


Big Data, AI und die Freude am Ingenieurwesen

Michael Kuhn*

DOI: 10.1002/cite.202000221

 This is an open access article under the terms of the Creative Commons Attribution-NonCommercial License, which permits use, distribution and reproduction in any medium, provided the original work is properly cited and is not used for commercial purposes.

In diesem provokativ angelegten Beitrag wird kritisch nach den Konsequenzen von *Big Data* und *AI* für die Ingenieurwissenschaften gefragt. *Big Data* und *AI* werden dabei durch Intransparenz und ihr Überraschungspotential charakterisiert. Mit diesen Eigenschaften schwindet allerdings die Freude an der technischen Gestaltung und es sinkt die Attraktivität des Ingenieurwesens. Dagegen wird für eine transparente und menschliche Technikentwicklung plädiert, die Freude macht und die Zuschreibung von Verantwortung erleichtert. Die präsentierte Argumentation ist im Kern eine philosophische, getragen von der Überzeugung, dass die Philosophie einen wichtigen Beitrag zur technischen Praxis leisten kann.

Schlagwörter: Digitalisierung, Ethik, Industrie 4.0, Maschinelles Lernen, Philosophie

Eingegangen: 16. Oktober 2020; *revidiert:* 11. Dezember 2020; *akzeptiert:* 18. Dezember 2020

Big Data, AI, and the Pleasures of Engineering

In this provocative contribution, the consequences of *Big Data* and *AI* for the engineering sciences are critically explored. *Big Data* and *AI* are characterized by intransparency and their potential to surprise. With these characteristics, however, the pleasures of designing technology vanish and the appeal of the discipline declines. Against this, it is argued for a transparent and human technology development which is joyful and also facilitates taking responsibility. The presented argument is at its core a philosophical one, motivated by the conviction that philosophy can contribute importantly to technology.

Keywords: Digitalization, Ethics, Industry 4.0, Machine learning, Philosophy

1 Einleitung

Die sogenannte Digitalisierung ist in aller Munde. Zwei wichtige Bestandteile der Digitalisierung firmieren unter den Schlagworten „Big Data“ und „AI“; diese beiden sollen hier im Vordergrund stehen. Andere im Umfeld der Digitalisierung vieldiskutierte Themen, wie das „Internet der Dinge“ oder „Industrie 4.0“, werden an dieser Stelle nicht weiter adressiert. „Big Data“ meint die gezielte statistische Nutzung großer Datenmengen. „AI“ steht für „Artificial Intelligence“ (auch „KI“ = „künstliche Intelligenz“) und bezeichnet das Übertragen anspruchsvoller kognitiver Leistungen an Computeralgorithmen. Beide Techniken werden später noch ausführlicher charakterisiert; zunächst soll es um die gesellschaftliche Bewertung und die Verbindung zu den Ingenieurwissenschaften gehen.

Die Diskurse um *Big Data* und *AI* sind gespalten. Die allgemeine wirtschaftliche und politische Meinung scheint beide Themen nahezu uneingeschränkt positiv zu bewerten. Dem stehen kritische Stimmen gegenüber, die Gefahren für Arbeitsplätze, menschliche Entscheidungsautonomie und Datensicherheit sowie Störungsanfälligkeit etc. bemängeln. Wendet man den Blick auf die Technik-

und Ingenieurwissenschaften selbst, herrscht dort allerdings ebenfalls großteils Euphorie vor. Kaum ein Newsletter der DECHEMA oder des VDI, in dem nicht begeistert auf die neuen Möglichkeiten rund um *Big Data* und *AI* hingewiesen wird. Dieses Phänomen ist in solchem Maße omnipräsent, dass sich einzelne Nachweise fast erübrigen – eini-ge Schlagzeilen, mit Hinweisen auf Vorträge, Artikel oder Veranstaltungen, sollen trotzdem genannt werden, um die Situation allen Leser*innen noch einmal vor Augen zu führen: „Künstliche Intelligenz in der Prozessindustrie“ (DECHEMA-Newsletter vom 10.09.2020), „Statistische Datenanalyse im Zeitalter von ‘Big Data’“ (DECHEMA-Newsletter vom 20.05.2020), „Schatzkiste Produktionsdaten: Wie Sie KI zur Optimierung Ihrer Produktionsprozesse nutzen“ (DECHEMA-Newsletter vom 02.04.2020), „Maschinelles Lernen zur Produktionsoptimierung“ (DECHEMA-Newsletter vom 27.02.2020), „PRAXISforum

Dr.-Ing. Michael Kuhn
michael.kuhn@tum.de

Technische Universität München, Lehrstuhl für Systemverfahrenstechnik, Gregor-Mendel-Straße 4, 85354 Freising, Germany.

Big Data Analytics in Process Industry“ (DECHEMA-Newsletter vom 04.04.2019) usw. Nicht zu vergessen ist auch der Entwurf zur neuen Richtlinie VDI/VDE 3714: „Implementierung und Betrieb von Big-Data-Anwendungen in der produzierenden Industrie – Durchführung von Big-Data-Projekten“ [1] sowie das DFG-Schwerpunktprogramm „Maschinelles Lernen in der Verfahrenstechnik“ [2]. Innerhalb der Disziplin Technik – zumindest, wenn man ihre offiziellen Kommunikationskanäle betrachtet – scheinen diese Entwicklungen also durchweg positiv bewertet zu werden.

In diesem Beitrag soll nun ebenfalls eine technikinterne Perspektive eingenommen werden, dabei möchte ich jedoch einen spezifischen Aspekt an *Big Data* und *AI* hervorheben, der meist nicht beachtet wird. (Da dieser Beitrag eine Meinungsäußerung darstellt – wenn auch hoffentlich eine argumentativ gut gestützte – greife ich z. T. auf das „Ich“ zurück.) Es wird argumentiert, dass mit den neuen Entwicklungen im Umfeld der Digitalisierung etwas im Kern des Ingenieurwesens berührt wird, das dieses Berufsbild stark verändert – und zwar nicht zum Positiven. Es geht also nicht um den externen Nutzen und ggf. die Gefahren von *Big Data* und *AI*, sondern um die internen Konsequenzen für das Ingenieurwesen sowie das Selbstbild der Ingenieur*in. Die externen Konsequenzen sind ebenfalls äußerst wichtig, erfahren jedoch deutlich mehr Aufmerksamkeit, als der hier anvisierte Punkt. Die besagten technikinternen Folgen von *Big Data* und *AI* werden anhand der „Freude am Ingenieurwesen“ erschlossen. Dies mag zunächst einmal ungewöhnlich erscheinen, aber es wird sich zeigen, dass dieser Zugang ebenfalls Auswirkungen auf nichttechnische Fragen hat. Zudem muss betont werden, dass es mir um den Einsatz von *Big Data* und *AI* in der *Gestaltung* von Technik geht, nicht um technische Produkte, in die diese Methoden selbst einfließen. Es soll also darum gehen, die Methoden für „Ideenentstehung & Design“ bzw. „generatives Design“ [3] heranzuziehen.

Die hier präsentierte Annäherung an *Big Data* und *AI* über die „Freude am Ingenieurwesen“ kann als philosophischer Ansatz verstanden werden. Ich habe an anderer Stelle schon auf verschiedene Vorteile der Philosophie für die Technikwissenschaften hingewiesen: Die Philosophie eignet sich, um Methoden explizit zu machen [4] und Begriffe zu klären [5]. Eine weitere wichtige Funktion der Philosophie ist die Fähigkeit zu „unzeitgemäßen Betrachtungen“ – bzw. das Ans-Licht-Heben von häufig übersehenen oder vernachlässigten Aspekten und Argumenten. Die Formulierung „unzeitgemäße Betrachtung“ geht auf Friedrich Nietzsche (1844–1900) zurück, der eine Reihe seiner kleinen Schriften so bezeichnete (die bekannteste davon ist „Vom Nutzen und Nachteil der Historie für das Leben“ (1874), die sich gegen den zu dieser Zeit vorherrschenden geschichtsorientierten Geist wandte). Nun mangelt es freilich nicht an Philosoph*innen, die sich kritisch zu Themen der Digitalisierung äußern [6–8]. Was den vorliegenden Beitrag trotzdem zu einem unzeitgemäßen macht, ist das

Vorgehen, einen kritischen Blick auf *Big Data* und *AI* aus einer technikinternen Perspektive zu werfen, denn es wird – wie schon erwähnt – selten explizit die Frage gestellt, ob sich die Technik nicht selbst aktiv aushöhlt, durch die Nutzung dieser neuen Optionen.

Um diese Frage stellen und differenziert beantworten zu können, müssen zuerst einige begriffliche Vorklärungen erfolgen, dabei wird es v.a. um eine genauere Charakterisierung von *Big Data* und *AI* gehen. Es folgt eine Explizierung dessen, was ich unter der „Freude am Ingenieurwesen“ verstehe. Diese Schritte sind nötig, da auch hier der philosophische Anspruch erfüllt werden soll, begrifflich möglichst präzise und transparent vorzugehen. Im zentralen Teil wird auf dieser Basis dann dafür argumentiert, dass die Entwicklungen, die mit *Big Data* und *AI* verbunden sind, möglicherweise diese Freude gefährden – mit ungunstigen Konsequenzen für die Ingenieurwissenschaften insgesamt. Möglichen Einwänden gegen das vorgetragene Argument wird begegnet und in einem letzten Schritt wird die These weiter daraufhin zugespitzt, dass die Freude an der Technik auch eng mit der Verantwortbarkeit von Technik verbunden ist. Hier berührt sich dann die technikinterne Perspektive mit technikexternen Aspekten. Es wird schlussfolgernd für eine durchsichtige, menschlich gestaltete Technik plädiert. Auch im Hinblick auf die Themen Freude und Verantwortbarkeit ist der vorliegende Beitrag als philosophischer zu betrachten. Lebensglück und Moral sind mit rein technischen Mitteln nicht adäquat zu diskutieren; hierzu braucht es die Ergänzung der Philosophie.

Ich würde mich freuen, wenn Leser*innen die im Folgenden vorgebrachten Argumente kritisch überdenken und nicht daran hängen bleiben, dass manche Aspekte vielleicht nicht unmittelbar intuitiv erscheinen. Wie angekündigt: Was hier vorgebracht wird, ist eine „unzeitgemäße Betrachtung“, die daher – per Definition – dem vorherrschenden „Zeitgeist“ widerspricht; und was dem Zeitgeist widerspricht ist zuerst einmal nicht intuitiv. Allerdings sind diese Überlegungen von der Überzeugung getragen, dass man sich rational darüber austauschen kann und sollte, welche Formen von Technik und welche Technikwissenschaften man gerne hätte und auch wofür man diese genau zu benötigen meint. Um einen Beitrag zu einem solchen kritischen Diskurs zu leisten, werden manche Argumente im Folgenden vergleichsweise provokativ und zugespitzt formuliert. Meine Intuition dabei ist, dass gerade solche provokativen Argumente die kritische Auseinandersetzung mit einem Thema anregen.

2 Big Data und AI: Charakterisierung

Um die These zu entfalten, dass sich *Big Data* und *AI* negativ auf die Freude am Ingenieurwesen auswirken, muss zuerst einmal geklärt werden, was mit *Big Data* und *AI* gemeint ist und warum gerade diese beiden Themen zusammen behandelt werden (was allerdings auch häufig so

gehandhabt wird [9]). *Big Data* zeichnet sich durch die Verwendung großer Datenmengen aus. Groß wird dabei gewöhnlich durch „drei Vs“ ausbuchstabiert als „Volume“ (Datenumfang), „Variety“ (Datenvielfältigkeit) und „Velocity“ (Geschwindigkeit der Entstehung und Verwendung). Die Statistik, die mit solchen großen Datenmengen unter dem Label *Big Data* arbeitet, ist häufig eine sog. „model-free statistics“ [10]; d. h., es wird kein bekanntes, übergreifendes parametrisches Modell auf Daten gefittet, sondern sozusagen „blind“ in großen und v. a. häufig ungeordneten Datenmengen nach Zusammenhängen (Korrelationen) gesucht. *AI* bezeichnet die Übertragung intelligenten Verhaltens auf künstliche Systeme und wird auch als „Maschinelles Lernen“ (oder „Machine Learning“) bezeichnet. Machine Learning gilt z. T. als das seriösere Label, da der Begriff der Intelligenz sehr voraussetzungsreich ist und *AI* daher mit teils unzutreffenden Assoziationen in Verbindung gebracht wird. Manchmal wird *AI* auch als Überbegriff verstanden und *Machine Learning* als eine Methode der *AI*. Da jedoch in der öffentlichen Diskussion meist von *AI* die Rede ist und dies im Zweifelsfall den umfassenderen Begriff darstellt, wird auch hier daran festgehalten. Als paradigmatisch für *AI* werden sogenannte künstliche neuronale Netze (*ANN* = *artificial neural networks*) betrachtet, wohlwissend, dass nicht alle Techniken, die unter *AI* fallen *ANNs* sind. Auch „Deep Learning“ basiert auf nichts Anderem als künstlichen neuronalen Netzen. Das „deep“ bezieht sich lediglich auf die Tatsache, dass es vergleichsweise viele verdeckte Schichten (*hidden layers*), zwischen *Input*- und *Output*-Layer gibt. Zudem soll auch nicht der Eindruck erweckt werden, dass *AI* und *Big Data* unabhängig sind. *AI* ist gewöhnlich auf große Datenmengen angewiesen, da viele Daten benötigt werden, um etwa künstliche neuronale Netze zu trainieren. Details zu diesen und weiteren Techniken, die unter *Big Data* und *AI* fallen, finden sich in der ständig wachsenden Anzahl an Fach- und Einführungspublikationen [11–16].

An dieser Stelle ist es jedoch gar nicht nötig, auf alle Spielarten einzeln einzugehen, da ich meine, dass die meisten Varianten von *Big Data* und *AI* zwei gemeinsame Charakteristika aufweisen, weshalb beide Methoden hier auch zusammen behandelt werden. Diese Charakteristika sind: (1) Intransparenz und (2) Überraschungspotential. Mit Intransparenz (1) ist gemeint, dass beide Techniken sich dadurch auszeichnen, dass vergleichsweise unklar ist, wie durch bestimmte *Inputs* bestimmte *Outputs* zustande kommen. Auswertung großer Datenmengen dient dem Auffinden von belastbaren Zusammenhängen zwischen beliebigen Variablen. Dabei ist gewöhnlich nicht klar, wie genau die kausalen Ketten zwischen diesen Variablen verlaufen. Wenn – um ein bekanntes Beispiel anzuführen – durch sogenanntes *Microtargeting* Personen in sozialen Netzwerken gezielt mit Werbung zu anstehenden Wahlen konfrontiert werden, ist *per se* nicht klar, aufgrund welcher Mechanismen diese Wähler*innen noch unentschieden sind und gegenüber welchen Informationen sie empfänglich sind [17].

In ähnlicher Weise ist es oft nicht nachvollziehbar, warum verschiedene Züge des Konsumverhaltens miteinander korrelieren. Die entsprechenden Korrelationen liegen jedoch in den Datenmengen verborgen und können damit gezielt genutzt werden. Entsprechende Werbeaktionen werden auch nicht in jedem Fall erfolgreich sein; es genügt jedoch, wenn dies oft genug der Fall ist. Viele weitere illustrative Beispiele zur Nutzung von *Big Data* finden sich in der Literatur [18]. Aufgrund der Intransparenz von datenbasierten Methoden wurde z. T. sogar von „the end of theory“ gesprochen [19], sofern eine Theorie gerade das ist, was bestimmte Mechanismen transparent und verständlich macht. Doch nicht nur die Nutzung von *Big Data* ist undurchsichtig, intransparent ist etwa auch ein vielschichtiges künstliches neuronales Netz. Dieses stellt ebenfalls vergleichsweise belastbar eine Verbindung zwischen bestimmten *Input*- und *Output*-Variablen her, ohne, dass dabei alle Knoten, Kanten und Gewichtungen des Netzes noch sinnvoll überblickbar und interpretierbar sind [14, 20]. Häufig wird ein solches *Deep Learning* z. B. in der automatisierten Bilderkennung eingesetzt. Ich komme damit zum zweiten Charakteristikum: Überraschungspotential (2) soll die Eigenschaft bezeichnen, dass die *Outputs*, die Ergebnisse von *Big Data* und *AI*, häufig besonders erstaunlich oder überraschend sind und damit über das Erwartete hinausgehen. Gerade das Überraschungspotential ist es, was die Faszination dieser Methoden ausmacht und womit dafür geworben wird. Es werden Dinge oder Zusammenhänge freigelegt, mit denen man nicht gerechnet hätte und die man anders z. T. nicht hätte erzielen können. So sind die unübersichtlichen Korrelationen, die sich in großen – und v. a. in unstrukturierten – Datenmengen finden lassen, durchaus erstaunlich [21], etwa Zusammenhänge zwischen Wohnort, Beruf, Mediennutzung und Konsumverhalten. Man ist zudem überrascht, dass ein trainiertes künstliches neuronales Netz erfolgreich Bilder „erkennen“ kann, teilweise zuverlässiger als Menschen; und noch konkreter ist es überraschend, welche Details ein solches Netz in einem Bild identifizieren kann. Besonders groß sind gewöhnlich die Überraschungseffekte beim sog. „unsupervised learning“, wo in unstrukturierten Daten mit möglichst wenigen A-priori-Vorgaben nach Mustern gesucht wird.

Nun hängen die beiden genannten Eigenschaften natürlich eng zusammen: Das Überraschungspotential (2) steigt mit der Intransparenz der Methoden (1); denn je intransparenter eine Methode ist, umso weniger lässt sich vorhersehen, wie die Ergebnisse aussehen werden. Trotzdem lassen sich (1) und (2) nicht restlos aufeinander reduzieren. Ich kann eine vergleichsweise intransparente Methode für eine sehr triviale Aufgabe einsetzen, etwa ein künstliches neuronales Netz zur Unterscheidung von Bildern, in deren Zentrum je entweder eine Schneeschaukel oder eine Fahrradfelge vor einem weißen Hintergrund zu sehen ist (um zwei bekannte Ready-Mades von Marcel Duchamp als Beispiel heranzuziehen). Das Netz wird auch neue Bilder mit einem der beiden Motive vermutlich korrekt zuordnen, was jedoch

wenig erstaunlich ist, da sich die Objekte deutlich unterscheiden, gut ausgerichtet sind und sich klar vom Hintergrund abheben. Auf der anderen Seite lassen sich selbst mit konventionellen und sehr transparenten Methoden erstaunliche Ergebnisse erzielen. Man denke an das klassische Problem der Brachistochrone, also der Suche nach derjenigen Bahnkurve, auf der sich ein Massenpunkt am schnellsten reibungsfrei von einem höhergelegenen zu einem tieferen Punkt bewegt. Je nach Höhenunterschied und Distanz der Punkte weist die gesuchte Kurve dabei ein absolutes Minimum auf – ein Ergebnis, das viele überrascht.

Um diese sehr einfache Kennzeichnung richtig einzuordnen: Intransparenz (1) und Überraschungspotential (2) genügen sicher nicht für eine wasserdichte Definition von *Big Data* und *AI*; sie sollen lediglich zwei wichtige, beiden gemeinsame Charakteristika darstellen. (1) und (2) liefern z. B. keine Definition, da eine Definition bestimmte Gegenstände von allen anderen unterscheidet. Da es jedoch weitere Entitäten gibt, die sowohl intransparent sind, was ihre konkreten Mechanismen angeht, als auch geeignet sind, uns zu überraschen, liefern (1) und (2) zusammen keine Definition. Besonders ausgeprägt sind die beiden Charakteristika etwa auch bei manchen Tieren sowie beim Menschen. Wendet man sich konkret der Technik zu, könnte man zudem einwenden, dass ebenfalls viele klassische Methoden – die also weder sinnvoll als *Big Data* noch als *AI* bezeichnet werden können – bis zu einem gewissen Grad intransparent sind und zudem geeignet sind, uns durch ihre Ergebnisse zu überraschen. Man denke an die Simulation einer Strömung durch eine komplizierte Geometrie mittels einer kommerziellen CFD-Software (CFD = *computational fluid dynamics*). Hierbei kann auch das Ergebnis, also der konkrete Verlauf von Durchströmung oder Druck, überraschen und die Methode selbst mag vielen Nutzer*innen intransparent erscheinen, zumal kommerzielle Software-Pakete gewöhnlich keinen Zugriff auf den Quellcode erlauben. Ich möchte später die Unterscheidung zwischen klassischen Methoden und denen von *Big Data* und *AI* noch etwas schärfen, an dieser Stelle lässt sich jedoch festhalten, dass für *Big Data* und *AI* die beiden Charakteristika Intransparenz und Überraschungspotential zumindest vergleichsweise stark ausgeprägt sind. Damit soll als nächstes der Blick auf die Technikentwicklung gewendet werden.

3 Die existentiellen Freuden des technischen Arbeitens

Technik macht Spaß. Aus diesem Grund spielen Kinder LEGO – was mit Fug und Recht als eine Vorform der Technik betrachtet werden kann –, schnitzen Holzfiguren, bauen Baumhäuser, programmieren später Arduinos etc. Aus dem gleichen Grund entscheiden sich jedes Jahr viele Auszubildende und Studierende dafür, einen technischen Berufsweg einzuschlagen. In seinem Buch *The Existential Pleasu-*

res of Engineering [22] unterstreicht Samuel C. Florman (*1925) diese beglückenden Dimensionen am Ingenieursein. Er spielt hierbei direkt im Titel auf den Existentialismus an. Diese philosophische Strömung wird heute vermutlich v. a. mit den Namen Jean-Paul Sartre (1905–1980) und Albert Camus (1913–1960) verbunden, geht jedoch primär auf Søren Kierkegaard (1813–1855) zurück und wurde auch stark von Martin Heidegger (1889–1976) und Karl Jaspers (1883–1969) beeinflusst. Aktuell erfährt diese Denkrichtung einen erneuten Aufschwung im Umfeld des immer populärer werdenden Philosophen Markus Gabriel (*1980); dort ist dann von „Neo-Existentialismus“ die Rede [23]. Dies zeigt, dass die entsprechenden Grundgedanken nicht veraltet oder überholt sind. Im Existentialismus spielt der Begriff der Freiheit eine zentrale Rolle. Zudem wird, wie der Name schon sagt, Philosophie direkt mit der Existenz des bzw. der Einzelnen verbunden. In seinem Aufsatz „Die cartesianische Freiheit“ [24] hebt Sartre z. B. die Freiheit hervor, die beim kreativen Gestalten und beim Erkennen erfahren wird, wobei er in dieser Arbeit den Akzent v. a. auf das Erkennen legt. Florman dagegen – ohne dass er die Bezüge zum Existentialismus besonders sauber herausarbeitet – betont v. a. die beim technischen Schaffen erfahrene Freiheit und die damit verbundene Freude.

Nun kann man natürlich versuchen, diese Freude am Ingenieurwesen noch etwas genauer auszubuchstabieren als dies Florman tut. Ich denke, hierbei lassen sich mindestens drei Aspekte unterscheiden: eine spezifische Form der Freiheitserfahrung beim Arbeiten selbst (1), eine persönliche Genugtuung über das Resultat der Arbeit (2) und intersubjektive Anerkennung für dieses Resultat (3). Der erste Aspekt (1) mag vielleicht am schwierigsten zu fassen sein. Beim technischen Gestalten erfährt man eine bestimmte Form der Freiheit – und zwar eine Form, die praktisch jedes menschliche Freiheitserleben auszeichnet: nämlich nicht komplett losgelöst – wenn man so will: allmächtig – zu sein; menschliche Freiheit ist immer eine Freiheit innerhalb bestimmter Grenzen. Martin Seel (*1954) rekonstruiert diese Freiheit als ein Verhältnis von „bestimmen“ und „sich bestimmen lassen“ [25], einen Zustand, den er auch als „aktive Passivität“ umschreibt [26]. „Aktive Passivität“ ist nach Seel auch ein wichtiges Element eines gelingenden Lebens [27]. Und genau die gleiche Struktur kennzeichnet das technische Problemlösen. Die Erfahrung von Beschränkungen (*constraints*), die jedoch trotzdem einen gewissen Spielraum bei der Lösungsfindung lassen, ist typisch für das technische Tüfteln und macht seinen Reiz aus. Jede*r, der schon einmal konstruiert, programmiert oder etwas gestaltet hat, kennt das: Es gibt gewisse Vorgaben (funktionale, finanzielle, rechtliche, ökologische etc.); diese Vorgaben schreiben jedoch die Lösung nicht ein-zu-eins vor, sie müssen kreativ gedeutet und einer Lösung zugeführt werden [28]. Deshalb kommen sowohl verschiedene Personen wie auch verschiedene Unternehmen üblicherweise nicht zur exakt gleichen Lösung. Dies ist charakteristisch für die Freiheit beim technischen Gestalten.

Vor allem der Stolz auf das Resultat (2) und die Anerkennung durch andere Menschen (3) hängen eng mit der Erzähl- und Erklärbarkeit des Resultats zusammen. Menschen sind Geschichtenerzähler – und zwar nicht nur in den Künsten [29–31]. (Ich bitte die Leser*in bei „den Menschen“ hier vereinheitlichende Obertöne auszublenden. Menschen sind äußerst divers; und so sind auch die Geschichten, die sie erzählen.) Über Geschichten erklären wir uns den Verlauf des eigenen Lebens und einzelner Lebensepisoden. Die Wissenschaft kommuniziert ihre Ergebnisse in Form von unterhaltsamen und lehrreichen Geschichten [32]. Und auch die Technik lebt im Kern von ihrer Erzählbarkeit. Wie genau man die gesuchte Lösung gleich nochmal gefunden hat, macht man sich selbst in Form einer „Erlebniserzählung“ klar und diese teilt man auch mit Freunden, Kolleginnen und Kunden. Erzählungen bringen Sinn hervor, stellen Zusammenhänge her und erlauben eine emotionale Beziehung zum Dargestellten.

4 Die Kernthese: Big Data und AI verderben die Freude an der Technik

Die etwas provokative Kernthese dieses Aufsatzes ist nun, dass *Big Data* und *AI* diese mehrdimensionale Freude am technischen Arbeiten – mittelfristig – verderben. Wenn *Big Data* und *AI* dazu verwendet werden, technische Produkte und Prozesse zu verbessern oder gar – mit *AI* – neu zu entwerfen, fallen alle drei Glücksaspekte (1–3) weg, die im letzten Abschnitt identifiziert wurden. Aktives Gestalten oder Verbessern (1) ist nicht mehr nötig, da dies die *AI* übernimmt. Somit entfällt die aktive Freude am Tüfteln und Problemlösen und moderne Methoden überraschen uns (vgl. Abschn. 2) nur noch mit ihren Endergebnissen. Ein Stolz auf das Endprodukt (2) stellt sich nicht mehr ein, da man die Resultate ja nicht selbst erzielt hat. Eine intersubjektive Anerkennung oder Wertschätzung (3) bleibt ebenfalls aus, da die Leistung nicht autonom erbracht wurde.

Nun ist es nicht zu bestreiten, dass Menschen auch auf Dinge stolz sein können – und auch dafür Anerkennung und Wertschätzung ernten –, die sie nicht selbst geleistet haben. Man denke etwa an Kinder reicher Eltern, an Sportler*innen, die dopen, an wissenschaftliches Fehlverhalten, an die Nutzung von E-Bikes zu Sportzwecken etc. Trotzdem funktioniert dieses Verhalten nur in Einzelfällen, so mein Argument. Würden sich alle so verhalten, hörte das jeweilige System mittelfristig auf zu funktionieren. So ist es auch in der Technik: Stolz kann man nur auf das sein, was man selbst geleistet hat; und werden autonome Methoden noch mächtiger, komfortabler in der Verwendung und damit weiter verbreiteter, ist ihr Einsatz nicht mehr als nennenswerte Leistung zu betrachten.

Big Data und *AI* beeinträchtigen zusätzlich die Erzähl- und Erklärbarkeit von Technik, mit denen, wie angesprochen, die drei Glücksaspekte (1–3) eng verbunden sind. Wenn diese neuen Methoden sich tatsächlich durch

Undurchsichtigkeit auszeichnen, wie oben herausgearbeitet wurde (Abschn. 2), heißt dies auch, dass nicht mehr nachvollzogen werden kann, wie und warum genau bestimmte Lösungen erzielt wurden, eine rationale Rekonstruktion des Entscheidungsprozesses fällt ebenso weg, wie nette Anekdoten, die praktisch jeden technischen Entwicklungsprozess begleiten. Viele Ingenieurinnen und Ingenieure erzählen stolz, mit welcher neuen Schaufelgeometrie die Pumpe oder Turbine einen noch besseren Wirkungsgrad hat, mit welcher Kombination von Apparaten sie ihren verfahrenstechnischen Prozess endlich gut zum Laufen bekommen haben oder mit welchem Kniff in der Steuerung die Ausbeute oder Produktqualität nun deutlich gesteigert werden konnte – und ganz zentral dabei: die Techniker*innen erklären, wie sie auf diese Lösung gekommen sind und warum sie so gut funktioniert. (Ich nenne hier bewusst keine weiteren Beispiele der Gestaltung technischer Geräte, Prozesse und Produkte, da die Leserinnen und Leser damit sicher gut vertraut sind.) Solche Erfolgsgeschichten sind nicht zuletzt Verkaufsargumente, welche die Technik den Käufer*innen gegenüber nachvollziehbar macht und es ihnen erlaubt, eine Beziehung dazu aufzubauen. Seit Karl Marx (1818–1883) wissen wir, dass Waren nicht nur einen Gebrauchs-, sondern auch einen Tauschwert haben [33]. Dabei geht eine gewisse emotionale Komponente in den Tauschwert von Waren ein; dazu gehört das Design technischer Produkte und Apparate, aber auch die Geschichten, die um sie herum gesponnen werden. (Mittelbar kann beides auch Teil des Nutzwertes werden, da emotional besetzt Produkte u. U. sogar besser verwendet werden können [34].)

Aber nicht nur untereinander und ihren Kundinnen gegenüber erzählen Techniker Geschichten. Technikgeschichten spielen auch eine zentrale Rolle dabei, Menschen für die Ingenieurwissenschaften zu begeistern. Wie will man junge Leute dazu motivieren, sich mit Wissenschaft und Technik auseinanderzusetzen, wenn das aktive Verstehen und Gestalten in immer tiefere Algorithmenschichten abgeschoben wird? Technik wird dadurch einfach weniger „sexy“. Technikgeschichten reduzieren sich somit alle zu einem einheitlichen Muster: „Wir haben einfach diesen datenbasierten oder jenen *AI*-Ansatz machen lassen.“ Dabei mag es noch pffiffig sein, diese Entscheidung zu treffen, solange es noch nicht Gang und Gäbe ist. Sobald dies jedoch Standard ist, entfällt jeder Reiz. Technik wird damit nicht mehr sinnvoll erzähl- und erklärbar; die „Kunst“ an der Ingenieurskunst wird wegautomatisiert und das Ingenieurwesen damit unattraktiv.

5 Grundeinwand: Menschen haben sich schon immer durch Technik das Leben erleichtert

Der vermutlich offensichtlichste Einwand gegen die eben skizzierte Situation lautet, dass sich Menschen schon immer das Leben durch Technik erleichtert haben und damit auch

das technische Arbeiten selbst; trotzdem gibt es schließlich die Technikwissenschaften noch und sie machen auch immer noch Spaß (1). Es sind nun eben datenbasierte Methoden und *AI* technisch möglich und damit an der Zeit (2). Dass diese an der Zeit sind, sieht man auch daran, dass *Big Data* und *AI* eben nicht nur in der Technik selbst, sondern auch in vielfältigen anderen Feldern zum Einsatz kommen (3). Außerdem hat es historisch immer wieder Prognosen gegeben, wonach der Mensch bald überflüssig werde; bisher ist dies aber noch nicht eingetreten, darum wird es auch weiterhin so sein (4).

Auf diese Einwände (1–4) soll nun nacheinander eingegangen werden. Natürlich ist es richtig, dass Menschen seit je her bestrebt waren, sich das Leben zu erleichtern (1), ja diese Eigenschaft wird häufig sogar in die Definition der Technik mitaufgenommen [35]. Das Ausmaß und die Geschwindigkeit, in der dies aktuell geschieht, ist jedoch ein *Novum*. Das Besondere an diesem Ausmaß ist zudem, dass nun verstärkt auch geistige sowie grundsätzlich angenehme und bereichernde Tätigkeiten automatisiert werden. In der Robotik galt lange der Grundsatz, dass Automatisierung nur in Bereichen, die durch die „drei Ds“ gekennzeichnet sind, umgesetzt werden soll. Die „drei Ds“ stehen dabei für „dull“, „dirty“ und „dangerous“ [36]. Stimmen die oben angeführten Gründe und kann damit das technische Schaffen als etwas Bereicherndes betrachtet werden, ist es fragwürdig, ob man sich generell der Quelle dieser Freude berauben sollte. Nun kann man natürlich einwenden, dass es lediglich um das finale Produkt und seine Qualität geht, nicht um seine Hervorbringung. Jedoch trägt u. U. selbst die Freude am Hervorbringen neuer Technik etwas zur Qualität des Produktes bei – und zwar durch Geschichten und Eindrücke, die intersubjektiv geteilt werden können, und die somit aufgebaute Produktbindung (s. Abschn. 4). Zudem wäre es vermutlich doch ein Nachteil, wenn die Technik als Disziplin so unattraktiv wird, dass sich niemand mehr für dieses Berufsfeld entscheidet (vgl. ebenfalls Abschn. 4).

Nur weil etwas möglich ist, muss es noch lange nicht getan werden (2). Generell scheint es die Neigung zu geben, neue Entdeckungen erst einmal zu großzügig einzusetzen. In diesem Zusammenhang kann man sich daran erinnern, dass nach der Entdeckung der Radioaktivität vielfältige Kosmetik und Körperpflegeprodukte auf den Markt gebracht wurden, die mit radioaktiven Substanzen versetzt waren, etwa radioaktive Zahncreme [37]. Dies ist sicher möglich, aber langfristig nicht empfehlenswert. Auch über diesen recht speziellen Fall hinaus, ist der sogenannte „Zeitgeist“ nichts, das einfach von außen über uns hereinfällt. Dies entspricht einer überkommenen Geschichtsphilosophie, die z. B. auf Georg Wilhelm Friedrich Hegel (1770–1831) zurückgeht und vielfach überzeugend kritisiert wurde [38, 39]. (Die angesprochene überkommene Geschichtsphilosophie beerbt wiederum ein völlig veraltetes theologisches Weltbild [39].) Der „Zeitgeist“ ist nicht unabhängig von uns: Entscheidungen von Menschen prägen, was gerade an der Zeit

ist. Und diese Entscheidungen sollten in einem möglichst offenen und kritischen Diskurs gefällt werden.

Es mag auch sein, dass *Big Data* und *AI* bereits in vielen Bereichen angewendet werden (3). Daraus, dass eine Methode in einem anderen Bereich angewendet wird, kann jedoch nicht geschlussfolgert werden, dass diese auch in der Technikentwicklung selbst zum Einsatz kommen soll. Überhaupt kann logisch nicht von einem Ist-Zustand auf einen Soll-Zustand geschlossen werden. Dies wird als Sein-Sollen-Dichotomie bezeichnet und wurde zuerst – wenn auch noch nicht explizit unter diesem Namen – vom schottischen Philosophen David Hume (1711–1776) entdeckt [40]. Daraus, dass *Big Data* und *AI* etwa im Bankenwesen, in der Jurisdiktion, in der Medizin, in der Pädagogik etc. eingesetzt werden, kann nicht gefolgert werden, dass dies auch in der Technik geschehen soll (und es ist auch alles andere als klar, wie eine möglichst umfassende und langfristig angelegte Kosten-Nutzen-Abwägung in den genannten Bereichen ausfallen würde). Zudem muss man sich die Sondersituation der Technik vor Augen führen: Sofern wir *Big Data* und *AI* selbst zur Technik zählen, arbeiten Ingenieur*innen mit Hochdruck daran, sich selbst überflüssig zu machen. Während Banker, Rechtsberaterinnen, Ärzte oder Pädagoginnen noch behaupten können, sie würden von der Technik überrannt, prägen Ingenieur*innen selbst diese Technik mit.

Zuletzt ist es natürlich richtig, dass der Traum von der Automatisierung des Denkens historisch schon lange besteht: vom mittelalterlichen Theologen und Philosophen Raimundus Lullus (ca. 1232–1316), über den Mathematiker und Philosophen Gottfried Wilhelm Leibniz (1646–1716) bis zu Pionieren der modernen Informatik wie Charles Babbage (1791–1871) und Alan Turing (1912–1954) [14]. Allerdings kann nicht logisch daraus geschlossen werden, dass lange der ganz große Durchbruch ausblieb, dass dies auch weiterhin so sein wird. Die gegenwärtigen Entwicklungen zeigen zumindest bisher ungeahnte Erfolge, was die Automatisierung des Denkens angeht. An dieser Stelle soll es auch gar nicht weiter darum gehen, inwieweit sich menschliches Denken komplett automatisieren lässt. Ich möchte stattdessen auf folgendes Spannungsfeld hinweisen; auf der einen Seite: Wenn dies sowieso nicht in großem Ausmaß gelingt, warum widmen wir diesen Themen dann so viel Aufmerksamkeit und investieren so viel Geld? Auf der anderen Seite: Wenn sich das menschliche Denken dagegen weitestgehend automatisieren lässt, warum sollten wir dies wollen und uns selbst damit überflüssig machen? Es scheint recht unwahrscheinlich, dass mit immer mächtigeren *AI*-Methoden nur noch Künstler*innen die Erde bevölkern (und vielleicht lässt sich ja selbst die Kunst vollständig automatisieren ...). Vielmehr ist wohl eine sinnvolle und erfüllende Arbeit selbst Teil eines gelingenden Lebens [27]. (Was natürlich in keiner Weise implizieren soll, dass Kunst nicht sinnvoll ist, sondern nur, dass vermutlich nicht alle Menschen ihren Lebenssinn in der Hervorbringung von Kunstwerken finden; ganz zu schweigen von der Frage, wer

dann die ganzen Kunstgegenstände angemessen rezipieren sollte.)

6 Detailsinwand: Techniker*innen haben schon immer Modelle verwendet

Neben den globalen Einwänden, die im letzten Abschnitt adressiert wurden, liegt ein weiterer Detailsinwand nahe: Wenn hier gegen *Big Data* und *AI* polemisiert wird, müsste man dann nicht auch klassische Modelle im Ingenieurwesen ablehnen, denn diese beiden neuen Methoden sind doch auch nur eine Form der Modellierung? Ich meine nein. Klassische Modelle, wie etwa einfache algebraische Gleichungen, mechanische Modelle oder mechanistische Computermodelle lassen sich als (wie auch immer selektive) Abbilder der Wirklichkeit verstehen. Diese Abbilder werden bewusst und gezielt hergestellt, um etwas über das Abgebildete – oder das Urbild = die Wirklichkeit – zu lernen [41]. Es lassen sich Entsprechungen zwischen Modell und Wirklichkeit herstellen und aufzeigen sowie Vereinfachungen kommunizieren und kritisch diskutieren. Mit klassischen Modellen zeigen Menschen anderen Menschen etwas, wobei das Zeigen selbst eine zutiefst humane Tätigkeit ist, die etwa vom ausgestreckten Zeigefinger über das gemeinsame Betrachten von Urlaubsfotos bis zur Verwendung technischer Modelle reicht, was Lambert Wiesing (*1963) [42] im Detail herausgearbeitet hat. Zeigen ist also eine intentionale Handlung zwischen bewussten Subjekten, die daher häufig mit Erklärungen verbunden ist, wobei das Erklären wiederum eine narrative Dimension hat: Erklärungen sind eine Form von Geschichten. Und die Erzählbarkeit trägt, wie oben ausführlich begründet, zur Freude an der Technik bei.

Klassische Modelle sind somit transparent in Bezug auf ihren Einsatz bei der technischen Problemlösung. Einzelne Problemlösungsschritte können nachvollzogen und erklärt werden. Dagegen könnte man berechtigterweise einwenden, dass jede Art von Modell in gewisser Hinsicht intransparent ist. Wer weiß schließlich schon genau, wie ein Computer funktioniert, auf dem viele Rechenmodelle ausgeführt werden? Es ist jedoch für die Transparenz des technischen Problemlösungsprozesses völlig unerheblich, wie genau das Modell realisiert ist und ob diese Realisierung selbst bis ins kleinste Detail von der Nutzerin oder dem Nutzer verstanden ist, solange eine korrekte Repräsentation des Modellgehalts gewährleistet ist. Es geht darum, *was* das Modell abbildet und *wie* es die Abbildung realisiert, also wie eine Verbindung zwischen Modell und abgebildeter Wirklichkeit hergestellt wird. Dafür spielt es keine Rolle, ob etwa der Ingenieurin bewusst ist, warum genau der Bleistift, mit dem sie eine Skizze anfertigt oder eine Gleichung notiert, eine Spur auf dem Papier hinterlässt, wie der Taschenrechner, in den eine Gleichung eingetippt wird, hardwareseitig funktioniert oder wie der Code eines Simulationsprogrammes binär auf dem Prozessor ausgeführt wird. Wichtig für den präsentierten Gedankengang ist lediglich, dass alle Ver-

knüpfungen zwischen Eingangsgrößen, Zustandsvariablen, Ausgangsgrößen und Zielgrößen nachvollziehbar sowie die genannten Variablen selbst interpretierbar sind. Eine Analogie hierzu: Es ist unerheblich für die Transparenz und Nachvollziehbarkeit meines Gedankengangs, ob mein Gehirn dem/der Leser*in transparent ist. Dass $5 + 7$ gleich 12 ist, hängt nicht davon ab, wie diese Gehalte in meinem Gehirn oder einem Taschenrechner verkörpert sind [43]. Die angeführte einfache Rechenoperation ist verständlich und erklärbar aufgrund der Axiomatik der Mathematik und den daraus abgeleiteten Rechenregeln; diese machen die Verknüpfung von *Input* und *Output* transparent. Gehirnstrukturen und Gedankeninhalte sind also auf völlig unterschiedlichen Ebenen angesiedelt. Analog verhält es sich mit Modellgehalten und ihrer Implementierung auf bestimmten Hardware-Strukturen.

Nun ist es gerade die Intransparenz von *Big Data* und *AI* (vgl. Abschnitt 2), die eine Erzähl-, Erklär- und Interpretierbarkeit verhindert, wie sie bei klassischen Modellen – etwa dem oben angeführten Beispiel der numerischen Strömungssimulation (CFD) – noch möglich war. Bei einer datenbasierten Auswertung ist oft nicht mehr auszumachen, was wodurch genau abgebildet wird. Bei einem vielschichtigen künstlichen neuronalen Netz kann ebenfalls kaum mehr eine Entsprechung hergestellt werden zwischen der Wirklichkeit und Elementen des Netzes. Die einzelnen Knoten und Kanten entsprechen im Zweifelsfall nichts mehr, was sinnvoll gedeutet oder interpretiert werden kann; es sind z. T. auch deutlich zu viele, als dass man sie noch im Detail untersucht. Der genaue Zusammenhang von *Input* und *Output* ist somit unklar. Die Folge ist, dass man nur noch fasziniert auf die Ergebnisse blicken kann und es dabei wenig zu erklären oder zu erzählen gibt. Selbst die Schöpfer*innen sind diffus erstaunt und überrascht (vgl. Abschn. 2), was hier passiert; jedoch eine schöne – und v. a. erklärende – Geschichte lässt sich nicht angeben.

7 Eine steile Folgethese: Freude und Verantwortbarkeit hängen zusammen

In einem letzten inhaltlichen Schritt soll der technikinterne Blick auf *Big Data* und *AI* mit einer technikexternen Perspektive verknüpft werden, wobei die nun vorgetragene These sicher die spekulativste meines Aufsatzes ist. Diese letzte These besagt: Die subjektiven Freuden an der Technikentwicklung sind eng verwandt mit der Verantwortbarkeit von Technik. Die Zuschreibung von Verantwortung besteht in der Fähigkeit „Antwort“ zu geben [44]: zu erklären, wie es dazu kam, warum so entschieden wurde und ggf. mit wem gemeinsam. Dies ist nur möglich bei Technik, die (bis in ihre Feinstruktur) auf bewussten und verständlichen Entscheidungen beruht, also nur für eine transparente Technik. Bei *Big Data* und *AI* rutschen die relevanten Entscheidungen dagegen in ein „technisches Unbewusstes“ ab, in tiefe Algorithmenschichten, die nicht zugänglich sind –

oder zumindest gewöhnlich nicht zugänglich gemacht werden –, was die Verantwortbarkeit der so erzielten Resultate stark einschränkt. (Aus juristischer Perspektive nähert sich Neupert dem Zusammenhang von *AI* und Verantwortung in der Technik [45]; sein Zugang weist einige Gemeinsamkeiten mit meiner Analyse auf. Generell berühren sich die Fragen dieses Abschnitts mit dem Feld der Maschinenethik [46].)

Die genaue Verwandtschaft zwischen der Freude am technischen Arbeiten und der Verantwortbarkeit besteht also darin, dass beide z. T. auf den gleichen Mechanismen beruhen. Die bewussten Entscheidungen, die beim technischen Tüfteln und Problemlösen getroffen werden müssen, und ihr erwünschter Erfolg sind das, was Freude macht – besonders, wenn man anderen davon erzählen kann, dass und wie es am Ende geklappt hat. In der Lage zu sein, darüber zu sprechen und auf Rückfragen zu antworten, ist jedoch auch die Grundlage zur Übernahme von Verantwortung. Gegen intransparente Prozesse bei der Technikentwicklung wird hier für eine „Aufklärung“ des Entwicklungsprozesses argumentiert. Bekanntlich definierte Immanuel Kant (1724–1804) Aufklärung als „den Ausgang des Menschen aus seiner selbstverschuldeten Unmündigkeit“ [47]. Wir sollten uns also nicht selbstverschuldet unmündig machen und uns der Fähigkeit berauben, gehaltvolle Antworten zu geben, sondern technische Gestaltungsprozesse und Entscheidungen so transparent und intersubjektiv zugänglich wie möglich einrichten. Dabei ist die Verknüpfung von Technik und Aufklärung nicht neu [48]. In einem ganz ähnlichen Sinn – ohne jedoch auf *Big Data* und *AI* Bezug zu nehmen – hat bereits der Ingenieur und Philosoph Günter Ropohl (1939–2017) den Ausdruck „Technologische Aufklärung“ eingeführt [49].

8 Schluss

Im Kern der dargestellten Argumentation stand der Befund, dass Technik und die Entwicklung von Technik Freude machen. Diese Freude wurde aufgeschlüsselt als der Reiz, den das kreative Problemlösen bietet und die intersubjektive Anerkennung, die man für erfolgreiche Lösungen erfährt. Für diese Anerkennung wiederum ist es ganz zentral, dass man die entsprechende Leistung auch selbst – bzw. im Team – erbracht hat, und dass die genaue Leistung nachvollziehbar dargestellt werden kann. Nachvollziehbar wird Technikgestaltung durch Erklärungen zum und Erzählungen vom Entwicklungsprozess. Diese Erklär- und Erzählbarkeit ist auch eine wichtige Dimension der Verantwortbarkeit von Technik. Methoden wie *Big Data* und *AI* verdrängen sowohl die Freude beim Gestalten an sich wie auch die genaue Rechtfertigung von Gestaltungsentscheidungen. *Big Data* und *AI* – so die zugespitzte These – verderben daher die Freude am Ingenieurwesen.

Hier ging es also nicht um jeden Einsatz von *Big Data* und *AI*, sondern um mögliche Probleme, den diese Methoden in der Gestaltung von Technik aufwerfen. Während

manche Produkte selbst eine Bereicherung durch *Big Data* und *AI* erfahren mögen (wobei auch das natürlich im Detail zu prüfen ist), wurde hier dafür plädiert, die Entwicklung von Technik als ein im Kern menschliches Unterfangen aufzufassen; in den Worten von Henry Petroski (*1942): „To Engineer is Human“ [50]. Auch in der Technik ist daher nicht blind einem unreflektierten Trans- oder Posthumanismus das Wort zu reden (für eine prägnante Unterscheidung dieser beiden Bewegungen vgl. Loh [51]), sondern Technik ist als etwas zu verstehen, das Menschen frei für andere Menschen und für sich selbst gestalten, als etwas, das Technikerinnen und Techniker sowie Nutzer*innen gleichermaßen Freude macht. Man könnte dies auch als existentialistischen Zugang zur Technik bezeichnen oder – vielleicht noch treffender – als Humanismus der Technik.

Neben den oben bereits adressierten möglichen Einwänden gegen die vorgetragene Argumentation lassen sich sicher eine Vielzahl weiterer Kritikpunkte einwenden. Scheitern die Thesen nicht daran, dass *Big Data* und *AI* viel zu einfach charakterisiert wurden und dass es ein deutlich größeres Spektrum dieser Methoden gibt? Sind vielleicht nicht alle Spielarten so intransparent und undurchsichtig, wie hier unterstellt wurde? – Denn teils ist die Rede von *Explainable Artificial Intelligence (XAI)* [52] und auch das genannte DFG-Schwerpunktprogramm [2] setzt u. a. auf „Interpretierbarkeit“, „Verlässlichkeit“ und „Vertrauen“. Wurde in diesem Aufsatz zudem nicht ein unrealistisch romantisches und rückständiges Bild der Ingenieurwissenschaften gezeichnet, mit dem man heute nicht mehr wettbewerbsfähig sein kann? Sofern *Big Data* und *AI* selbst als Teil der Technik betrachtet werden können, sind auch diese gestaltbar. Ihre Entwicklung folgt keinem Zwang oder Naturgesetz. In diesem Sinne spreche ich mich dafür aus, zumindest Formen dieser Methoden einzusetzen und hervorzubringen, auf die die oben formulierten Kritikpunkte nicht zutreffen. Moralisch gewendet: Welche Spielarten von *Big Data* und *AI* wir in Zukunft bekommen und wofür sie eingesetzt werden, liegt in unserer Hand – oder sollte es zumindest liegen.

Doch im Endeffekt kann kein Einzelner sich im Vollsinn moralisch äußern. Moral ist – per Definition – etwas, das alle angeht, und muss daher auch gemeinsam ausiteriert werden. Eine gegenwärtig sehr weit verbreitete und in vieler Hinsicht plausible Position in der Ethik ist die sogenannte Diskursethik, die mit den Namen Karl-Otto Apel (1922–2017) und Jürgen Habermas (*1929) verbunden ist. Die Diskursethik beantwortet die Frage nach der Geltung moralischer Regeln in etwa so: Moralische Regeln gelten, weil Menschen sie sich selbst gegeben haben. Rückfrage: Wie haben sich Menschen diese Regeln gegeben – oder vielmehr: Wie sollten sie sich die Regeln gegeben haben? Antwort: in möglichst idealen Diskursen. Wann sind Diskurse ideal? – Wenn alle potentiell von den Folgen eines Handlungsbereiches Betroffenen an ihnen teilhaben und jeder das Recht hat, seine Meinung zu äußern sowie auf gleichberechtigte Berücksichtigung dieser Meinung [53]. In diesem

Sinne versteht sich mein Aufsatz als ein Beitrag zu einem solchen Diskurs darüber, welche Technik und welche Technikwissenschaften wir zukünftig wollen. Ich werfe folgende Antwort in den Ring: eine Technik, die Freude macht.

Ich bedanke mich ganz herzlich bei Rodrigo Queiroz de Albuquerque, Heiko Briesen, Frederik Luxenburger, Marco Meixner, Thomas Riller und Benedikt Schmieder (alphabetisch sortiert) für wertvolle Hinweise zum vorliegenden Text. Alle formulierten Positionen sowie sämtliche verbleibenden Ungenauigkeiten und Fehler gehen auf mein Konto. Open Access Veröffentlichung ermöglicht und organisiert durch Projekt DEAL.

Literatur

- [1] *Implementierung und Betrieb von Big-Data-Anwendungen in der produzierenden Industrie. Durchführung von Big-Data-Projekten*, VDI/VDE 3714 Blatt 1, Beuth Verlag, Düsseldorf **2019**.
- [2] www.rwth-aachen.de/go/id/hxszu (Zugriff am 11. Dezember 2020).
- [3] *Künstliche Intelligenz in der Industrie*, acatech, München **2020**.
- [4] M. Kuhn, W. Pietsch, H. Briesen, *Chem. Ing. Tech.* **2017**, 89 (9), 1126–1132. DOI: <https://doi.org/10.1002/cite.201700025>
- [5] M. Kuhn, H. Briesen, *Chem. Ing. Tech.* **2019**, 91 (9), 1229–1237. DOI: <https://doi.org/10.1002/cite.201800220>
- [6] M. Gabriel, *Der Sinn des Denkens*, Ullstein, Berlin **2018**.
- [7] J. Nida-Rümelin, N. Weidenfeld, *Digitaler Humanismus. Eine Ethik für das Zeitalter der Künstlichen Intelligenz*, Piper, München **2018**.
- [8] R. D. Precht, *Künstliche Intelligenz und der Sinn des Lebens*, Goldmann, München **2020**.
- [9] *Von Daten zu Wertschöpfung. Potenziale von daten- und KI-basierten Wertschöpfungsnetzwerken, Lernende Systeme – Die Plattform für Künstliche Intelligenz*, München **2020**.
- [10] W. Pietsch, *Philos. Sci.* **2015**, 82 (5), 905–916. DOI: <https://doi.org/10.1086/683328>
- [11] W. Ertl, *Grundkurs KI. Eine praxisorientierte Einführung*, 4. Aufl., Springer, Heidelberg **2016**.
- [12] D. Fasel, A. Meier (Hg.), *Big Data. Grundlagen, Systeme und Nutzungspotentiale*, Springer, Heidelberg **2016**.
- [13] O. Bendel, *350 Keywords Digitalisierung*, Springer, Heidelberg **2019**.
- [14] K. Mainzer, *Künstliche Intelligenz – Wann übernehmen die Maschinen?*, 2. Aufl., Springer, Heidelberg **2019**.
- [15] *Künstliche Intelligenz. Technologie | Anwendung | Gesellschaft* (Ed: V. Wittpahl), Springer, Heidelberg **2019**.
- [16] A. V. Joshi, *Machine Learning and Artificial Intelligence*, Springer, Cham **2020**.
- [17] F. Prietzel, Big Data is watching you: Persönlichkeitsanalyse und Microtargeting auf Social Media, in *Die Psychologie des Postfaktischen: Über Fake News, „Lügenpresse“, Clickbait & Co.* (Ed: M. Appel), Springer, Heidelberg **2020**, 81–89.
- [18] V. Mayer-Schönberger, K. Cukier, *Big Data. A Revolution That Will Transform How We Live, Work, and Think*, Houghton Mifflin Harcourt, New York **2013**.
- [19] C. Anderson, *The End of Theory: The Data Deluge Makes the Scientific Method Obsolete*, Wired, Boone, IA **2008**. [www.wired.com/2008/06/pb-theory/ (Zugriff am 11. Dezember 2020)]
- [20] W. Knight, The Dark Secret at the Heart of AI, *MIT Technol. Rev.* **2017**. www.technologyreview.com/2017/04/11/5113/the-dark-secret-at-the-heart-of-ai/ (Zugriff am 11. Dezember 2020).
- [21] *Big Data. A Primer* (Eds: H. Mohanty, P. Bhuyan, D. Chenthati), Springer, Heidelberg **2015**, 36–37.
- [22] S. C. Florman, *The Existential Pleasures of Engineering*, 2. Aufl., St. Martin's Griffin, New York **1994**.
- [23] M. Gabriel, *Neo-Existentialism*, Polity Press, Cambridge **2018**.
- [24] J.-P. Sartre, Die cartesianische Freiheit, in *Der Existentialismus ist ein Humanismus: Und andere philosophische Essays 1943-1948*, Rowohlt, Reinbek bei Hamburg **2018**, 122–144.
- [25] M. Seel, *Sich bestimmen lassen*, Suhrkamp, Frankfurt **2002**.
- [26] M. Seel, *Aktive Passivität*, Fischer, Frankfurt **2014**.
- [27] M. Seel, *Versuch über die Form des Glücks*, Suhrkamp, Frankfurt **1999**, 142–150.
- [28] N. Cross, *Design thinking*, Bloomsbury Academic, London **2013**.
- [29] B. Boyd, *On the Origin of Stories. Evolution, Cognition, and Fiction*, Harvard University Press, Cambridge **2009**.
- [30] M. Martínez, M. Scheffel, *Einführung in die Erzähltheorie*, 9. erweiterte und aktualisierte Aufl., C.H. Beck, München **2012**.
- [31] A. Koschorke, *Wahrheit und Erfindung. Grundzüge einer Allgemeinen Erzähltheorie*, Fischer, Frankfurt **2012**.
- [32] M.-D. Weitzel, W. M. Hecke, *Wissenschaftskommunikation – Schlüsselideen, Akteure, Fallbeispiele*, Springer, Heidelberg **2016**.
- [33] K. Marx, *Das Kapital. Kritik der politischen Ökonomie*, Band I, MEW 23, Dietz, Berlin **1962**, Erstes Buch, Erster Abschnitt, Erstes Kapitel, S. 52–98.
- [34] D. A. Norman, *Emotional Design. Why We Love (or Hate) Everyday Things*, Basic Books, New York **2004**.
- [35] C. Mitcham, *Thinking Through Technology. The Path Between Engineering and Philosophy*, The University of Chicago Press, Chicago **1994**.
- [36] J. Loh, *Roboterethik. Eine Einführung*, Suhrkamp, Frankfurt **2019**, 20.
- [37] L. Marschall, H. Holdinghausen, *Seltene Erden: Umkämpfte Rohstoffe des Hightech-Zeitalters*, oekom, München **2018**, vgl. S. 49–51.
- [38] K. R. Popper, *The Poverty of Historicism*, Harper & Row, New York **1964**.
- [39] O. Marquard, *Schwierigkeiten mit der Geschichtsphilosophie*, Suhrkamp, Frankfurt **1982**.
- [40] D. Hume, *A Treatise of Human Nature*, Clarendon, Oxford **1888**, 469.
- [41] H. Stachowiak, *Allgemeine Modelltheorie*, Springer, Heidelberg **1973**.
- [42] L. Wiesing, *Sehen lassen. Die Praxis des Zeigens*, Suhrkamp, Berlin **2013**.
- [43] M. Gabriel, *Ich ist nicht Gehirn. Philosophie des Geistes für das 21. Jahrhundert*, Ullstein, Berlin **2015**.
- [44] J. Sombetzki, *Verantwortung als Begriff, Fähigkeit, Aufgabe. Eine Drei-Ebenen-Analyse*, Springer, Heidelberg **2014**.
- [45] M. Neupert, *Chem. Ing. Tech.* **2020**, 92 (7), 960–966. DOI: <https://doi.org/10.1002/cite.202000020>
- [46] C. Misselhorn, *Grundfragen der Maschinenethik*, 4. durchgesehene und überarbeitete Aufl., Reclam, Ditzingen **2019**.
- [47] I. Kant, Beantwortung der Frage: Was ist Aufklärung?, *Berlinische Monatsschrift* **1784**, 12, 481–494.
- [48] H. Hastedt, *Aufklärung und Technik. Grundprobleme einer Ethik der Technik*, Suhrkamp, Frankfurt **1994**.
- [49] G. Ropohl, *Technologische Aufklärung. Beiträge zur Technikphilosophie*, Suhrkamp, Frankfurt **1991**.
- [50] H. Petrosky, *To Engineer is Human. The Role of Failure in Successful Design*, Vintage Books, New York **1992**.
- [51] J. Loh, *Trans- und Posthumanismus zur Einführung*, Junius, Hamburg **2018**.
- [52] <https://explainableai.com/> (Zugriff am 11. Dezember 2020)
- [53] J. Habermas, *Moralbewußtsein und kommunikatives Handeln*, Suhrkamp, Frankfurt **1983**, 53–125.