalyse seit einigen Jahren in den Mittelpunkt des wissenschaftlichen Diskurses gerückt und intensiv erforscht (vgl. Diakopoulos et al. 2019 für einen weiteren Blickwinkel auf ethisch relevante Fragestellungen im Bereich des maschinellen Lernens).
- *Regulatorische Rahmenbedingungen*: Um die Komplexität der Entscheidungen im Umgang mit KI aufzuzeigen, lohnt sich die folgende Betrachtung. Wenn Datenethik, wie oben diskutiert, verhindern soll, dass das Falsche getan wird – was ist mit den Problemen, die entstehen, wenn unzeitgemässe regulatorische (zum Beispiel gesetzgeberische) Rahmenbedingungen verhindern, dass das Richtige getan wird? Als Europäer fokussieren wir oft stark auf den Datenschutz, motiviert durch die Wichtigkeit von Persönlichkeitsrechten und demokratischen Prinzipien. Dies ist ausdrücklich zu begrüßen, gerade im Kontext übermächtiger globaler Player in der KI-Entwicklung wie

China oder den USA, wo Datenschutz dezidiert kaum eine Rolle spielt. Aber es muss bewusst sein, zu welchem Preis das geschieht: Eine Technologie wie «collaborative filtering», die wie beispielsweise in Amazon's «Kunden, die diesen Artikel angesehen haben, kauften auch...»-Funktion überaus hilfreich im Einzelhandel ist, könnte im Bereich medizinischer Behandlungsplanung gerade Patienten mit seltenen Symptomen akut Linderung bis hin zur Lebensrettung verschaffen. Was in der dritten Welt unter dem Begriff «Personalized Medicine» dankbar angenommen wird, ist in Europa faktisch blockiert durch unsere Diskussion zum Gesundheitsdatenmanagement (vgl. Knowles et al. 2017). Wir leisten uns Kritik, pointiert gesagt, auch auf Kosten von Sein und Leben unserer direkten Nachbarn.

Möchte man den Einfluss von KI und ML auf den Markt und damit mittelbar auf unsere Gesellschaften verstehen, lohnt es sich, auf die Hauptstossrichtung und dahinterliegende Anreizsysteme zu schauen: Die Digitalisierung wird so gut wie jedes existierende Unternehmen betreffen, da es im Kern um Automatisierung auf einem höheren «kognitiven» Niveau geht. KI und ML liefern hierzu die Algorithmen, um Aufgaben zu automatisieren, die bisher nur von Menschen erledigt werden konnten (etwa medizinische Diagnosen stellen; ähnlich gelagerte juristische Fälle recherchieren; einfache Dialoge per Chat oder Telefon führen). «Cloud Computing» stellt die dafür benötigte Rechenkraft «on demand» zur Verfügung, wobei das anwendende Unternehmen nur bezahlt, was es tatsächlich braucht. Beides zusammen ermöglicht es, wie bereits angesprochen, auch kleinsten Unternehmen ohne grosses technologisches Know-how im Haus, entsprechende Anwendungsfälle zu identifizieren und ohne grosse Investitionen in Infrastruktur anzugehen. Gleichzeitig steigt der Druck auf jedes Unternehmen, dies auch tatsächlich zu tun, denn: Eine weltweit irgendwo entwickelte automatische Lösung (etwa für die Buchhaltung, das Bestellwesen oder die Logistik) lässt sich via Cloud Computing und Internet schnell weltweit einsetzen und bringt ihrem Entwickler einen vermutlich entscheidenden Wettbewerbsvorteil im global zusammengewachsenen Markt. Man möchte / sollte daher Erster und nicht Zweiter sein.

Folgende zwei Argumente sprechen zusätzlich dafür, dass KI den Markt flächendeckend durchdringen wird: Zum einen sind Unternehmen zu einem guten Teil dem *Gewinn* verpflichtet. Automatisierung mühsamer organisatorischer Aufgaben steigert die Produktivität, senkt die Kosten und erlaubt eine Fokussierung auf die wertschöpfenden Aspekte der Arbeit. Das setzt einen starken Anreiz für jedes Unternehmen, KI tatsächlich wo immer sinnvoll einzusetzen (Anwendungsfälle als Beispiele gibt es bereits aus jeder Branche). Zum anderen ist es auch für den Verbraucher sinnvoll, Dienstleistungen basierend auf KI in Anspruch zu

nehmen, da sie oft *Bequemlichkeit* versprechen (ein wesentlicher, aber uns als Verbraucher teilweise in ein schlechtes Licht rückender Anreiz). Man denke etwa an den Sprachassistenten Siri, mit dessen Hilfe man berührungslos einen Küchenwecker stellen kann; oder Googles «Duplex», dass per Sprachbefehl im Hintergrund einen Friseurtermin (via Telefon und Sprache!) aushandelt und in den eigenen elektronischen Kalender einträgt (vgl. Leviathan & Matias 2018). Wir Verbraucher kaufen typischerweise Dinge, die das Leben einfacher machen, selbst wenn gute Gründe dagegensprechen (etwa im Bereich Nachhaltigkeit).

KI und ML werden sich also mutmasslich auf breiter Front durchsetzen, mit potentiell schwerwiegenden Nachteilen für diejenigen Unternehmen und Geschäftsmodelle, die den eigenen Einstieg verschleppen. Zusammenfassend zeigt sich das disruptive Potential der Technologie in folgenden Aspekten (vgl. Stockinger et al. 2019, Abschnitt 4):

- *Entkopplung*: Zum einen korreliert die Grösse der Umsetzungsidee nicht mehr mit der Grösse des planenden Unternehmens: Dank Cloud Computing und frei verfügbarer KI-Technologie können auch bisher unbekannte Akteure in kurzer Zeit Umwälzungen im eigenen Geschäftsbereich herbeiführen – oder man selber, auch als KMU. Zum anderen ist die Technologie branchenunabhängig: Die gleichen Verfahren etwa, die helfen, Anomalien in der Produktion zu erkennen, bewerkstelligen auch medizinische Diagnosen anhand von Röntgenbildern (vgl. Stadelmann et al. 2018). Das ermöglicht und bedingt neue Allianzen und Kooperationen auch ausserhalb der eigenen Branche. Auf datenbasierte Geschäftsmodelle fokussierende Verbände wie etwa die Swiss Alliance for Data-Intensive Services praktizieren dies bereits erfolgreich und bieten Unternehmen auf der Suche nach Partnern Anschluss.
- *Geschwindigkeit*: Die durchschnittliche Zeit von der ersten Publikation eines wissenschaftlichen Fachaufsatzes im Internet (typischerweise viele Monate vor Erscheinen der formalen Publikation) bis zur Anwendung in einem unserer Industrieprojekte beträgt drei Monate. Gleichzeitig wächst die Anzahl der wissenschaftlichen Publikationen zu ML rasant: Google Scholar zählt mehr als 420 davon *pro Tag* für das Jahr 2018. Viele der beschriebenen Methoden und Systeme sind prototypische Umsetzungen geschäftsrelevanter Anwendungsfälle, doch der Stand der Anwendung in Unternehmen im Allgemeinen hinkt dem wissenschaftlichen Erkenntnisstand weit hinterher. Diese «Innovationslücke» kann *schnell* gefüllt werden – von demjenigen, der die Gelegenheit ergreift (siehe die obige Begründung für den Wettbewerbsanreiz, der Erste zu sein).

Wohin könnte das führen?

Nils Bohr wird zugeschrieben, gesagt zu haben, dass Voraussagen schwierig seien, insbesondere, wenn sie die Zukunft betreffen. In diesem Sinn sind die folgenden «Voraussagen» sicher falsch: Es wird anders kommen. Daher reden wir im Folgenden besser von «Szenarien». Als solche erfüllen sie dezidiert das Ziel, mehrere mögliche Zukünfte darzustellen (vgl. Stockinger et al. 2019, Abschnitt 5). Zu diesen kann man sich verhalten, indem man aktiv entweder in oder gegen diese Richtung arbeitet – und das ist das Ziel: Dass wir (als Gesamtgesellschaft) in den entscheidenden nächsten Jahren unsere Zukunft aktiv gestalten, um auf Digitalisierung, KI und ML nicht nur zu reagieren, sondern sie als Möglichkeit zum Guten einsetzen (vgl. WBGU 2019).

Die folgenden drei Szenarien stehen beispielhaft für die global gedachten Szenarien, die namhafte Wissenschaftler aktuell für möglich halten:

- *Singularität*: Ray Kurzweil, Director of Engineering bei Google, gilt als einer der prominenten Akteure für die These, dass bis 2040 starke KI erreicht sein werde. Diese werde sich fortan selbständig in rasanter Geschwindigkeit weiterentwickeln, sodass wir es mit einer neuen, hyperintelligenten Lebensform auf der Erde zu tun bekämen, die der Menschheit in allen Belangen überlegen sei (vgl. Kurzweil 2005). Wie oben ausgeführt, handelt es sich hierbei mehr um einen Glauben, den man teilen kann, als um Fakten, auf die man bauen muss. Ich persönlich teile diesen Glauben nicht.
- *Klasse der Nutzlosen*: Der Historiker Yuval Noah Harari erlangte viel Aufmerksamkeit mit seinem Buch «Homo Deus», in dem er postuliert, dass wenige superreiche Menschen mit Mitteln der Biotechnologie, KI und Robotik bis 2050 quasi Gottstatus (praktische Unsterblichkeit und Allwissen) erlangen könnten (vgl. Harari 2016). Dies ginge einher mit der Einführung einer neuen sozialen Schicht – den «Nutzlosen», welche keinen wirtschaftlichen Mehrwert erzeugen könnten, der nicht besser und günstiger von Maschinen zu erbringen sei. Harari betont für die dazwischenliegende Mittelschicht die Wichtigkeit, lernen zu lernen, um sich durch permanente Neuerfindung von der nutzlosen Klasse abzuheben. Gleichzeitig stellt er im Unterschied zu Kurzweils Gedanken fest, dass sich Computerintelligenz immer von menschlicher Intelligenz unterscheiden werde, welche alleine über ein Bewusstsein verfüge. Ein dezidiert Kritiker von Massenarbeitslosigkeitsideen hingegen ist der langjährige

Direktor des KI-Labors am MIT, Rodney Brooks, der in einem furiosen Beitrag mit allzu enthusiastischen Vorhersagen bezüglich KI abrechnet (vgl. Brooks 2017).

- *Verbesserung der Menschheit*: Für eine positive Aussicht für Viele steht stellvertretend der Philosoph Richard David Precht (vgl. Precht 2018), so wie es einst «Star Trek»-Schöpfer Gene Roddenberry seiner Figur Captain Jean-Luc Picard in den Mund legte: «Der Erwerb von Wohlstand ist nicht länger der Antrieb unseres Lebens; wir arbeiten, um uns selbst und den Rest der Menschheit zu verbessern». Konkret wird dies bei Kai-Fu Lee, Informatiker und Investor (vgl. Lee 2018): Er entwickelt in seinem Aufsehen erregenden TED-Talk die Vision einer Zukunft, in der KI uns von Routineaufgaben befreie, sodass wir die Berufung der Menschheit leben könnten – zu lieben. Spezifisch ordnet er mögliche Arbeitsplätze auf den beiden Achsen «Mitgefühl notwendig» und «Kreativität/Strategie notwendig» an und zeigt auf, wie sich bedeutungsvolle Arbeit der Menschen in Zukunft in grösserer Masse auf den Quadranten «viel Mitgefühl/viel Kreativität» fokussieren könne. Darin finden sich Tätigkeiten wie etwa Leitung, direkter Kundenkontakt, Sozialarbeit und Pflege.

Ich möchte zusammenfassend diesen drei Szenarien die folgenden drei Hypothesen entgegensetzen, denn sie beruhen selbst auf keinem noch ungewissen technischen Fortschritt. Vielmehr bewahren sie ihre Aussage selbst unter der extrem konservativen Annahme, dass im Bereich der KI- und ML-Technologie ab heute Stagnation einsetzen würde, jeglicher Fortschritt also lediglich aufgrund der Anwendung von Bekanntem zustande käme. Selbst unter dieser Prämisse und den Gedanken zu KI-Anwendungen aus dem vorigen Abschnitt lässt sich schliessen:

1. *Hypothese: Der Einsatz (schwacher) KI-Systeme wird sich massiv ausbreiten.* Der Zeithorizont hierfür scheint mir etwa fünf Jahre zu betragen. Dafür spricht, dass aktueller KI-Fortschritt momentan industriegetrieben stattfindet (sehr viele Autoren einschlägiger wissenschaftlicher Publikationen haben Industriezugehörigkeit), motiviert durch konkrete Gewinnaussicht, welche wiederum von den Konsumenten goutiert wird aufgrund der Aussicht auf mehr Komfort.
2. *Hypothese: Dies wird die Gesellschaft umwälzen.* Grund dafür sind die an so vielen Stellen gleichzeitig stattfindenden Veränderungen (etwa in Wirtschaft, Verwaltung, Politik, Gesundheitssystem, Finanzen etc., basierend auf der prinzipiellen Branchenunabhängigkeit vieler KI-Lösungsansätze). Diese bringen neue Möglichkeiten, neue Herangehensweisen, neue Akteure und neue Profiteure hervor. Die Kernfrage wird

dann lauten: Wie verteilt sich der algorithmisch und zu einem grossen Teil von Grosskonzernen, gegebenenfalls in einem anderen Teil der Welt erwirtschaftete Gewinn? Durch die bereits oben angesprochenen Vorteile, in seinem Markt (und gegebenenfalls industrieübergreifend) «Erster» zu sein, kann KI- Technologie eine Tendenz zur Zentralisierung von Marktmacht innewohnen. Des Weiteren, wie verteilt sich die neue Freizeit durch Alltagserleichterungen? Gedanken wie bedingungslose Grundeinkommen verdienen unter diesen Vorzeichen eine erneute Betrachtung (vgl. Beyer und Naumer 2018).

3. *Hypothese: Die grösste Frage wird unser Umgang miteinander sein.* Entscheidend wird nicht sein, wie wir lernen, mit KI-Technologie umzugehen, oder wie wir «KI für das Gemeinwohl» anstatt zur Profitmaximierung schaffen (wo sich dies widerspricht), obgleich beides wertvolle Fragestellungen bislang ohne zufriedenstellende Antworten sind. Entscheidend wird sein, wie wir als Gesellschaft die Regeln definieren, wie wir unter den Gegebenheiten der digitalen Möglichkeiten (die, wie oben skizziert, höchstwahrscheinlich aufgrund der Steuerungslogiken der Wirtschaft Fakt sein werden, bevor der gesellschaftliche Diskurs abgeschlossen ist) zusammenleben wollen.

Wie man darauf reagieren soll? Mir scheint folgendes angebracht (und wer mag, kann diese Vorschläge weit in der menschlichen Geistesgeschichte zurückverfolgen): (a) sich nicht ängstigen zu lassen und, wo man selber in Verantwortung steht, nicht bewusst die Ängste Anderer zu schüren; (b) sich immer wieder bewusst zu machen, dass man es auf der anderen Seite (etwa einer Sichtweise, oder eines Verteilungskampfes) mit Menschen zu tun hat, mit dem Versuch, diese anzunehmen und Sein zu zulassen; (c) bei allem eigenen Komfort die weitreichenderen Fragen des Zusammenlebens in einer Gesellschaft nicht aus den Augen zu verlieren.

Literatur

BEYER, H., NAUMER, H. J. (HRSG.). (2018). CSR und Mitarbeiterbeteiligung: Die Kapitalbeteiligung im 21. Jahrhundert – Gerechte Teilhabe statt Umverteilung. Springer Gabler, Berlin.

BROOKS, R. (2017): The Seven Deadly Sins of AI Predictions. MIT Technology Review, 06.10.2017, online verfügbar (30.04.2019): <https://www.technologyreview.com/s/609048/the-seven-deadly-sins-of-ai-predictions/>.

Preprint; erschienen als: Thilo Stadelmann, «Wie maschinelles Lernen den Markt verändert»; In: Reinhard Haupt, Stephan Schmitz (Editors), "Digitalisierung: Datenhype mit Werteverlust? Ethische Perspektiven für eine Schlüsseltechnologie", pp. 67-69, ISBN 377516040X, SCM Hänssler, 2019.

DIAKOPOULOS, N., FRIEDLER, S., ARENAS, M., BAROCAS, S., HAY, M., HOWE, B., JAGADISH, H. V., UNSWORTH, K., SAHUGUET, A., VENEKATASUBRAMANIAN, S., WILSON, C., YU, C., ZEVENBERGEN, B. (2019): Principles for Accountable Algorithms and a Social Impact Statement for Algorithms. Online verfügbar (26.04.2019): <http://www.fatml.org/resources/principles-for-accountable-algorithms>.

GESELLSCHAFT FÜR INFORMATIK (2006): Was ist Informatik? Unser Positionspaper. Online verfügbar (26.04.2019): <https://gi.de/fileadmin/GI/Hauptseite/Themen/was-ist-informatik-lang.pdf>.

GOERTZEL, B., PENNACHIN, C. (Hrsg.) (2007): Artificial general intelligence. Springer, New York.

HARARI, Y. N. (2016): Homo Deus: A brief history of tomorrow. Random House (UK).

HODSON, H. (2019): DeepMind and Google: the battle to control artificial intelligence. The Economist 1843, April/Mai 2019. Online verfügbar (26.04.2019): <https://www.1843magazine.com/features/deepmind-and-google-the-battle-to-control-artificial-intelligence>.

KARRAS, T., LAINE, S., AILA, T. (2018): A style-based generator architecture for generative adversarial networks. arXiv preprint arXiv:1812.04948.

KNIGHT, W. (2018): Google just gave control over data center cooling to an AI. MIT Technology Review, 17.08.2018, online verfügbar (30.04.2019): <https://www.technologyreview.com/s/611902/google-just-gave-control-over-data-center-cooling-to-an-ai/>.

KNOWLES, L., LUTH, W., BUBELA, T. (2017): Paving the road to personalized medicine: recommendations on regulatory, intellectual property and reimbursement challenges. Journal of Law and the Biosciences, 4(3), 453-506.

KRIZHEVSKY, A., SUTSKEVER, I., HINTON, G. E. (2012): Imagenet classification with deep convolutional neural networks. Advances in neural information processing systems (S. 1097-1105).

KURZWEIL, R. (2005): The singularity is near: When humans transcend biology. Penguin, New York.

LECUN, Y., BENGIO, Y., HINTON, G. E. (2015): Deep learning. Nature, 521(7553), 436.

LEE, K.-F. (2018): How AI can save our humanity. TED Talk, April 2018, online verfügbar (30.04.2019): https://www.ted.com/talks/kai_fu_lee_how_ai_can_save_our_humanity.

LEVIATHAN, Y., MATIAS, Y. (2018): Google duplex: An AI system for accomplishing real-world tasks over the phone. Google AI Blog, online verfügbar (30.04.2019): <https://ai.googleblog.com/2018/05/duplex-ai-system-for-natural-conversation.html>.

LILICRAP, T., BARTUNOV, S., SANTORO, A., GUERGUIEV, J., RICHARDS, B., MARRIS, L., COWNDEN, D., AKERMAN, C., TWEED, D., HINTON, G. E. (2018): Backpropagation and Deep Learning in the Brain. Vortrag, Simons Institute - Computational Theories of the Brain 2018. Online verfügbar (30.04.2019): <https://simons.berkeley.edu/sites/default/files/docs/9574/backpropagationanddeeplearninginthebrain-timothylilicrap.pdf>.

LUGER, G. F. (2008): Artificial intelligence: structures and strategies for complex problem solving, 6th Edition. Pearson education, London.

MORO, M., MATSUYO, T., YAMAGUCHI, S. (1993): Vacuum cleaner with fuzzy logic. United States Patent 5251358. Online verfügbar (26.04.2019): <http://www.freepatentsonline.com/5251358.html>.

NILSSON, N. J. (2009): The quest for artificial intelligence. Cambridge University Press.

PRECHT, R. D. (2018): Jäger, Sammler, Kritiker – Eine Utopie für die digitale Gesellschaft. Goldmann.

RUSSELL, S. J., NORVIG, P. (2010): Artificial Intelligence: A Modern Approach, 3rd Edition. Pearson Education Inc., New Jersey.

SCHMIDHUBER, J. (2015): Deep learning in neural networks - An overview. Neural networks, 61, 85-117.

SILVER, D., SCHRITTWIESER, J., SIMONYAN, K., ANTONOGLU, I., HUANG, A., GUEZ, A., HUBERT, T., BAKER, L., LAI, M., BOLTON, A., CHEN, Y., LILICRAP, T., HUI, F., SIFRE, L., VAN DEN DRIESSCHE, G., GRAEPEL, T., HASSABIS, D. (2017): Mastering the game of go without human knowledge. Nature, 550 (7676), 354.

STADELMANN, T., AMIRIAN, M., ARABACI, I., ARNOLD, M., DUIVESTEIJN, G. F., ELEZI, I., GEIGER, M., LÖRWALD, S., MEIER, B. B., ROMBACH, K., TUGGENER, L. (2018): Deep learning in

Preprint; erschienen als: Thilo Stadelmann, «Wie maschinelles Lernen den Markt verändert»; In: Reinhard Haupt, Stephan Schmitz (Editors), "Digitalisierung: Datenhype mit Werteverlust? Ethische Perspektiven für eine Schlüsseltechnologie", pp. 67-69, ISBN 377516040X, SCM Hänssler, 2019.

the wild. IAPR Workshop zu Artificial Neural Networks in Pattern Recognition (S. 17-38).
Springer.

STADELMANN, T., BRASCHLER, M., STOCKINGER, K. (2019a): Introduction to Applied Data Science. In: Braschler, M., Stadelmann, T., Stockinger K. (Hrsg.). Applied Data Science - Lessons Learned for the Data-Driven Business. Springer, 2019.

STADELMANN, T., TOLKACHEV, V., SICK, B., STAMPFLI, J., DÜRR, O. (2019b): Beyond ImageNet - Deep Learning in Industrial Practice. In: Braschler, M., Stadelmann, T., Stockinger K. (Hrsg.). Applied Data Science - Lessons Learned for the Data-Driven Business. Springer, 2019.

STOCKINGER, K., BRASCHLER, M., & STADELMANN, T. (2019): Lessons Learned from Challenging Data Science Case Studies. In: Braschler, M., Stadelmann, T., & Stockinger K. (Hrsg.). Applied Data Science - Lessons Learned for the Data-Driven Business. Springer, 2019.

WIKIPEDIA (2019): AI winter. Online verfügbar (26.04.2019):

https://en.wikipedia.org/wiki/AI_winter.

WBGU (2019): Unsere gemeinsame digitale Zukunft – Zusammenfassung. Wissenschaftlicher Beirat der Bundesregierung Globale Umweltveränderungen, 15.03.2019, online verfügbar (30.04.2019): <https://www.wbgu.de/de/publikationen/publikation/unsere-gemeinsame-digitale-zukunft>.