

01

KÜNSTLICHE INTELLIGENZ IM ARBEITSALLTAG

.....
Was hat KI mit Arbeitsalltag zu tun?
.....

Was kann KI und insbesondere maschinelles Lernen heute leisten?
.....

Maschinelles Lernen und Wissen in Organisationen
.....

KI im Arbeitsalltag am Beispiel der HR Arbeit
.....

KI im Arbeitsalltag am Beispiel der Ghost Workers
.....
.....

IMPRESSUM

Herausgeber:

Martin-Luther-Universität Halle-Wittenberg
Lehrstuhl für Personalwirtschaft und Business Governance
Große Steinstrasse 73
06108 Halle
www.personal.wiwi.uni-halle.de

Über die Autorinnen:

Prof. Dr. Anne-Katrin Neyer ist Inhaberin des Lehrstuhls für Betriebswirtschaftslehre, insbes. Personalwirtschaft & Business Governance an der Martin-Luther-Universität Halle-Wittenberg und Programmverantwortliche für den Masterstudiengang "M. Sc. Human Resource Management". Sie ist akademische Direktorin am Center for Leading Innovation and Cooperation (CLIC) an der HHL Leipzig Graduate School of Management.

Dr. Claudia Lehmann ist Geschäftsführerin des Center for Leading Innovation and Cooperation (CLIC) an der HHL Leipzig Graduate School of Management. Im Zentrum ihrer Arbeit stehen die Gestaltung von Systemen für die intelligente Dienstleistungserbringung (Smart Service Delivery) und die Produktivität von Dienstleistungen.

Zitation:

Neyer, A.K. & Lehmann, C. (2019). Künstliche Intelligenz im Arbeitsalltag. HR Insights, Vol. 1. DOI: <http://dx.doi.org/10.25673/32079>

Bildnachweis Deckblatt:

Bild Personen: By Rido - shutterstock.com

Bild Struktur: K!NGW!N - stock.adobe.com

Über HR Insights:

HR Insights ist eine Publikationsreihe des Lehrstuhls für Betriebswirtschaftslehre, insbes. Personalwirtschaft und Business Governance an der Martin-Luther-Universität Halle-Wittenberg. In dieser Publikationsreihe werden wir regelmäßig unsere aktuellen Forschungsergebnisse präsentieren.

Was hat KI mit Arbeitsalltag zu tun?

Das gesellschaftliche Leben und die Arbeit unterliegen einem weitreichenden technologischen und sozialen Wandel. Vor allem die Art und Weise, wie Produktions- und Dienstleistungen erbracht werden, ist zunehmend von einem komplexen, globalen und digitalen Wissens- und Arbeitsumfeld geprägt. Der Wandel an Berufsbildern, Arbeitsaufgaben und Tätigkeitsprofilen führt bei vielen Arbeitnehmern zu Unsicherheit, Besorgnis und Frustration. Künstliche Intelligenz (KI) wird in diesem Kontext „als vorherrschende Technologie der zukünftigen Zeit, die einen Paradigmenwechsel einleiten wird“ (Meyer & Reese, 2018: 3) beschrieben.

„Unsere Vision von KI in der Arbeitswelt: Ein Tag in einer smarten Arbeitswelt wird uns hoffentlich mehr Zeit schenken: wir müssen keine Formulare mehr ausfüllen, können unseren Geist von automatisierten Aufgaben befreien und haben mehr Zeit zuzuhören, Fragen zu stellen und Schlagwörter wie Gute Arbeit mit Leben zu füllen.“ (Anne-Katrin Neyer & Claudia Lehmann)

Laut verschiedenen Studien bestehen in Deutschland (noch) weitverbreitete Bedenken gegenüber dem Einsatz von KI: Zwar nehmen die Menschen bereits vielfach den praktischen Nutzen von KI-basierten Entscheidungsprozessen im Alltag wahr. Im Zuge der weiteren technologischen Entwicklung befürchten sie allerdings zunehmende Machtkonzentration und (individuelle) Kontroll- und Autonomieverluste. Künstliche Intelligenz lernt immer mehr, wie Aufgaben gelöst werden können, die bislang der menschlichen Intelligenz zugeschrieben wurden. Darunter fallen z. B. die Entscheidungsunterstützung bei der Diagnose von Krankheiten, der Einsatz von Chatbots im Kundenservice, aber auch die Algorithmen-unterstützte Auswahl von neuen Mitarbeitern. Gepaart werden diese technologischen Entwicklungen häufig mit einem Science-Fiction Verständnis von KI-Technologien im Sinne von Robotern, die sich irgendwann verselbständigen und schlimmstenfalls gegen den Menschen richten. Diese Form der „starken KI“ bleibt bis auf weiteres Science-Fiction. Die „schwache KI“ hingegen ist bereits jetzt in vielen Bereichen unseres Lebens im Einsatz. Oft geht es dabei um althergebrachte Aufgaben der Wissensarbeit, Fallbearbeitung in Versicherungen, das Navigationssystem im Auto, sprachgesteuerte Assistenzen im Wohnzimmer, automatische Vorschläge für neue Serien bei Streaming-Diensten etc. Alle diese Technologien, die den menschlichen Alltag erleichtern (können), sind Algorithmen-basiert und keinesfalls Zukunftsmusik.

Die obengenannten Beispiele und die kurze begriffliche Darstellung zeigen, was KI eigentlich macht, wo sie zum Einsatz kommt und was KI für jeden einzelnen Menschen bedeutet. Dennoch:

Künstliche Intelligenz ist für jemanden, der kein Data Scientist ist, nur schwer greifbar!

Hinzukommt, dass beim Thema KI Zielkonflikte zwischen Effizienz und Effektivität einerseits sowie ethischen Idealen andererseits unterstellt und wahrgenommen werden. Solange der Eindruck entsteht, für eine erfolgreiche Entwicklung und Anwendung von KI könne *Effizienz nur auf Kosten von Ethik* oder umgekehrt *Ethik nur unter Verzicht auf Effizienz* verwirklicht werden, wird es kaum möglich sein, vertrauensbildende und akzeptanzfördernde Orientierungen für die Menschen zu schaffen (Bozdog, 2013; Savulescu & Maslen, 2015). Damit dies funktionieren kann, muss **KI dringender denn je „greifbar“ gemacht werden**. Dazu müssen KI-Kompetenzen ausgehend vom aktuellen Wissensstand der jeweiligen Akteure aufgebaut werden. Eine Studie der Bitkom (2017) zeigt, dass ein erfolgreiches Zusammenspiel zwischen Mensch und Maschine ein Um- und Neudenken der organisationaler Strukturen erfordert, das Hand in Hand mit der Kompetenzentwicklung jedes Einzelnen gehen muss.

Warum?

Der aktuelle Stand von Forschung und Technik zeigt, dass moderne Informations- und Kommunikationstechnologien, bspw. Sensoren, assistierende mobile Endgeräte und Wearables weit verbreitet sind. Diese Systeme sind über verschiedene Kommunikationsstandards (z. B. IPv6) universell adressierbar und kommunikationsfähig. Die Vernetzung wird durch weitere Technologien zur automatischen Identifikation (z. B. RFID), Lokalisierung (z. B. GPS, Beacons), Suche und KI-Analyse (z. B. Semantik oder Deep Learning) weiter unterstützt. Bevor jedoch KI Verfahren in der Datenanalyse angewendet werden können und ihr Potenzial entfalten, müssen Daten aufwändig extrahiert, angereichert bzw. bereinigt werden. Die mit der Datenvorverarbeitung erreichbare Qualität ist entscheidend für den Erfolg der Datenanalyse, sodass der Aufwand für Datenvorverarbeitung und -integration meist dominiert (Nolle, Luetzgen, Seeliger, & Mühlhäuser, 2018; Zhou & Paffenroth, 2017). Die möglichen Potenziale werden zwar in zahlreichen Studien belegt (Ganzarain & Errasti, 2016), doch insbesondere kleine und mittlere Unternehmen (KMU) sind bisher eher zögerlich in der Anwendung (BMW, 2019). Darüber hinaus wurde im Rahmen unterschiedlicher Vorhaben die Forschung auf den Gebieten der vernetzten unternehmerischen Zusammenarbeit und der vernetzten Produktion vorangetrieben (Ganzarain & Errasti, 2016; Hölczli, Roth, Birkhold & Scheifele 2016). Eine

steigende Vernetzung bietet hier eine breite Möglichkeit für digitale Geschäftsmodelle und die Ergänzung der unternehmensspezifischen Stärken, welche häufig in Produktentwicklung, Produktion oder Vertrieb liegen. Die Digitalisierung verändert so die Leistungsangebote und die Leistungserstellung. In diesem Kontext ist es besonders wichtig, eine Balance zwischen dem sorgfältigen Umgang mit Daten und ihrer gemeinsamen Nutzung in Geschäftsökosystemen zu finden, welche auch als Schlüsselfähigkeit für den Erfolg in der Datenökonomie genannt wird (Otto, ten Hompel, & Wrobel, 2018). Diese veränderten Anforderungen an die Leistungserstellung gehen einher mit einem steigenden Bedarf an kreativen, gestaltenden Tätigkeiten, die oftmals funktions- und organisationsübergreifend stattfinden (Dworschak & Zaiser 2014; Ganzarain & Errasti, 2016). Die Fähigkeit der Unternehmen, eigenständig Methoden und Techniken der KI zu nutzen, um digital vernetzte Produkte und Dienstleistungen entwickeln zu können, hängt von den „Digitalisierungskompetenzen“ der Mitarbeitenden ab, z. B. Fähigkeit zur Analyse komplexer Daten und zum interdisziplinären Verständnis (Rau, Neyer, Schipanski, & Schweitzer, 2016; Velamuri, Bansemir, Neyer & Möslin, 2013). Konkret ergeben sich durch die Einführung von hybriden Wertschöpfungsmodellen vielfältige Anforderungen an die zukünftigen Arbeitsinhalte eines Großteils der Beschäftigten (Downes & Nunes, 2013; Dworschak & Zaiser, 2014; Fasching & Lange, 2005), u. a. eine steigende (spielerische) Technikaffinität, ein höheres Maß an Flexibilität von Arbeitsprozessen und Beschäftigten sowie mehr gestalterische Kreativität und kreative Problemlösekompetenz.

Diese Notwendigkeit wird durch Erfahrungsberichte aus der Berufspraxis untermauert, die aktuell noch einen zu hohen Grad u. a. an Unverständnis für die Notwendigkeit der Digitalisierung im Alltagsgeschäft, die Nichtbereitschaft zur Weiterentwicklung der vorhandenen Kompetenz, sowie Angst vor drohender Arbeitslosigkeit durch effizienzsteigernde KI-basierte Methoden. Allerdings zeigt eine Untersuchung von 1.500 Unternehmen von Wilson & Daugherty (2019), dass die deutlichsten Leistungszuwächse dann entstehen, wenn Menschen und Technik in hybriden Formen zusammenarbeiten.

Dabei verändert KI die Form, wie wir arbeiten, die Rollen und Aufgaben, die Menschen und Maschinen ein- und übernehmen sowie interaktive Arbeitsprozesse.

Um also die Vorteile der Mensch-Maschine Kooperation vollständig nutzen zu können, müssen Unternehmen und deren Mitarbeitende – ausgehend von ihrem aktuellen KI-Wissensstand – verstehen, wie Menschen die Leistungen von Maschinen am effektivsten steigern und das Potential

verschiedenster Algorithmen nutzen können, um mehr Freiraum für spezifisch menschliche Fähigkeiten, wie Mitgefühl, soziale Interaktion, Kreativität und Lösungsfindung in komplexen Situationen zu schaffen.

Wie?

Die zentrale Frage, die uns daher bewegt ist: Wie können wir verstehen, welche Möglichkeiten sich durch KI für die Arbeit in Organisationen ergeben. Gerade wenn es um die Schnittstelle zwischen Arbeitswelt und Technologie geht, braucht es eine integrierte Auseinandersetzung mit sowohl Organisations- als auch Technologie-basierten Wissensquellen. Erst durch diese Diskussion sind wir in der Lage, das sich dynamisch entwickelnde Feld der „KI in der Arbeitswelt“ so zu durchdringen, um damit in einem nächsten Schritt verantwortungsbewusst, nachhaltig und innovativ arbeiten zu können.

Was kann KI und insbesondere maschinelles Lernen heute leisten?

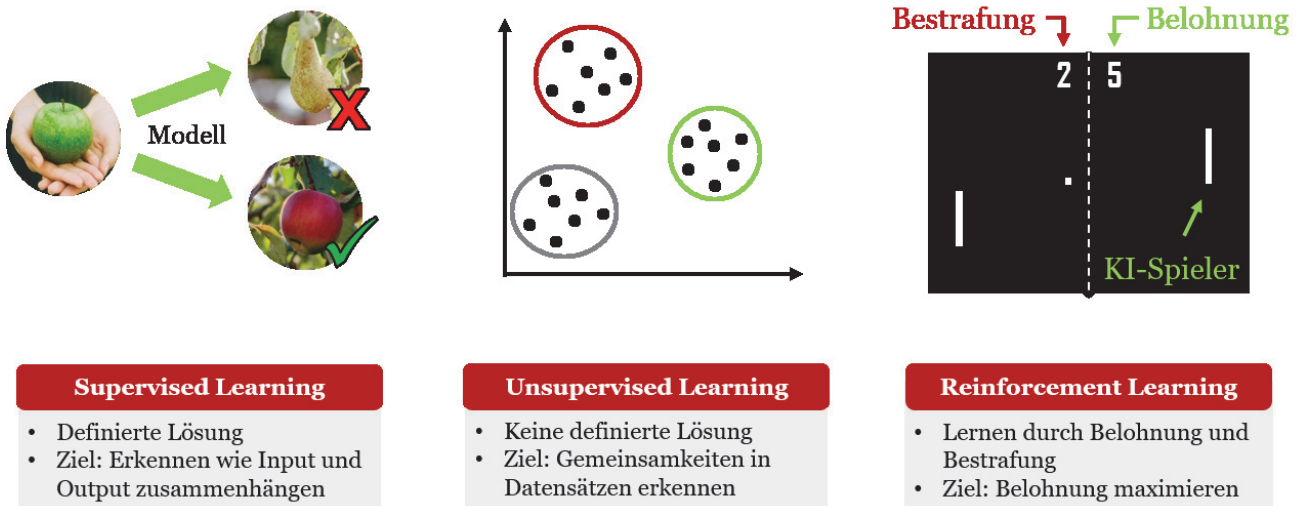
Menschen stellen Fragen und definieren Probleme, Maschinen oder Algorithmen erkennen Muster, die Menschen dann bewerten, kritisch evaluieren und daraus Lösungen entwickeln. (Neyer, 2018).

Neyer (2018) lehnt sich an die Arbeiten von Margaret Boden (Kognitionswissenschaftlerin, University of Sussex) an, die KI wie folgt definiert: „AI seeks to make computers do the sort of things that minds can do. Intelligence isn't a single dimension, but a richly structured space of diverse information-processing capacities. Accordingly, AI uses many different techniques, addressing many different tasks.“ (Boden, 2018: 1).

KI umfasst eine ganze Reihe von verschiedenen Rechenmethoden. Das „**maschinelle Lernen**“ nimmt dabei einen zentralen Stellenwert ein. Der Begriff „maschinelles Lernen“ fasst die Techniken zusammen, die Maschinen Zusammenhänge mit Hilfe von Trainingsdaten lernen lassen, in dem systematisch nach Mustern gesucht wird. Dabei wird die Leistung durch mehr Dateneingaben mit der Zeit verbessert. Neuronale Netze und tiefes Lernen, d. h. „Deep Learning“, stehen ebenfalls in enger Verbindung mit KI und werden fälschlicherweise oft austauschbar verwendet. Der wesentliche Unterschied ist, dass Deep Learning eine spezielle Methode des maschinellen Lernens ist. Die Modelle

(i.d.R. neuronale Netze) lernen direkt von den Rohdaten und „erkennen“ Zusammenhänge in den Daten.

Es werden drei verschiedene Arten von Maschinellern unterschieden: Supervised Learning, Unsupervised Learning, Reinforcement Learning (z.B. Jordan & Mitchell, 2015).



Eigene Darstellung

Supervised Learning oder „Lernen mit Lehrer“ funktioniert wie folgt: Der „Programmierer“ trainiert das System, in dem eine Liste von Eingaben (z. B. Bilder von Tieren) mit den entsprechenden Outputs (z. B. Bezeichnungen von Tieren) verbunden wird. Dabei wird kontinuierlich Feedback gegeben, ob der Output erreicht worden ist. Dieses Feedback in Form von Überwachung erfolgt allerdings nur in der Trainingsphase, nicht in der Anwendungsphase! Die zutreffende Antwort muss in der Trainingsphase vorhanden sein. Die Aufgabe des Algorithmus ist es, die Lücke zwischen dem Input (Eingabewerte) und dem Output (das vorgeschriebene Ergebnis) zu schließen. Wichtig ist, dass dem Computer viele Beispiele für richtige Antworten für **eine ganz bestimmte** Aufgabe gegeben werden. Es ist von Beginn an klar, was klassifiziert werden soll (z. B. Kennzeichnung einer E-Mail-Nachricht als Spam oder Nicht-Spam). Wichtig, und dies gilt auch für die zwei folgenden Arten des maschinellen Lernens: Die Voraussetzung für maschinelles Lernen ist, dass sehr viele Daten über ein bestimmtes Verhalten vorliegen. Einige sehr große Systeme werden im Training mit 36 Millionen Beispielen und mehr trainiert. Dies bedarf einer enormen Rechenleistung.

Beim **Unsupervised Learning** wird auch vom Lernen ohne Lehrer gesprochen. Unüberwachte Systeme lernen selbstbestimmt, indem sie mit einer vorgegebenen Menge an nicht gelabelten Daten „spielen“. Dabei steht das Ergebnis nicht fest, sondern es ist das Ziel, mögliche Muster und Klassifizierungen zu entdecken, die über das hinausgehen, was bislang als „Standard“ angesehen worden ist. Im Fokus steht damit das Entdecken von neuen Mustern und Klassifizierungen.

Beim **Reinforcement Learning** lernt das System selbstständig durch Belohnung bzw. Bestrafung. Das Programm startet dabei gewissermaßen ohne Vorwissen. Die einzige Vorgabe, welche die EntwicklerIn einprogrammieren, ist eine Verstärkung des Verhaltens, das zu einem gewünschten Ergebnis führt. Das Ziel wird vom Programmierer/ von der Programmiererin festgelegt, nicht aber der Weg wie das System das Ziel erreichen kann. Dies erfolgt durch Lernen im Rahmen der zugelassenen Aktionen. Eines der wohl bekanntesten Beispielen im Bereich Reinforcement Learning ist „Alpha Go Zero“, d. h. der Versuch herauszufinden, ob eine Maschine den amtierenden Weltmeister des Spiels „Go“ schlagen kann.

Was haben die Entwickler des Programms „Alpha Go Zero“ gemacht: Sie haben nur die Regeln eingegeben und überließen es der Maschine selbst zu lernen. Maschinen nutzen beim Spielen gegen sich selbst das Feedback (Belohnung/Bestrafung), um Muster zu erkennen und darauf aufbauend selbst Lösungen zu finden.

Der ausschlaggebende Punkt, den Wissenschaftlerinnen wie Margaret Boden unterstreichen, ist allerdings folgender: Die Leistung ist zwar beeindruckend, aber: Damit so etwas gelingen kann braucht die KI enorme Rechenleistung. In diesem Fall spielte die Maschine fünf Millionen Partien gegen sich selbst.

Maschinelles Lernen und Wissen in Organisationen

Warum ist maschinelles Lernen nun so eine große Sache, wenn es um die Wissensbasis und somit um die Wettbewerbsfähigkeit von Organisationen geht? Das lässt sich am Beispiel des Reinforcement Learning sehr gut verdeutlichen. Eine der großen Herausforderungen vor denen Organisationen stehen, ist die Frage wie implizites Wissen (Polanyi, 1966) explizit gemacht werden kann. Implizites Wissen bedeutet Wissen ohne sagen zu können wie man etwas macht. Jeder der schon einmal einem Kind das Fahrradfahren beibringen durfte, weiß wie schwierig es ist, dieses Wissen so zu beschreiben, dass es der andere versteht. Menschen können also z. T. nur sehr schwer artikulieren wie sie etwas machen. Würden wir Ke Jie fragen, wie er einen klugen Zug bei „Go“ durchführt, würde es ihm schwerfallen, seine damit verbundene Kognitionsleistung zu beschreiben. Bislang führte diese begrenzte menschliche Fähigkeit dazu, dass viele Aufgaben nicht automatisiert werden konnten. Das kann sich durch maschinelles Lernen ändern (Brynjolfsson & McAfee, 2017). Allerdings, und das ist ein zentraler Punkt, der bei aller Begeisterung bzw. Sorge, nicht vergessen werden darf und den Margaret Boden (2018: 22-23) in ihrem Buch unter der Überschrift „Künstliche Intelligenz: der heilige Gral“ unterstreicht: Nur weil die Computerleistung über die letzten Jahrzehnte so zugenommen hat, dass nun technische Umsetzungsmöglichkeiten im Kontext von KI möglich sind, von denen die

Vordenkerin der KI, Lady Ada Lovelace, um ca. 1840 nur träumen konnte, heißt das nicht, dass Probleme nur aufgrund dieser Computerleistung gelöst werden können. Es braucht neue Problemlösungsmethoden, wobei Effizienz eine zentrale Rolle spielt: Je weniger Berechnungen notwendig sind, umso besser. Kurzum: Probleme müssen lenkbar gemacht werden.

Aus Sicht der soziotechnischen Systemperspektive gilt es also zu verstehen, wie für das Lösen von Problemen im organisationalen Kontext ein Einklang zwischen technischer und sozialer Perspektive hergestellt werden kann. Bruno Latour bringt dies mit folgender Aussage sehr schön auf den Punkt:

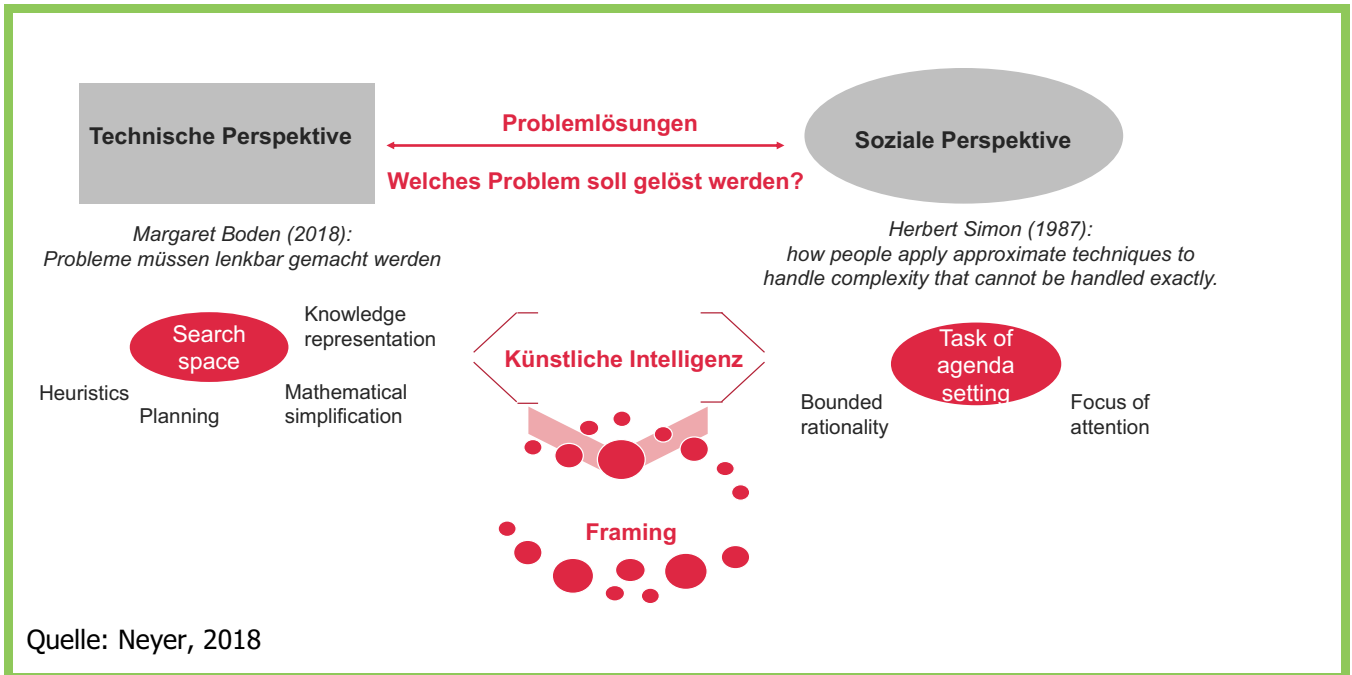
„Change the instruments and you will change the entire social theory that comes with them“. (Latour, 2010: 153)

Das heißt, wir können Lösungen für organisationale Herausforderungen nicht unabhängig von den verfügbaren Technologien entwickeln, derer wir uns bedienen und an deren Weiterentwicklung Menschen forschen.

Im Vordergrund steht dabei aus einer sozialen Perspektive die zentrale Frage „Welches Problem soll gelöst werden?“. Der erste Schritt für die Problemlösung ist die Aufgabe des „Agenda Settings“. Warum dies so wichtig ist, liegt in der Natur des Menschen und in der Natur von Organisationen. Herbert Simon geht von einer eingeschränkten Rationalität des Menschen aus, d. h. die kognitiven Fähigkeiten des Menschen sind beschränkt, wodurch seine Entscheidungsfindung auch nur bedingt rational stattfinden kann. Das führt u.a. dazu, dass Menschen ihre Aufmerksamkeit („focus of attention“) auf eine Aufgabe legen und andere sozusagen ausblenden (Simon et al., 1987). Wie bereits gesagt, schaffen es Maschinen unter sehr bestimmten Voraussetzungen (siehe „Alpha Go Zero“) Menschen in ihrer Kognitionsleistung zu übertreffen. Allerdings – und das ist der spannende Punkt – erst nachdem die Frage gestellt worden ist: Welches Problem soll gelöst werden? Wenn diese Frage klar ist, dann können Probleme aus technischer Sicht lenkbar gemacht werden, wenn genügend Daten zur Verfügung stehen. Ist dies der Fall, kann aus einer technischen Perspektive unter der Verwendung von verschiedenen mathematischen und statistischen Techniken das klar definierte Suchfeld („search space“) bearbeitet werden. An dieser Stelle setzt das Zusammenspiel von KI und organisationale Herausforderungen an.

Der springende Punkt ist dabei aber folgender: Während Menschen in der Lage sind das Gelernte in andere Kontexte zu transferieren, können Maschinen das (bis dato) noch nicht. Margaret Boden spricht in diesem Zusammenhang von einem „Framing Problem“ (Boden, 2018). Dieses Problem der Kontextualisierung kommt daher, dass Maschinen im Gegensatz zu Menschen kein Gefühl für Relevanz haben. Sie können – wenn es genügend Daten gibt – Lösungen für sehr spezifische Fragen

entwickeln, können dieses Gelernte aber nicht ohne Weiteres in einen anderen Kontext übertragen. Diese Transferleistung ist es, welche uns Menschen auszeichnet. Maschinen können dabei helfen, uns die nötigen Freiräume zu schaffen, um diese Transferleistung zu erbringen und damit innovative Lösungen zu entwickeln. Wie? Indem sie uns Menschen durch die datenbasierte Mustererkennung bei der Entscheidungsfindung unterstützen.



KI im Arbeitsalltag am Beispiel der HR Arbeit

Die Arbeitswelt von Menschen und Maschinen wird um die Entwicklung von Lösungen für Kundenbedürfnisse herum gebaut: Welches Problem soll gelöst werden? Das ist nichts Neues, kann aber durch die zunehmende Digitalisierung in anderen Dimensionen als bisher gedacht werden. Dabei spielt KI in vielen Bereichen des Arbeitsalltags eine zentrale Rolle. Wir geben hier einen kurzen Einblick in zwei davon: (1) KI in der HR Arbeit und (2) KI und Ghost Workers.

Stellen Sie sich zunächst folgende Situation vor: Frau Bach und Herr Fluss leiten als Topsharing Team die HR Abteilung eines größeren mittelständischen Unternehmens. Sie haben in den Medien die Thematik um KI in der HR Arbeit verfolgt, finden den Ansatz spannend und stehen jetzt vor der Frage, ob sie mit einer Algorithmen-basierten Software im Recruiting arbeiten möchten. Wie würden Sie entscheiden? Welche Entscheidungskriterien würden Sie definieren und welche Fragen würden Sie den Software-Anbietern stellen?

Aus unserer Sicht muss sich, neben einem Wissen über maschinelles Lernen und neuronale Netze, jede/r verantwortungsbewusste HR Verantwortliche/r vor dem Kauf bzw. der Integration einer KI-basierten Software-Lösung folgende Fragen stellen:

Was ist das Problem, das gelöst werden soll? Mit welchen Daten wurde die Maschine trainiert bzw. soll sie trainiert werden? Woher stammen die Daten (Datenqualität)? Was passiert, wenn die Faktoren, die als relevant ausgewählt worden sind, plötzlich nicht mehr relevant sind? Denn:

Maschinen sind nur so intelligent wie der Datensatz mit dem sie trainiert werden.

Wenn nun also überlegt wird, mit welchen Daten im Rahmen des Einsatzes von KI zum Beispiel im Recruiting gearbeitet werden kann, dann gilt es folgendes zu beachten: Die verfügbaren, gelabelten Daten müssen in Trainings- und Testdaten aufgeteilt werden. Die Testdaten sind wichtig, um die Qualität zu evaluieren und auf Verallgemeinerung (im Rahmen der verfügbaren Daten) zu prüfen. Wichtig ist auch, dass Algorithmen „aus der Vergangenheit“ lernen. Das führt zu der Frage: Welche Daten liegen im HR Bereich überhaupt vor? Welche Muster sind in den Daten enthalten, aus denen das System lernen kann? Treffen wir folgende hypothetische Annahme: In einem Unternehmen wurde bislang noch nie eine Frau als Ingenieurin angestellt und es arbeiten primär Menschen aus Deutschland im Management. Was lernt das KI Recruiting System nun aus diesen Daten? Richtig: Frauen und Menschen aus anderen Ländern als aus Deutschland scheinen weniger wahrscheinlich eine Position im Management zu besetzen. Um dieser Problematik entgegenzutreten, müssen solche Verzerrungen aus den Algorithmen entfernt werden. Das braucht Zeit und eine Auseinandersetzung mit der Ausgangsfrage: Welche Daten liegen im Unternehmen (z. B. in Form von Lebensläufen, mit denen die Maschine trainiert wird) überhaupt vor? Ein weiterer Aspekt, ist die Frage: Was passiert, wenn sich die notwendigen Kompetenzen ändern? Was ist, wenn gemerkt wird, dass die bislang im Unternehmen als relevant identifizierten Kompetenzen in den Hintergrund treten und dafür andere Kompetenzen wichtiger werden? Wie kann das in dem für das maschinelle Lernen notwendige Training abgebildet werden, mit welchem zeitlichen und finanziellen Aufwand ist ein solches Training verbunden?

Ausgehend von der Perspektive des Unternehmens, möchten wir nun einen Blick auf die Bewerber/innen-Seite werfen und den Schutz der eigenen Daten. Dazu möchten wir mit Ihnen ein kurzes Gedankenspiel machen.

Nehmen wir einmal an, dass Sie begeisterte/r Nutzer/in von Angeboten von Streaming Diensten sind wie z. B. Netflix. Hier sammeln Algorithmen viele Informationen über viewing patterns, Vorlieben etc.

Stört Sie das? Ein anderes Beispiel: Sie pflegen regelmäßig Ihre Xing, LinkedIn, Twitter, Instagram Profile und werden von einem Unternehmen kontaktiert mit dem Text: „Hi, wir finden Dein Profil sehr spannend, lass uns doch mal chatten.“ Stört Sie das? In vielen Fällen ist die Antwort „nein“. Warum?

- Weil wir davon profitieren: Wir bekommen passgenaue Vorschläge, profitieren von schnellen Entscheidungswegen etc. Die Algorithmen nehmen uns „Arbeit“ ab, schaffen uns vielleicht sogar Freiräume für anderes?
- Weil wir darüber nicht nachdenken?
- Weil wir die Nutzungsbestimmungen nicht im Detail gelesen haben?

Einige Bücher zu diesem Thema von amerikanischen Autor/innen zeigen, was in Amerika bereits gängige Praxis ist und sie verweisen immer wieder auf die DSGVO. Nichtsdestotrotz werden auch Beispiele angeführt, in denen es Unternehmen möglich ist, ohne Verletzungen der DSGVO eine Vielzahl an Nutzerdaten zu erheben. Wenn wir nun also über Datenschutz und KI in der Arbeitswelt sprechen, dann ist aus unserer Sicht eine zentrale Frage ausgehend von dem zuvor gesagten: Wo liegt der (Mehr)-Wert für jeden Einzelnen, wenn z.B. der Recruitingprozess KI-basiert stattfindet? Wenn sich jeder und jede Einzelne bewusst, und hier meinen wir wirklich bewusst, nach einem kritischen Lesen aller „Nebenwirkungen“, dafür entscheiden könnte, dass der Recruitingprozess KI-basiert vollautomatisiert stattfinden und er oder sie dafür innerhalb von wenigen Tagen oder ggf. Stunden wüsste, ob er oder sie seinen/ihren Traumjob bekommt oder nicht, dass der/die Einzelne wüsste, dass keine persönlichen Befindlichkeiten der HRler in die Entscheidung einfließen, wäre das dann in Ordnung? Und lassen Sie uns noch einen Schritt weitergehen:

Was muss jeder und jede Einzelne in diesem Fall über mögliche „Nebenwirkungen“ wissen, um überhaupt die Entscheidung über den Umgang mit den eigenen Daten treffen zu können?

Wären Unternehmen bereit, sich in die „Karten schauen zu lassen“ und Bewerber/innen transparent und „auf einen Blick“ darüber zu informieren, wie ihre KI arbeitet? Können sie das überhaupt? Diesen und anderen Fragen geht das KI-HR Lab nach.

Das KI-HR Lab: Probieren, lernen, machen

Die Vision des KI-HR Lab

Künstliche Intelligenz (KI) wird in allen Lebensbereichen relevanter, auch für HR. Mensch und Maschine können gemeinsam Dinge verändern: Zum Guten, zum Schlechten? Für wen? Es ist Zeit, diese Diskussion interdisziplinär, an der Schnittstelle zwischen Wissenschaft und Praxis zu führen. Getrieben von der Begeisterung für das Thema und die Freude an der Gestaltung von KI und HR haben sich Ende 2018 der Lehrstuhl für Personalwirtschaft und Business Governance an der Martin-Luther Universität Halle-Wittenberg (MLU) und die Fachgruppe Strategisches Personalmanagement im Bundesverband der Personalmanager (BPM) kennengelernt und die Idee des KI-HR Labs ist entstanden: Eine verantwortungsvolle Diskussion über KI & HR braucht den Mut, Dinge auszuprobieren.

Das Ziel des KI-HR Lab

Das Ziel des KI-HR Lab ist die Ausgestaltung einer Plattform, die es ermöglicht KI verständlich zu machen und prototypisch für Unternehmen im Kontext von HR erfahrbar zu machen. Dabei basiert das Lab auf den drei Säulen „(Er)Leben, (Er)Arbeiten sowie (Er)Lernen“. Diese Kernelemente ermöglichen es, das Experimentieren zu ausgewählten Fragestellungen zu KI und HR in Form von Vorträgen, interaktiven Workshops und Expertengesprächen zu ermöglichen. Dabei ist die gelungene Einbindung verschiedenster Akteursgruppen für eine ergebnisoffene und verantwortungsvolle Diskussion von KI in HR zentral. Jeder von ihnen nimmt hierbei unterschiedliche Blickwinkel und Sichtweisen ein. Eines sollte alle Partnern gemeinsam haben, die sich im Rahmen des KI-HR Labs einbringen möchten: das Bedürfnis besser zu verstehen, wie HR, Führung, Partizipation, Chancengleichheit und Teilhabe für eine motivierende, ethische und gesunde Arbeitsgestaltung durch den Einsatz von KI gestaltet werden kann bzw. wo auch mögliche Grenzen liegen.

Nähere Information zum KI-HR Lab unter:

- *personal.wiwi.uni-halle.de*
- *Fichtner, Fischer, Michael, Neyer (2019).*
- *Zwischen Skepsis und Euphorie. KI in der Personalarbeit:*
(https://www.bpm.de/sites/default/files/bpm-service-24-ki_in_der_personalarbeit.pdf)

KI im Arbeitsalltag am Beispiel der Ghost Workers

In der aktuellen Diskussion um KI im Arbeitsalltag dreht sich sehr vieles darum, ob und wenn ja, in welcher Form die Arbeitsleistung der KI die von Menschen ersetzen kann. Dabei wird sehr häufig vergessen, dass bislang in jeder KI sehr viel menschliche Arbeit steckt. Überall auf der Welt arbeiten sogenannte Ghost Workers und trainieren die Algorithmen, in dem sie Daten labeln, aufbereiten oder der KI an Stellen weiterhelfen, wo diese aufgrund der Art der Aufgabe (z. B. in Form einer komplizierten Textanfrage bei einem Chatbot) an ihre Grenzen kommt. In ihrem Buch „Ghost Work: How to stop silicon valley from building a new global upperclass“ diskutieren Mary L. Gray und Siddarth Suri die Frage, wer denn die Menschen sind, deren Arbeitsalltag dadurch geprägt ist, dass sie die KI trainieren (Gray & Siddarth, 2019). D. h. wer sind die Menschen, die hinter der KI stehen, über deren Existenz und Bedeutung für die KI allerdings bislang nur sehr wenig diskutiert wird. Der Arbeitsalltag von „Ghost Workers“ ist in vielen Fällen durch repetitive Aufgaben und eine sehr geringe Bezahlung pro gelöster Aufgabe (z. B. 1 Cent) gekennzeichnet. Dazu kann Vereinsamung kommen, da die Aufgaben überall auf der Welt – ortsungebunden – von jedem Rechner bearbeitet werden können. Vereinzelte Unternehmen wie z. B. Samasource arbeiten daran, Rahmenbedingungen zu schaffen, in denen bessere Arbeitsbedingungen für „die Menschen hinter der KI“ geschaffen werden.

„But this is why conversations around ethical AI supply chains are so vital to have now. Before it starts moving out of their four walls, we have to make sure we set the standards, and this market doesn't go the way of apparel factories. There is a huge opportunity to ensure this [labelling] industry is a positive force.“ (Leila Janah, founder and chief executive of Samasource, a San Francisco-based data labelling vendor with offices in Kenya, Uganda, and the US) (Murgia, 2019)

Dennoch ist die Zahl der „Ghost Workers“, die auf digitalen Plattformen wie z. B. Amazon Mechanical Turk für sehr wenig Geld Aufgaben lösen, nur sehr schwer zu schätzen. Und das, obwohl sich ein eigenständiger Markt für Data-Labeling gebildet hat. Eine Analyse des Unternehmens Cognilytica im Januar 2019 hat gezeigt, dass der Markt für externe Data Labeling Lösungen bei 150 Millionen Dollar im Jahr 2018 lag. Schätzungen gehen davon aus, dass dieser auf bis zu einer Milliarde im Jahr 2023 wachsen kann (Murgia, 2019).

Warum? Laut einem McKinsey Bericht aus dem Jahr 2018 ist das Labeling eine der größten Herausforderungen der KI, noch. Das kann sich ändern, wenn die Methoden des Reinforcement Learnings weiter vorangeschritten sind, oder immer mehr quasi Semi-Reinforcement Learning Ansätze zum Einsatz kommen. Die sogenannten **Generative adversarial networks (GANs)** sind semi-supervised Lernmethoden, d. h. eine spezifische Architektur von neuronalen Netzen, in denen zwei Netzwerke miteinander konkurrieren und dadurch voneinander lernen (z.B. Rocca, o.J.; Goodfellow et al., 2014). Wenn wir das Beispiel nehmen, dass erkannt werden soll, wie eine Katze aussieht, dann versucht in diesem Fall das eine Netzwerk zwischen echten und unechten Bildern von Katzen zu unterscheiden, während das „gegnerische Netzwerk“ versucht das andere „auszutricksen“, indem möglichst viele Bilder von Katzen produziert werden, die zwar Katzen sehr ähnlich sehen, aber keine sind. Wenn nun die beiden Netzwerke gegeneinander spielen, dann wird die Darstellung des Modells einer Katze immer genauer. Kurzum, die beiden neuronalen Netzwerke spielen gegeneinander mit dem Ziel aus den Ergebnissen des jeweils anderen Netzes zu lernen.

Mit diesem Wissen könnte argumentiert werden, dass „Ghost Workers“ nur ein vorübergehendes Phänomen sind, über das wir uns in den Debatten über die ethischen Aspekte der KI keine Gedanken machen müssen: Die fortschreitende technologische Entwicklung wird diese in vielen Fällen prekären Arbeitsbedingungen, die durch sie entstanden sind, auch wieder abschaffen. Die Frage ist nur, wann dies der Fall sein wird und ob bis dahin die Diskussion um KI in der Arbeitswelt geführt werden kann bzw. darf, ohne die Menschen hinter der KI und ihre Leistung für die Anwendung der KI in unserem Arbeitsalltag entsprechend wertzuschätzen.

Zusammenfassung

Auch wenn sowohl die individuelle als auch gesellschaftliche Wahrnehmung über die Rolle von KI in unserem Arbeitsalltag von vielen Faktoren beeinflusst wird, hat sie sicherlich eines gemeinsam: Die Suche nach bekannten Mustern. Was zeigt sich in dieser technologischen Entwicklung, was der Mensch bereits kennt? An dieser Stelle liegt aus unserer Sicht eine der zentralen Herausforderungen in der Diskussion: Wir sind an vielen Stellen noch nicht bereit, uns mit dem stattfindenden Paradigmenwechsel in der Gestaltung des Mensch-Maschine Verhältnisses systematisch und vor allem interdisziplinär auseinanderzusetzen. Bislang war es so, dass der Mensch der Maschine etwas beibringt, nun findet immer stärker eine Mensch-Maschine Kooperation statt. Was heißt das also für die zukünftige Gestaltung der Arbeitswelt?

„Man muss vieles ausprobieren, um das, was man nicht kennt, proaktiv und verantwortungsvoll zu gestalten.“ (Anne-Katrin Neyer)

Wir werden diese Frage nicht abschließend beantworten können. Es ist auch schwierig vorherzusagen, welche der Anwendungsfelder von KI in der Arbeitswelt, u. a. in der HR-Arbeit, sich in den kommenden Jahren rückblickend als menschliche Glanzleistung für unsere Gesellschaft herausstellen wird – und welche nicht. Eines ist allerdings nicht erst seitdem Einzug der KI in die Arbeitswelt offensichtlich: Veränderte Rahmenbedingungen brauchen ein Neudenken von Organisationen, eine ehrliche Diskussion über das *wie* Zusammenarbeit gestaltet werden soll, und das Einbeziehen möglichst vieler Stakeholder innerhalb und außerhalb der Organisation. Rachel Thomas, die Gründerin von fast.AI, spricht sich dafür aus, dass die Exklusivität der KI Forschung aufgehoben werden muss: „Wir brauchen mehr unpassende Menschen im KI-Feld“ (Thomas, 2018). Möglicherweise erfordert der Paradigmenwechsel hin zur Mensch-Maschine-Kooperation in der Arbeitswelt ein neues Verständnis von Diversity, um durch die technologischen Möglichkeiten durch KI Lust auf Zukunft zu machen und KI-Technologien zu nutzen, um unsere Fähigkeiten zu stärken. Dazu braucht es die Offenheit und Begeisterung, Visionen auszuprobieren, ohne dass gleich das „Aber“ ins Spiel kommt.

Literaturverzeichnis

Bitkom. (2017). **Künstliche Intelligenz: Wirtschaftliche Bedeutung, gesellschaftliche Herausforderungen, menschliche Verantwortung.** URL: <https://www.bitkom.org/Bitkom/Publikationen/Entscheidungsunterstuetzung-mit-Kuenstlicher-Intelligenz.html>, eingesehen am: 08.10.2019

Boden, M. A. (2018). **Artificial Intelligence: A Very Short Introduction.** Oxford: Oxford University Press.

Bozdog, E. (2013). Bias in algorithmic filtering and personalization. **Ethics and information technology**, 15(3): 209-227.

Brynjolfsson, E., & McAfee, A. (2017). **Machine, Platform, Crowd: Harnessing Our Digital Future.** W. W. New York: Norton & Company.

Bundesministerium für Wirtschaft und Energie (BMWi). (2019). **Mittelstand-Digital - Strategien zur Digitalen Transformation der Unternehmensprozesse.** URL: https://www.bmwi.de/Redaktion/DE/Publikationen/Mittelstand/mittelstand-digital.pdf?__blob=publicationFile&v=6, eingesehen am: 08.10.2019

Chui, M., Manyika, J., & Miremadi, M. (2018). What AI can and can't do (yet) for your business. **McKinsey Quarterly**, 2018(1): 97-108.

- Downes, L., & Nunes, P. (2013). Big Bang Disruption. *Harvard Business Review*. 44-56.
- Dworschak, B., & Zaiser, H. (2014). Competences for Cyber-physical Systems in Manufacturing – First Findings and Scenarios. *Procedia CIRP*, 25: 345-350.
- Fasching, H., & Lange, R. (2005). *Sozial managen. Grundlagen und Positionen des Sozialmanagements zwischen Bewahren und radikalem Verändern*. Bern-Stuttgart-Wien: Haupt Verlag.
- Fichtner, U., Fischer, S., Michael, A., Neyer, A.-K. (2019). Künstliche Intelligenz: Probieren, lernen, machen, S. 282-290. In: Schwuchow, K. & Gutmann, J. (Hrsg.): *HR-Trends 2020: Agilität, Arbeit 4.0, Analytics, Talentmanagement*. Haufe Group.
- Ganzarain, J., & Errasti N. (2016). Three stage maturity model in SME's toward industry 4.0. *Journal of Industrial Engineering and Management (JIEM)*, 2016(9): 1119–1128.
- Gray, M. & Siddarth, S. (2019). *Ghost Work: How to Stop Silicon Valley from Building a New Global Underclass*. Houghton Mifflin Harcourt.
- Goodfellow, I., Pouget-Abadie, J., Mirza, M., Xu, B., Warde-Farley, D., Ozair, S., Courville, A. & Bengio, Y. (2014). Generative adversarial nets. *Advances in neural information processing systems*: 2672-2680.
- Hölczli, A., Roth, M., Birkhold, M., & Scheifele, C. (2016). *Anwendungen, Funktionen und Technologien für Industrie 4.0 – Forschungspotenziale und Handlungsempfehlungen: Basistechnologien für Industrie 4.0 – DFAM-Studie zum Stand der Technik und aktuellen Forschungs- und Entwicklungspotentialen für KMU*. Abschlussbericht der Studie. Nürnberg.
- Jordan, M.I., Mitchell, T.M. (2015). *Machine Learning: Trends, perspectives, and prospects*. Science, Vol. 349 (6245): 255-260.
- Latour, B. (2010). Tarde's idea of quantification. In M. Candea (Hrsg.), *The social after Gabriel Tarde: Debates and Assessments*. 145-162. Abington: Routledge.
- Meyer, W. & Reese, H. (2018). *Künstliche Intelligenz als Innovationsbeschleuniger im Unternehmen: Zuversicht und Vertrauen in Künstliche Intelligenz*. URL: <https://www.pwc.de/de/digitale-transformation/ki-als-innovationsbeschleuniger-in-unternehmen-whitepaper.pdf>, eingesehen am 08.10.2019.
- Murgia, M. (2019). *AI's new workforce: the data-labelling industry spreads globally*. URL: <https://www.ft.com/content/56dde36c-aa40-11e9-984c-fac8325aaa04>, eingesehen am 08.10.2019
- Neyer, A.-K. (2018). *Künstliche Intelligenz: Wundertüte oder Impulsgeber für eine innovative HR Arbeit?* Vortrag auf dem Treffen der BPM Fachgruppe Strategisches Personalmanagement am 25.10.2018 in Friedrichshafen.
- Nolle, T., Luetzgen, S., Seeliger, A., & Mühlhäuser, M. (2018). *Analyzing business process anomalies using autoencoders*. Machine Learning, 107: 1875–1893.
- Otto, B., ten Hompel, M., & Wrobel, S. (2018). Industrial Data Space - Referenzarchitektur für die Digitalisierung der Wirtschaft. In R. Neugebauer (Ed.), *Digitalisierung - Schlüsseltechnologien für Wirtschaft & Gesellschaft*: 113–133. Berlin/Heidelberg: Springer Vieweg.

Polanyi, M. (1966). *The Tacit Dimension*. London: Routledge & Kegan Paul.

Rau, C., Neyer, A.-K., Schipanski, A., & Schweitzer, F. (2016): A long way home: How an intra-organizational innovation network overcomes its political boundaries. *Management Revue*, 27(3): 139-159.

Rocca, J. (o.J.). *Understanding Generative Adversarial Networks (GANs). Building, step by step, the reasoning that leads to GANs*. URL: <https://towardsdatascience.com/understanding-generative-adversarial-networks-gans-cd6e4651a29>, eingesehen am 12.11.2019.

Savulescu, J., & Maslen, H. (2015). Moral Enhancement and Artificial Intelligence: Moral AI?. In: J. Romportl, E. Zackova & J. Kelemen (Eds.), *Beyond Artificial Intelligence: The Disappearing Human-Machine Divide*: 79-95. Cham: Springer International Publishing.

Simon, H.A., Dantzig, G.B., Hogarth, R., Plott, C.R., Raiffa, H., Schelling, T.C., Shesple, K.A., Thaler, R., Tversky, A., & Winter, S. (1987). *Decision making and problem solving*. Interfaces, Vol. 17 (5): 11-31.

Thomas, R. (2018). **Artificial Intelligence needs all of us. Ted Talk**. URL: <https://www.youtube.com/watch?v=LqjP7O9SxOM>, eingesehen am 17.10.2019.

Velamuri, V., Bansemir, B., Neyer, A.-K., & Möslein, K. M. (2013). Product Service Systems as a driver for business model innovation: Lessons learned from the manufacturing Industry. *International Journal of Innovation Management*, 17(1): 1-25.

Wilson, H. J., & Daugherty P. R. (2019). Mensch und Maschine als Team. *Harvard Business Manager Edition*, 3/2019.

Zhou, C., & Paffenroth, R. C. 2017. Anomaly Detection with Robust Deep Autoencoders. *Proceedings of the 23rd ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining*: New York, NY, USA: ACM. 665–674.

