



BAND 4

SACHBEARBEITUNG UND KÜNSTLICHE INTELLIGENZ: FORSCHUNGSSTAND, EINSATZBEREICHE UND HANDLUNGSFELDER

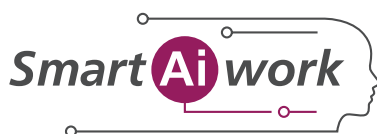
Reihe »Automatisierung und Unterstützung in der
Sachbearbeitung mit Künstlicher Intelligenz«

FRAUNHOFER VERLAG

BAND 4

Jan Henning Behrens, Andreas Heindl, Johannes Winter, David Biam, Danielle Fecht

SACHBEARBEITUNG UND KÜNSTLICHE INTELLIGENZ: FORSCHUNGSSTAND, EINSATZBEREICHE UND HANDLUNGSFELDER



GEFÖRDERT VOM



Bundesministerium
für Bildung
und Forschung



FRAUNHOFER VERLAG

IMPRESSUM



Herausgeber

acatech – Deutsche Akademie der Technikwissenschaften, 2021

Autoren

Dr. Jan Henning Behrens
Dr. Andreas Heindl
Dr. Johannes Winter
David Biam
Danielle Fecht

Projektkoordination

Dr. Jan Henning Behrens
David Biam
Dr. Andreas Heindl

Kontaktadresse

acatech Geschäftsstelle
Karolinenplatz 4
80333 München
Telefon: +49 (0)89/ 52 03 09-0
E-Mail: info@acatech.de
Webseite: www.acatech.de

ISSN: 2698-2218

ISBN (Print): 978-3-8396-1716-8

DOI: <https://doi.org/10.24406/iao-n-624997>



Dieses Werk ist lizenziert unter einer Creative Commons Namensnennung 4.0 International Lizenz:
<https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/legalcode.de>

Layout, Satz und Illustrationen

Sergej Kohlmann

Bildnachweise

Titel: Shutterstock/alphaspirit
Seite 21: Pexels; Seite 42: Shutterstock/Antonio Guillem, Shutterstock/Mudrik Illa, Shutterstock/ Teerasak Ladnongkhun,
Shutterstock/Ruslan Ivantsov, Shutterstock/Matej Kastelic

© Fraunhofer Verlag, 2021

Nobelstraße 12
70569 Stuttgart
verlag@fraunhofer.de
www.verlag.fraunhofer.de

als rechtlich nicht selbständige Einheit der

Fraunhofer-Gesellschaft zur Förderung
der angewandten Forschung e.V.
Hansastraße 27 c
80686 München
www.fraunhofer.de

ZUSAMMENFASSUNG

Künstliche Intelligenz (KI) ist eine der wichtigsten Zukunftstechnologien. Durch KI entstehen **neue Arbeitsplätze**, neue Produktionsabläufe und **neue Geschäftsmodelle**.¹ **Das Wertschöpfungspotenzial von KI** für die Zukunft der Wirtschaft wird, je nach Studie, für die EU auf **bis zu 2,7 Billionen Euro bis zum Jahr 2030** geschätzt. Allein für die deutsche Wirtschaft kann durch KI bis 2025 ein Gesamtpotenzial von etwa 488 Milliarden Euro geschaffen werden.²

Gleichzeitig wird KI auch **neue Herausforderungen** mit sich bringen, etwa mit Blick auf den **Wandel von menschlicher Arbeit und Qualifikation** sowie mit Blick auf die strukturelle Veränderung von Branchen.³

Bisher werden KI-Technologien und deren Einsatzpotenziale besonders stark in produktionsnahen Bereichen und im Kontext von Industrie 4.0 diskutiert. **Der Einsatz von KI-Systemen in büronahen Bereichen kommt in der gegenwärtigen Debatte oftmals noch zu kurz.** Dabei können und werden KI-Systeme auch im Büro immer mehr Aufgaben übernehmen.

Dadurch stellen sich **neue Fragen zu den Potenzialen von KI-Systemen im Büro**, aber auch **zum Umgang mit ihnen**, etwa im Hinblick auf die Zusammenarbeit zwischen Mensch und Maschine. Genau an **dieser Stelle setzt die vorliegende Studie an.**

Sie gibt Hinweise, wie eine menschengerechte, »gute« Sachbearbeitung bei gleichzeitiger Ausnutzung des Potenzials von KI möglich ist und wird. Sachbearbeitung wird, kurz gesagt, definiert als Arbeit von Menschen in überwiegend strukturierten, standardisierten, wiederkehrenden und regelbasierten Abläufen, die typischerweise einen hohen Routineanteil besitzt.⁴

Die vorliegende acatech Studie ist Band 4 der Reihe »Automatisierung und Unterstützung in der Sachbearbeitung mit Künstlicher Intelligenz« (siehe auch den Infokasten zum Verbundvorhaben auf Seite 8).

Stand der KI-Forschung

- **Technologisch betrachtet** müssen KI-Systeme ein noch **besseres Verständnis für ihr jeweiliges Umfeld** entwickeln (»Kontextwissen«), etwa im Bereich der **maschinellen Verarbeitung natürlicher Sprache** sowie der Entwicklung sogenannter **Wissensgraphen**. Darüber hinaus ist die aktuelle KI-Forschung zum Thema **»intentionales Vergessen«** wichtig für die Sachbearbeitung. Dabei geht es im Kern darum, dass KI-Systeme lernen, nur die wichtigsten Informationen zum jeweiligen Sachverhalt darzustellen, ihre Anwenderinnen und Anwender also nicht mit Informationen »überfluten«. Ferner wird daran geforscht, die **Nachvollziehbarkeit und Transparenz** von KI-Ergebnissen zu verbessern – nur dann können die Systeme breitenwirksam zum Einsatz kommen.
- **Arbeitswissenschaftlich** geht es vor allem um eine **nachhaltige Entwicklung von Arbeit**, bei der die **KI dem Menschen dient** (nicht umgekehrt). Dabei ist der menschliche Faktor keine rein normative Forderung, sondern für die Gesamtqualität der Arbeitsergebnisse notwendig. Ansätze des **Positive Computings** sowie die Frage nach dem **Datenschutz** spielen hierbei eine Rolle.

¹ Vgl. Plattform Lernende Systeme 2019, Plattform Lernende Systeme 2020d, World Economic Forum 2020.

² Vgl. eco/Arthur D. Little 2019, McKinsey Global Institute 2019, PAiCE/iit 2018, PwC 2018.

³ Vgl. Castelluccia/Le Métayer 2019, Daugherty/Wilson 2018.

⁴ Vgl. auch Abschnitt »Definitionen« auf Seite 69 für eine detaillierte Definition des Begriffs der Sachbearbeitung.

KI-Einsatzbereiche

- ▶ KI-Systeme in der Sachbearbeitung können in den vier Kernbereichen **Automatisierung** von (Geschäfts-)Prozessen, Erkenntnisgewinn durch **Datenanalyse, Interaktion mit Kundinnen und Kunden oder Mitarbeitenden** sowie im Bereich **Entscheidungen** eingesetzt werden.
- ▶ Grundsätzlich nimmt der **Einsatz von KI** in allen vier Bereichen **stetig zu**, jedoch in unterschiedlicher Geschwindigkeit. Besonders **stark** wird **KI** bereits im Bereich der **Prozessautomatisierung** sowie zunehmend auch in der KI-basierten Datenanalyse eingesetzt. **Am wenigsten** findet **KI** bislang in der **Interaktion mit Kundinnen und Kunden** Anwendung, vor allem weil die Systeme technisch oftmals noch nicht in der Lage sind, auf menschliche Gemütszustände angemessen zu reagieren.
- ▶ Im **Einsatzfeld Entscheidungen** werden KI-Systeme in absehbarer Zeit nur dann Entscheidungen selbst treffen, wenn der daraus möglicherweise entstehende Schaden überschaubar bleibt. Für den breiten Einsatz von KI bei Entscheidungen sind noch **viele, nicht nur technische Fragen unbeantwortet** – etwa mit **Blick auf die Haftung, die mögliche Diskriminierung und das Hacking**.

Veränderungen am (Sach-)Arbeitsmarkt durch KI

- ▶ Man könnte auf Basis zahlreicher Studien, Berichte und Aussagen zu dem Schluss kommen, dass es zu massiven **KI-bedingten Jobverlusten** kommt – vornehmlich durch das Automatisierungspotenzial einer KI. **Seriöse, aktuelle Forschungen belegen diese Annahme jedoch nicht**. Demnach werden sich zwar **Tätigkeiten, Berufsbilder und Qualifikationsanforderungen** durch die Digitalisierung **verändern**. Die **Auswirkungen der Digitalisierung** auf das **gesamte Beschäftigungsniveau** sind dagegen, je nach Studie, eher als **gering** einzustufen – vor allem weil Ausbildungsinhalte, Berufsbilder und Arbeitsmarktstrukturen hierzulande die Fähigkeit haben, sich anzupassen. Diese **Erkenntnisse gelten für Deutschland und Europa**. Mit Blick auf die USA, deren Arbeitsmarktstrukturen kaum mit den hiesigen vergleichbar sind, kommen Forscherinnen und Forscher teilweise zu anderen, deutlich schlechteren Ergebnissen.

- ▶ Die meisten Studien und Fachleute gehen davon aus, dass voraussichtlich vor allem **besser qualifizierte Menschen** von der **Digitalisierung** und **Automatisierung profitieren** werden, etwa in Form von höheren Löhnen und neuen Jobangeboten. Menschen mit geringerem Qualifizierungsgrad werden voraussichtlich einen erhöhten Druck durch Digitalisierung und Automatisierung spüren.
- ▶ Alle **bisherigen Studien**, Stellungnahmen und Reports, die vermeintlich eindeutige oder klare Aussagen über die Veränderung des Arbeitsmarkts durch KI treffen, sollten **nicht unreflektiert** bleiben. Wissenschaftlich betrachtet sind **langfristige Arbeitsmarktprognosen** auf der Ebene einzelner Qualifikationen und Berufe **nahezu unmöglich** – die Anzahl und Elastizität der möglichen Einflussfaktoren ist zu groß. **Bestehende Studien und Berichte** sollten daher **nicht als Prognosen**, sondern eher **als Auskunft oder Auslotung darüber verstanden werden**, wie sich die Arbeitsnachfrage in Zukunft entwickeln könnte, wenn sich aktuelle Trends fortsetzen.
- ▶ **Aufgaben mit typisch menschlichen Fähigkeiten** (wie Kreativität, Urteilsvermögen, Empathie) werden wieder **wichtiger**, vor allem weil KI-Systeme in diesen Bereichen nicht gut arbeiten. Umgekehrt werden **KI-Systeme** zunehmend **Aufgaben allein übernehmen**, die kognitiv gesehen **relativ leicht sind** und die einen **hohen Routineanteil aufweisen**. Darüber hinaus wird es auch neue Bereiche geben, in **denen Menschen und KI-Systeme »Hand in Hand« arbeiten**. Hier entstehen zahlreiche neue Kompetenzen und Qualifikationen, die für den Menschen wichtig werden.
- ▶ Der Digitalisierungs- und KI-bedingte **Kompetenz- und Qualifikationswandel ist** bereits **erkennbar** und er wird sich **weiter intensivieren**. Dennoch **bereiten** sich die **Unternehmen** in der Breite noch **nicht ausreichend** darauf **vor**.

Beispiele und Erfahrungen aus der Praxis

Aus der Erfahrung der an diesem Projekt beteiligten Unternehmen erscheint es ratsam, **kleine, schnell realisierbare KI-Projekte** im eigenen Haus zu starten, deren **Nutzen aus Sicht der Beschäftigten** unmittelbar gegeben ist. Nach den ersten erfolgreichen KI-Pilotvorhaben und damit gesammelten KI-Erfahrungen empfiehlt es sich, ein **KI-Gesamtkonzept** zu entwickeln – vor allem um eine **unternehmensweite KI-Skalierung** zu ermöglichen.

Handlungsfelder für KI in der Sachbearbeitung

1. Handlungsfeld Aus- und Weiterbildung

a) Digitale Bildung ab der Grundschule stärken

Kinder können und sollten schon **ab dem Grundschulalter spielerisch an digitaler Bildung teilnehmen**. Auf diese Art und Weise lernen sie frühzeitig, mit digitalen Themen verantwortungsvoll, aufgeklärt und gestalterisch umzugehen.

Bestehende Ansätze wie beispielsweise das Haus der kleinen Forscher, die HABA Digitalwerkstätten oder die Kinderuni sind grundsätzlich gut, jedoch **nicht flächendeckend verfügbar** und teilweise von den **finanziellen Mitteln** sowie von dem **Willen der Eltern abhängig**. Kindgerechte digitale Bildung muss **in der Breite stärker verfügbar** werden. Darüber hinaus muss der Digitalpakt Schule **schneller in die Umsetzung** kommen, zum Beispiel durch die im August 2020 beschlossene Gründung von Bildungskompetenzzentren. Ferner muss durch **verstärkte evidenzbasierte Forschung** noch besser verstanden werden, wie **digitale Bildung wirksam eingeführt** werden kann.

b) KI-Ausbildung an Hochschulen verstärken

Hochschulen sind ein wichtiger Akteur, um KI-Kenntnisse in Wissenschaft, Wirtschaft und Gesellschaft dauerhaft und qualitativ hochwertig zu verankern. Diese Rolle sollten die Hochschulen noch stärker ausfüllen, mit entsprechender Unterstützung von Bund und Ländern. Drei Wege sind dabei wichtig: Erstens sollten **KI-Grundlagen als Hybridkompetenz in möglichst vielen Studiengängen** angeboten werden (KI in der Medizin, KI im Maschinenbau etc.).

Zweitens sollten Hochschulen die **Ausbildung von mehr KI-Fachleuten** vorantreiben, beispielsweise durch mehr **KI-bezogene Programme für Promovierende und Postdocs**, durch die gezielte Gewinnung von Schülerinnen und Schülern für eine MINT-Karriere sowie durch eine Erhöhung des Frauenanteils in Wissenschaft und Technologie (siehe auch Punkt c). Drittens kann der **Ausbau der sogenannten Dritten Mission der Hochschulen** dazu beitragen, dass Berufstätige zeitlich flexible Aus- und Weiterbildungsmöglichkeiten im KI-Bereich erhalten. Wichtig sind dabei KI-Kooperationen zwischen Wissenschaft und Wirtschaft – ohne den Aufbau einseitiger Abhängigkeiten – sowie eine stärkere Verwendung von Onlinelehrmethoden.

c) Anteil von Frauen in Wissenschaft und Technologie erhöhen

Nur ungefähr zwölf Prozent aller führenden Forscherinnen und Forscher im Bereich des Maschinellen Lernens (ML) sind weiblich.⁵ Dadurch fehlen wichtige Fachkräfte auf dem Arbeitsmarkt und es kommt zu Verzerrungen beim Trainieren von KI-Systemen. Die Festlegung von Zielwerten, mehr Stipendien und ein verstärktes professionelles Networking sowie Mentoring speziell für Frauen können dabei helfen, den Anteil von Frauen im KI-Bereich zu erhöhen.

d) KI-Basiswissen spezifizieren

Derzeit existiert eine Vielfalt an KI-Grundkursen, deren Inhalte, Qualität und Umfang stark variieren. Das erschwert den breitenwirksamen Wissensaufbau im Hinblick auf Wirtschaft und Gesellschaft. **KI-Basiswissen sollte standardisiert und spezifiziert werden**. Ein »guter« KI-Grundkurs muss dabei immer bestimmte technische Grundlagen vermitteln, aber auch eine Sensitivität gegenüber möglichen KI-Anwendungen im jeweiligen Arbeitsumfeld fördern.

⁵ Vgl. AI HLEG 2019, West et al. 2019.

e) *Lebenslanges Lernen (LLL) fördern*

Lebenslanges Lernen wird zum entscheidenden Schlüssel, damit sich Organisationen auf Kompetenzveränderungen im KI-Zeitalter einstellen können. Dabei sollte LLL vor allem durch die Unternehmen selbst gesteuert werden – weil sie die Bedarfe am besten einschätzen können. Dabei sind **zeitlich und räumlich flexible KI-Kurse** wichtig, die eine **Einbindung des Erlernten in die Umgebung des eigenen Arbeitsplatzes** zulassen. Größere Unternehmen entwickeln oftmals eigene »Digital Schools« und/oder Lernplattformen. Aber auch kleine und mittlere Unternehmen (KMU) können profitieren, etwa durch den Aufbau wechselseitiger Lernallianzen und die Teilnahme an Unterstützungsangeboten wie dem KI-Trainer und dem KI-Campus des Bundesministeriums für Bildung und Forschung (BMBF).

2. Handlungsfeld Forschung

a) *Zusammenarbeit zwischen Wissenschaft und Praxis stärken*

Die in der Forschung verfügbaren KI-Datensätze sind für die unternehmerische Praxis oftmals nur eingeschränkt relevant, zum Beispiel aus Gründen des Datenschutzes. Es besteht das **Risiko, dass KI-Lösungen an der Praxis vorbei entwickelt werden**. Die verstärkte Zusammenarbeit zwischen Wissenschaft und Praxis ist an dieser Stelle besonders wichtig, um **praxistauglichere KI-Lösungen** zu entwickeln. Gelingen kann dies durch eine **Stärkung von Karrieremodellen, die von Wissenschaft und Wirtschaft gemeinsam getragen werden**, durch eine verstärkte Anwendung praxisnaher Forschungsmethoden (»Use-Inspired Basic Research«) sowie modernerer und offenerer Formate für einen **interdisziplinären Austausch** (wie beispielsweise Bar Camps).

b) *KI-Zertifizierungen prozessualer denken und konzipieren*

KI-Zertifizierungen sind ein wichtiger Baustein, damit Benutzerinnen und Benutzer **Vertrauen in KI-Systeme aufbauen**. Im Rahmen einer Zertifizierung bescheinigen **unabhängige dritte Stellen** bestimmte Eigenschaften eines KI-Systems.⁶ Insbesondere weiterlernende KI-Systeme zeichnen sich durch eine hohe Dynamik aus: Sie lernen ständig dazu und agieren je nach Trainingsdaten und Domänenumfeld anders.

Eine gelungene Zertifizierung von KI-Systemen muss diesen dynamischen Charakter der Systeme abbilden. Dies umfasst sowohl die richtige Wahl des Gegenstandes, der Maßstäbe und Metriken sowie die Anpassung des Zertifizierungsvorgangs an sich. In bestimmten Anwendungsfällen kann es auch notwendig sein, KI-Systeme regelmäßig zu rezertifizieren.

c) *Zugang zu europäischen Daten und Modellen vorantreiben*

Ohne Daten kann eine KI nicht trainiert und verbessert werden. Große Datenmengen kommen heute zum überwiegenden Anteil aus den USA sowie aus China und/oder sie werden auf außereuropäischen Cloudsystemen verarbeitet. Das erschwert die Weiterentwicklung deutscher und europäischer KI-Systeme. Wichtig ist an dieser Stelle der **verstärkte Zugang und die bessere Vernetzung wissenschaftlicher Daten und Modelle von europäischen Universitäten und Forschungseinrichtungen**. Dabei muss der **Datenzugang standardisiert, einfach und juristisch abgesichert sein**.

Entsprechende Initiativen sollten verstärkt von den Universitäten und Forschungseinrichtungen selbst kommen, verknüpft mit passenden Fördermaßnahmen der Politik. Das deutsch-französische **Projekt Gaia-X**, die **Nationale Forschungsdateninfrastruktur (NFDI)** und das neue, gesamt-europäische Cloudprojekt »**European Alliance for Industrial Data and Cloud**« sind dabei **wichtige Schritte in die richtige Richtung**.

3. Handlungsfeld Politik

a) *Politische KI-Leitlinien zielgerichteter in reale KI-Projekte überführen*

Es gibt eine **Lücke** zwischen grundsätzlich guten **politischen KI-Strategien** und deren **Umsetzbarkeit in die Praxis**. **Brückenkonzepete** können dabei helfen, diese Lücke zu schließen. Dazu gehört beispielsweise die Entwicklung einer neuen, transparenten und an den politischen KI-Zielen ausgerichteten **Entscheidungsmatrix für die Förderungen zukünftiger KI-Projekte**. Die Entscheidungsmatrix sollte von einer unabhängigen, neutralen sowie interdisziplinär besetzten Expertenkommission erarbeitet werden, jedoch mindestens die folgenden Entscheidungskriterien beinhalten:

⁶ Vgl. auch Heesen et al. 2020a sowie Heesen et al. 2020b.

Relevanz der im Projekt fokussierten KI-Technologie für Wirtschaft und Gesellschaft, Beitrag des KI-Projekts zur Erreichung nationaler KI-Ziele, Interdisziplinarität der Projektgruppe, Beitrag des KI-Projekts für einen beschleunigten Transfer von der Forschung in die Praxis sowie Betrachtung der KI-Auswirkungen auf den Menschen im Rahmen des Projekts.

b) Nationales Kompetenz-Monitoring verstetigen

Das **Nationale Kompetenz-Monitoring (NKM)** zeigt und analysiert Schlüsseltechnologien und dazugehörige Schlüsselkompetenzen, auch im internationalen Vergleich.

Die Ergebnisse können den **Dialog zwischen Wissenschaft, Wirtschaft, Politik und Gesellschaft über Zukunftsthemen anstoßen und begleiten, beispielsweise im KI-Bereich.**

Die Bundesregierung sollte die erfolgreiche Pilotphase von acatech, der Hans-Böckler-Stiftung und des Bundesverbands der Deutschen Industrie fortsetzen und **das NKM als weiteres Instrument der Innovationspolitik verstetigen.**⁷

c) Die Datenschutz-Grundverordnung (DSGVO) zum europäischen Qualitätssiegel ausbauen

Die **DSGVO** kann dazu beitragen, dass die Datennutzung und -verarbeitung in Deutschland und Europa zu einer eigenen **Marke mit Exportcharakter** wird. In ihrer vorliegenden Fassung ist sie jedoch **komplex** und wirft aus Anwendersicht **viele Fragen** auf, **etwa wann und wie Daten genutzt werden dürfen**, um KI-Systeme zu trainieren. Die DSGVO muss in dieser Hinsicht konsequent weiterentwickelt und benutzerfreundlicher werden.

d) Die Wettbewerbsfähigkeit für KI-Geschäftsmodelle auf europäischer Ebene stärken

Die **Europäische Kommission** hat mit der Digitalstrategie, der Datenstrategie und der KI-Strategie **eine gute Basis für »KI made in Europe« geschaffen.** Jetzt muss verstärkt darauf geachtet werden, dass KI- und datenbezogene **EU-Regulierungen für alle Anbieter gelten, die ihre KI-Produkte in Europa anbieten.** Wenn sich »nur« deutsche und europäische KI-Unternehmen an europäische Regularien gebunden sehen und parallel dazu schnellere sowie günstigere KI-Lösungen auf außereuropäischen Cloudlösungen ohne EU-Regulation angeboten werden, dann werden KI-Unternehmen aus Deutschland und Europa im Wettbewerb benachteiligt.

Zur Stärkung der Wettbewerbsfähigkeit von KI-Geschäftsmodellen in Europa gehört auch, dass KI **nicht zu einseitig** von **einer regulatorischen Perspektive** ausgehend gestaltet werden darf. KI-Regulierungen sind zwar wichtig und richtig, sie dürfen aber nicht dazu führen, dass die Potenziale von KI-Systemen für die Wertschöpfung und für den Aufbau eines europäischen KI-Ökosystems behindert werden.

⁷ Vgl. acatech 2018, Guggemos et al. 2018.

INFOBOX: DAS VERBUNDVORHABEN SMARTAIWORK

Die Technologien der Künstlichen Intelligenz (KI) haben das Potenzial, die Arbeitsbedingungen von Millionen von Menschen grundlegend zu verändern. Während Anwendungen der Künstlichen Intelligenz im Feld der Produktion bereits Gegenstand umfassender Aktivitäten in Forschung und Praxis sind, sind die Auswirkungen der KI-basierten Automatisierung im Feld der Sachbearbeitung bisher wenig erforscht (weitgehend ungeklärt). Diese Wissenslücke zu füllen, ist das Ziel des Forschungsprojekts SmartAIwork. Die Reihe »Automatisierung und Unterstützung in der Sachbearbeitung mit Künstlicher Intelligenz« des Forschungsprojekts SmartAIwork bildet die damit verbundenen Fragestellungen wie folgt ab:

- ▶ Wie sehen Szenarien KI-basierter Arbeitswelten im Jahr 2030 aus?
- ▶ Was sind Einsatzmöglichkeiten und Methoden heutiger KI-Technologien?
- ▶ Was muss bei der Arbeits- und Prozessgestaltung für KI-unterstützte Aufgaben beachtet werden?
- ▶ Wie unterscheiden sich KI-Produkte, Leistungsspektren und Anbieter?
- ▶ Was sind Herausforderungen der Praxisumsetzung und Regulierung von KI-unterstützter Sachbearbeitung?
- ▶ Welcher Handlungsbedarf für die Gestaltung von Künstlicher Intelligenz besteht aus Sicht von Wissenschaft, Wirtschaft und Politik?



Zusammenfassung	03
Beteiligte Expertinnen und Experten	10
1 Stand der Forschung im Bereich KI mit Bezug auf die Sachbearbeitung	12
1.1 Technologischer Forschungsstand	12
1.2 Arbeitswissenschaftlicher Forschungsstand	24
2 Einsatzbereiche für KI in der Sachbearbeitung	30
2.1 Prozessautomatisierung	30
2.2 Erkenntnisgewinn durch Datenanalyse	35
2.3 Interaktion mit Kundinnen und Kunden oder Mitarbeitenden	38
2.4 Entscheidungen	42
3 Veränderungen am (Sach-)Arbeitsmarkt durch KI	44
3.1 Strukturelle Veränderungen am (Sach-)Arbeitsmarkt durch KI	44
3.2 Veränderungen von Kompetenzen und Qualifikationen durch KI	48
4 Beispiele und Erfahrungen aus der Praxis	52
5 Handlungsfelder für KI in der Sachbearbeitung	58
5.1 Handlungsfeld Aus- und Weiterbildung	58
5.2 Handlungsfeld Forschung	63
5.3 Handlungsfeld Politik	66
Definitionen	69
Literaturverzeichnis	70
Abbildungsverzeichnis	79
Tabellenverzeichnis	79
Abkürzungsverzeichnis	80

BETEILIGTE EXPERTINNEN UND EXPERTEN

Projektgruppe

- ▶ Prof. Dr. Elisabeth André, Universität Augsburg, Inhaberin des Lehrstuhls Human-Centered Multimedia am Institut für Informatik
- ▶ Linus Atorf, RWTH Aachen University, Wissenschaftlicher Mitarbeiter am Institut für Mensch-Maschine-Interaktion
- ▶ Prof. Dr. Prof. h.c. Andreas Dengel, Deutsches Forschungszentrum für Künstliche Intelligenz (DFKI), Wissenschaftlicher Direktor des Forschungsbereichs Smarte Daten & Wissensdienste
- ▶ Claudia Dukino, Fraunhofer-Institut für Arbeitswirtschaft und Organisation IAO, Digital Business
- ▶ Prof. Dr. Josef van Genabith, Deutsches Forschungszentrum für Künstliche Intelligenz (DFKI), Wissenschaftlicher Direktor des Forschungsbereichs Multilinguale Technologien
- ▶ Dr. Andreas Heindl, Projektleiter Datenraum Mobilität, ehemals stellvertretender Leiter der Geschäftsstelle Plattform Lernende Systeme (bis 10/2020)
- ▶ Dr. Norbert Huchler, Institut für Sozialwissenschaftliche Forschung München (ISF), Wissenschaftlicher Mitarbeiter und Mitglied des Vorstands
- ▶ Dr.-Ing. Matthias Kaper, Munich Re, Senior Data Scientist
- ▶ Markus Lecke, Deutsche Telekom AG, Senior Manager Bildungspolitik
- ▶ Prof. Dr.-Ing. Wolfgang Maaß, Deutsches Forschungszentrum für Künstliche Intelligenz (DFKI), Wissenschaftlicher Direktor des Forschungsbereichs Smart Service Engineering
- ▶ Dr. Heiko Maus, Deutsches Forschungszentrum für Künstliche Intelligenz (DFKI), Leiter des Themenfelds Wissensarbeit im Forschungsbereich Smarte Daten & Wissensdienste
- ▶ Matthias Müssigbrodt, Wissenschaftlicher Mitarbeiter am FIR e.V. an der RWTH Aachen, Fachgruppe New Industrial Work im Bereich Dienstleistungsmanagement
- ▶ Dr. Andreas Nawroth, Munich Re, Head of Artificial Intelligence
- ▶ Prof. Dr.-Ing. Jürgen Roßmann, RWTH Aachen University, Leiter des Instituts für Mensch-Maschine-Interaktion
- ▶ Jörg Westphal, Munich Re, Head of Enterprise Architecture

Expertenpanel

- ▶ Prof. Dr. Elisabeth André, Universität Augsburg, Inhaberin des Lehrstuhls Human-Centered Multimedia am Institut für Informatik
- ▶ Linus Atorf, RWTH Aachen University, Wissenschaftlicher Mitarbeiter am Institut für Mensch-Maschine-Interaktion
- ▶ Fabian Biegel, SAP SE, Sherpa for Industrie 4.0 & Artificial Intelligence, Senior Director
- ▶ Markus Brandes, IBM Deutschland, Executive Partner, Lead for Digital Transformation & Cognitive Solutions in the DACH Market
- ▶ Tobias Claus, Lufthansa Global Business Services GmbH, Senior Manager Data Analytics & AI
- ▶ Daniel Dahlmeier, Ph. D., SAP SE, Head of AI Business Services Germany, Senior Director
- ▶ Prof. Dr.-Ing. Barbara Deml, Karlsruher Institut für Technologie, Leiterin des Instituts für Arbeitswissenschaft und Betriebsorganisation
- ▶ Prof. Dr. Prof. h. c. Andreas Dengel, Deutsches Forschungszentrum für Künstliche Intelligenz (DFKI), Wissenschaftlicher Direktor des Forschungsbereichs Smarte Daten & Wissensdienste
- ▶ Claudia Dukino, Fraunhofer-Institut für Arbeitswirtschaft und Organisation IAO, Digital Business
- ▶ Marco Erdtmann, Lufthansa Global Businesses Services GmbH, Data Insight Lab
- ▶ Prof. Dr. Svenja Falk, Accenture, Managing Director Accenture Research
- ▶ Dr. Andreas Fier, Deutsche Telekom AG, Head of Academic Research
- ▶ Dr. Ralf Floca, Deutsches Krebsforschungszentrum (DKFZ), Group Leader Medical Image Computing
- ▶ Prof. Dr. Josef van Genabith, Deutsches Forschungszentrum für Künstliche Intelligenz (DFKI), Wissenschaftlicher Direktor des Forschungsbereichs Multilinguale Technologien
- ▶ Dr. Philipp Gerbert, UnternehmerTUM, Director of appliedAI
- ▶ Astrid Hartmann, Rolls-Royce, Director Global Business Services, ehemals Deutsche Lufthansa, Head of Lufthansa Global Business Service

- ▶ Dr. Ralf Herbrich, Zalando SE, Senior Vice President Data Science and Machine Learning, ehemals Amazon, Director of Machine Learning
- ▶ Bernd Holthaus, Intel Corporation, HR Director Germany, Poland, Austria, Switzerland
- ▶ Dr. Norbert Huchler, Institut für Sozialwissenschaftliche Forschung München (ISF), Wissenschaftlicher Mitarbeiter und Mitglied des Vorstands
- ▶ Dr. Dirk Jendroska, SAP SE, Head of Machine Learning Strategy & Operations
- ▶ Dr.-Ing. Matthias Kaper, Munich Re, Senior Data Scientist
- ▶ Carsten Kestermann, Amazon Web Services, Principal Public Policy EMEA
- ▶ Dr.-Ing. Falko Kötter, Fraunhofer-Institut für Arbeitswirtschaft und Organisation IAO, Angewandte Künstliche Intelligenz
- ▶ David Kremer, Fraunhofer-Institut für Arbeitswirtschaft und Organisation IAO, Kompetenzmanagement
- ▶ Dr. Thomas Lange, Agentur für Innovation in der Cybersicherheit, Head of Strategy, ehemals acatech, Leiter des Themenschwerpunkts Volkswirtschaft, Bildung und Arbeit (bis 09/2020)
- ▶ Markus Lecke, Deutsche Telekom AG, Senior Manager Bildungspolitik
- ▶ Prof. Dr.-Ing. Alexander Löser, Beuth Hochschule für Technik Berlin, Leiter des Data Science Research Centers, Inhaber des Lehrstuhls Data Science and Text-based Information Systems
- ▶ Prof. Dr.-Ing. Wolfgang Maaß, Deutsches Forschungszentrum für Künstliche Intelligenz (DFKI), Wissenschaftlicher Direktor des Forschungsbereichs Smart Service Engineering
- ▶ Prof. Dr. Klaus Maier-Hein, Deutsches Krebsforschungszentrum (DKFZ), Head of Medical Image Computing
- ▶ Dr. Heiko Maus, Deutsches Forschungszentrum für Künstliche Intelligenz (DFKI), Leiter des Themenfelds Wissensarbeit im Forschungsbereich Smarte Daten & Wissensdienste
- ▶ Dr. Stefan Mück, IBM Deutschland, Partner, CTO Cognitive Process Transformation, IBM Distinguished Engineer
- ▶ Peter Mustac, Georgsmarienhütte GmbH, Leiter Personal
- ▶ Dr. Andreas Nawroth, Munich Re, Head of Artificial Intelligence
- ▶ Roland Norden, Robert Bosch GmbH, AI Validation & Verification
- ▶ Dr. Christoph Peylo, Bosch Center for Artificial Intelligence, Global Head
- ▶ Arno Rosel, eccuro GmbH, Geschäftsführender Gesellschafter
- ▶ Heinrich Schimmel, eccuro GmbH/ bad & heizung Schimmel, Geschäftsführender Gesellschafter
- ▶ Stefan Schmautz, HypoVereinsbank, Advanced Analytics Program Lead
- ▶ Maike Scholz, Deutsche Telekom AG, Group Compliance Management
- ▶ Dr.-Ing. Harald Schöning, Software AG, Vice President Research
- ▶ Dennis Schmedt, Deutsche Telekom AG, Senior Manager HR Digital & Innovation
- ▶ Roman Senderek, RWTH Aachen University, Leiter der Fachgruppe New Work am Forschungsinstitut für Rationalisierung (FIR)
- ▶ Peter Spieckermann, HypoVereinsbank, Head of Digitization
- ▶ Dr.-Ing. Christian Thureau, YUNAR by Ambidexter, Head of Data Science, ehemals Twenty Billion Neurons GmbH, Chief Solutions Architect & Co-Founder
- ▶ Heinrich Töller, Töllerei, Geschäftsführer
- ▶ Matthias Wahrendorff, Accenture, Senior Thought Leadership Principal IIoT & Industrial Research
- ▶ Jörg Westphal, Munich Re, Head of Enterprise Architecture
- ▶ Dan Wucherpfennig, Omnius, Chief Delivery Officer, ehemals Leverton GmbH, COO

1 STAND DER FORSCHUNG IM BEREICH KI MIT BEZUG AUF DIE SACHBEARBEITUNG

Die für KI und Sachbearbeitung besonders relevanten Forschungsstände werden nachfolgend vorgestellt. Sie alle haben das Potenzial, die Sachbearbeitung in der heute bekannten Form zu verändern.

Dabei beschränken sich nicht alle der nachfolgend vorgestellten Forschungsstände ausschließlich auf das Anwendungsfeld der Sachbearbeitung. Viele aktuelle Forschungsfragen betreffen die KI insgesamt.

1.1 TECHNOLOGISCHER FORSCHUNGSSTAND

1.1.1 MASCHINELLE VERARBEITUNG NATÜRLICHER SPRACHE

Die Verarbeitung natürlicher Sprache (englisch: Natural Language Processing, NLP) ist ein Teilgebiet der KI, das sich mit der Interaktion zwischen Computer und menschlicher Sprache befasst. Im Mittelpunkt steht die Softwareprogrammierung zur Verarbeitung und Analyse großer Mengen natürlich-sprachlicher Daten. Zu NLP gehören neben der reinen Spracherkennung und Sprachverarbeitung auch ein semantisches und syntaktisches Sprachverständnis.⁸

Bisherige Modelle eignen sich vor allem für kürzere Texte, etwa aus dem Social Media Bereich. Sie können Schlüsselwörter identifizieren, analysieren und diese mit anderen Schlüsselwörtern in Verbindung setzen. So können Aussagen über aktuell breit diskutierte Themen, über Trends oder über angesagte Produkte getroffen werden.

Schwieriger wird es, wenn mittels NLP nicht nur einzelne Wörter oder Aussagen, sondern ganze Phrasen, Texte oder komplette Redebeiträge kontextspezifisch analysiert und eingeordnet werden sollen. Bisherige Ergebnisse sind hier noch nicht zufriedenstellend; in der Forschung spricht man von dem Problem der »Long Range Dependencies«.

*»Wir Menschen können gleichen Formulierungen unterschiedliche Bedeutungen geben, wie zum Beispiel »Packen wir's!«. Für Maschinen ist das eine echte Herausforderung.«
[Sichtweise aus der Wissenschaft]*

NLP kommt beispielsweise in semantischen Wissensgraphen (siehe Unterabschnitt 1.1.2) sowie beim sogenannten Question Answering (der Mensch fragt, die Maschine antwortet) zum Einsatz.

⁸ Vgl. Buxmann/Schmidt 2019.

EXKURS: FORSCHUNGSPROJEKT »CONTENT STRUCTURING AND DEDUPLICATION (CSD)« AM DEUTSCHEN FORSCHUNGSZENTRUM FÜR KÜNSTLICHE INTELLIGENZ (DFKI)

In Zeiten von Big Data stehen viele Unternehmen vor einem unübersichtlichen Berg an Dokumenten. Informationen werden an unterschiedlichsten Orten und mitunter mehrfach in nicht immer kompatiblen Versionen abgelegt (Intranet, Cloud, Unternehmensserver, Desktop). Es herrscht ein Mangel an Transparenz, Übersichtlichkeit und Struktur für Textinformationen.

Ziel des am DFKI positionierten CSD-Projekts ist es, die Zusammenstellung solcher Dokumente zu erleichtern und deren Konsistenz zu verbessern, gerade auch wenn mehrere Versionen eines Dokuments existieren. Es entsteht ein Tool für die Wissensarbeit im Unternehmen.

Dafür wird eine Software entwickelt, die in Dokumenten wiederverwendbare Textmuster identifiziert und typisiert (»Content Structuring«) sowie Redundanzen herausfiltert (»Deduplication«). Wesentliche Voraussetzung ist, dass die KI-Systeme die Sprache der Menschen lernen (nicht umgekehrt).

Im Ergebnis sollen Unternehmen einen Überblick über das intern vorhandene Wissen bekommen – vor allem durch intelligente Systeme, die in Texten Ähnlichkeiten und Überschneidungen erkennen und diese gefiltert sowie nutzerfreundlich darstellen.

Quelle: DFKI 2020

1.1.2 SEMANTISCHE WISSENSGRAPHEN

Wissensgraphen sind für Sachbearbeiterinnen und Sachbearbeiter eine zunehmend wichtige Möglichkeit, der digitalen Informationsflut zu begegnen.⁹ Ein Wissensgraph (englisch: »knowledge graph«) kann – vereinfacht gesagt –

Daten aus verschiedenen Quellen und zu einem bestimmten Sachverhalt in einer Datenbank einheitlich zusammenstellen sowie miteinander verknüpfen. Die so gewonnenen Informationen sollen die Sachbearbeiterinnen und Sachbearbeiter bei ihrer täglichen Arbeit unterstützen – personalisiert und benutzerfreundlich (siehe auch Abbildung 1).

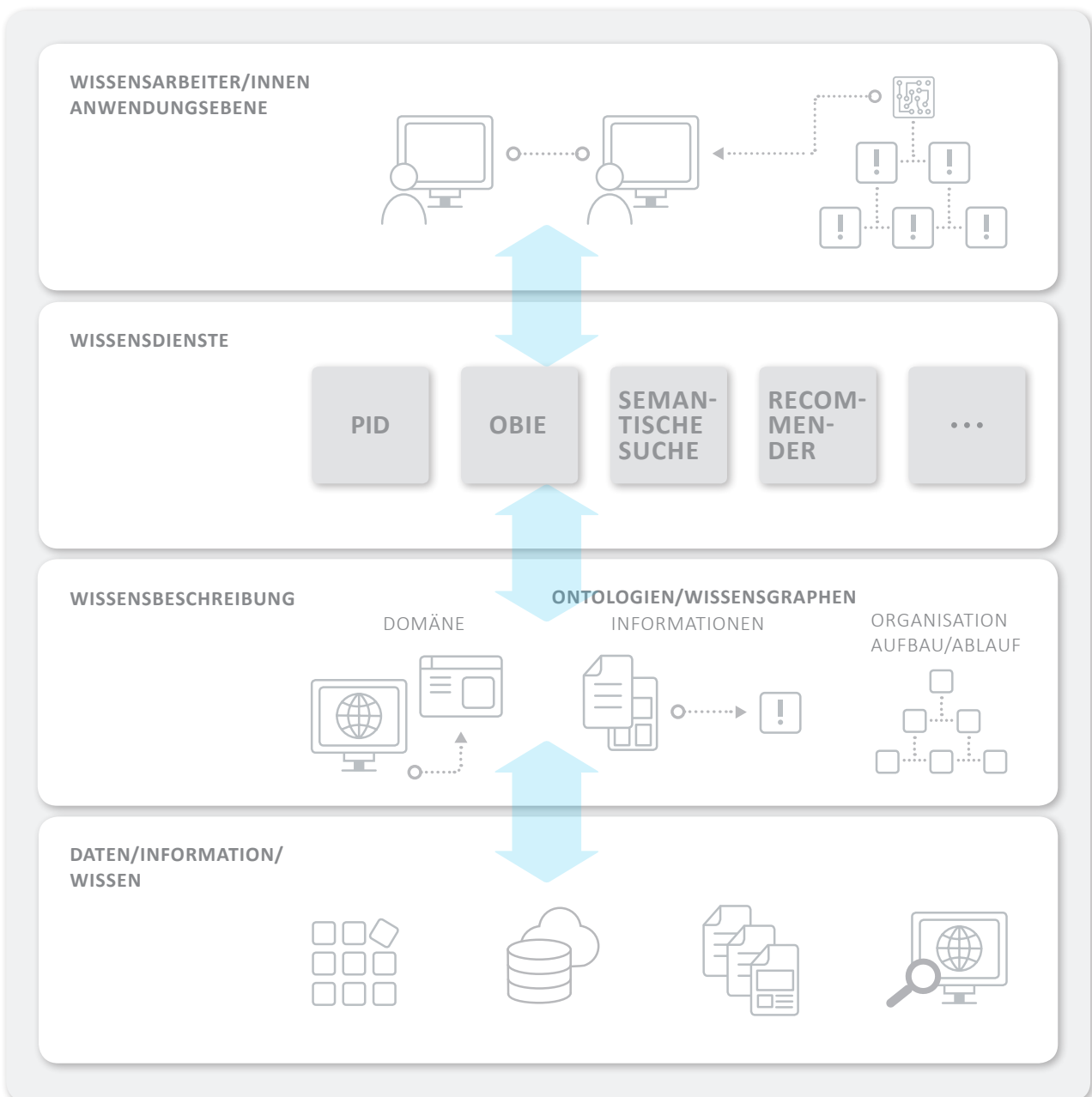


Abbildung 1: Wissensgraphen sammeln und verknüpfen Daten, Informationen und Wissen (Quelle: eigene Darstellung in Anlehnung an Abecker et al. 2002)

⁹ Vgl. Gartner 2018 zur zunehmenden Bedeutung von Wissensgraphen.

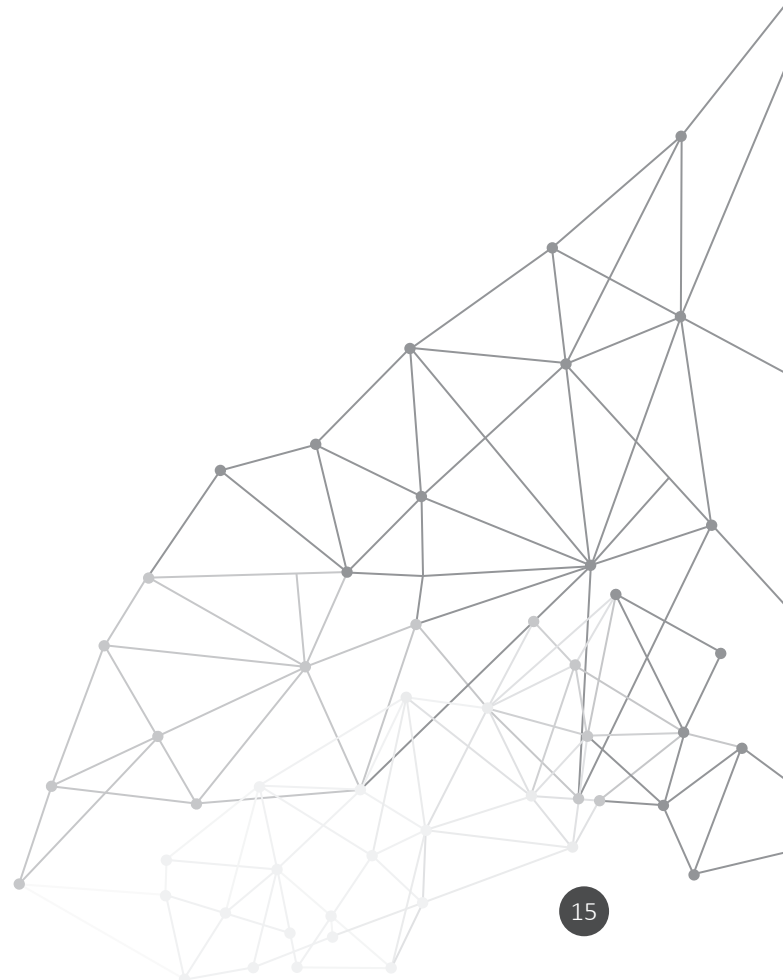
In einem weiteren Schritt können die personalisierten Wissensgraphen auch miteinander verbunden werden. Dann entsteht eine Art kollektives Gedächtnis auf Team-, Abteilungs- oder auch auf Unternehmensebene.¹⁰

Solche Wissensgraphen stehen heute vor drei Kernherausforderungen:¹¹

- ▶ Wissensgraphen werden nur dann massentauglich, wenn Anwenderinnen und Anwender sie annehmen. Dafür muss deren Nutzen klar erkennbar sein. Zudem müssen datenschutzrechtliche Hürden geklärt werden und die Benutzeroberflächen müssen intuitiv sowie ansprechend gestaltet sein. Bisherige Wissensgraphen leisten dies bislang nur bedingt.
- ▶ Die Erstellung eines individuellen Wissensgraphen ist technisch gesehen bereits anspruchsvoll. Die Verknüpfung solcher individueller Wissensgraphen zu Team-, Abteilungs- und Unternehmensgraphen ist nochmals komplexer. Deren Entwicklung hat gerade erst begonnen.
- ▶ Wenn ein Wissensgraph selbst viele Informationen und Daten produziert, dann kann dessen eigentliche Daseinsberechtigung gefährdet werden: Das Tool, das Wissen gebündelt, übersichtlich und personalisiert zur Verfügung stellen soll, wird plötzlich selbst unübersichtlich. Dieses Risiko tritt besonders in der Skalierung auf, wenn also besonders viele Daten und Informationen gleichzeitig analysiert und »übersichtlich« dargestellt werden sollen. Lösungsansätze dafür finden sich im Forschungsbereich des sogenannten intentionalen Vergessens (siehe Unterabschnitt 1.1.3).

¹⁰ Vgl. Abecker et al. 2002.

¹¹ Vgl. Jilek et al. 2019.



PRAXISBEISPIEL: DER KI-BASIERTE INFORMATIONSBUTLER – EIN BEISPIEL, WIE UND WO WISSENSGRAPHEN ZUM EINSATZ KOMMEN

In den meisten Organisationen existieren gewachsene Infrastrukturen mit einer unübersichtlichen Daten- und Dokumentenflut. Die Suche nach den jeweils richtigen, möglichst vollständigen und aktuellsten Informationen ist für den Einzelnen sehr zeitintensiv. Vor diesem Hintergrund arbeitet das DFKI, Forschungsbereich Smarte Daten & Wissensdienste, an der Vision eines digitalen Wissensassistenten, einer Art »Informationsbutler«. Dieser soll der oder dem jeweiligen Mitarbeitenden als persönlicher Assistent im individuellen Arbeitsumfeld dienen. Erhält beispielsweise eine Sachbearbeiterin im Liegenschaftsamt eine Anfrage zu einem bestimmten

Grundstück, versteht der Informationsbutler diese Anfrage und stellt alle verfügbaren Informationen zu diesem Grundstück zusammen (siehe Abbildung 2).

Damit diese Vision Realität wird, werden viele Methoden und Technologien der Künstlichen Intelligenz benötigt: Ansätze des Maschinellen Lernens (wissensbasierte Mustererkennung, Deep Learning, semantische Technologien), organisationale und persönliche Wissensgraphen sowie in soziotechnischen Mensch-Maschine-Umgebungen agierende Wissensdienste.

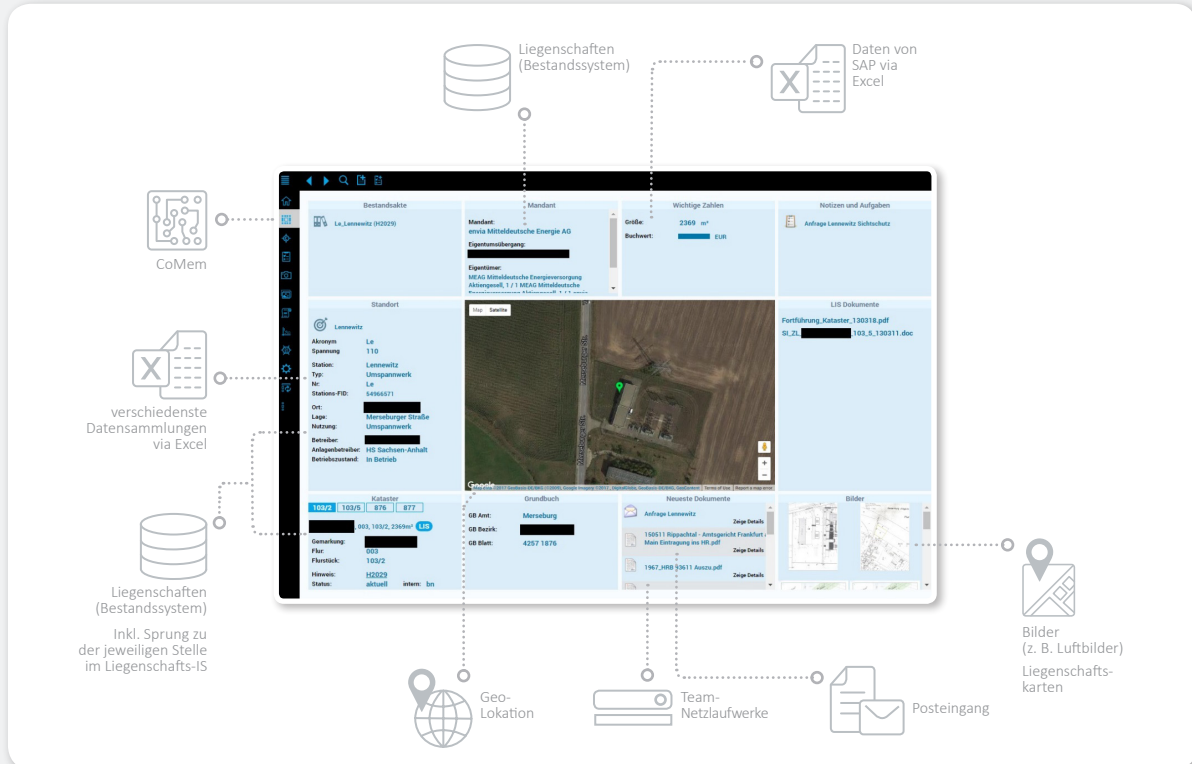


Abbildung 2: Auszug aus dem DFKI-Projekt CoMem: Ein »Informationsbutler« trägt für ein bestimmtes Grundstück (hier das Bild in der Mitte) relevante und verfügbare Informationen zusammen (Quelle: eigene Darstellung in Anlehnung an Abecker et al. 2002)

Quelle: Dengel/Maus 2019, Dengel et al. 2020, Plattform Lernende Systeme 2020c

1.1.3 INTENTIONALES VERGESSEN

Intentionales Vergessen in IT-Systemen hat seinen Ursprung im Menschen und in der Psychologie.¹² So kann das menschliche Gehirn Informationen im Zeitablauf neu bewerten, neu priorisieren, komprimieren und auch vergessen. Es filtert nach eigenen Regeln die tägliche Informationsflut nach relevanten und irrelevanten Informationen, um Entscheidungen vorzubereiten. Auf IT-Systeme übertragen stellt sich die Frage, wann und wie solche Systeme – dem menschlichen Gehirn vergleichbar – Informationen »vergessen« können. Ziel ist es, dass die Systeme ihre Anwenderinnen und Anwender nicht mit Informationen überfluten, sondern die zum jeweiligen Sachstand relevanten Informationen anzeigen, während Details verborgen bleiben beziehungsweise »verlassen«.

Den Grundbaustein für entsprechende Forschungen legten die Projekte »ForgetIT«¹³ der Europäischen Union (2013–2016) sowie »Managed Forgetting«¹⁴ im Schwerpunktprogramm »Intentionales Vergessen in Organisationen« (2016–2023) der Deutschen Forschungsgemeinschaft.¹⁵ Dabei sollen IT-Systeme lernen, Daten im Zeitablauf selbstständig neu zu bewerten und für diese Daten dann eigenständig verschiedene Eskalationsstufen zu identifizieren: Verstecken, Komprimieren, Adaptieren, Archivieren, gegebenenfalls auch Löschen.

Ein Schlüsselkonzept dafür ist das sogenannte Memory Buoyancy (MB), die Bewertung von Daten und Informationen nach dem Vorbild des menschlichen Gehirns.

Dabei sollen gespeicherte Elemente mit abnehmender Relevanz aus dem Blickfeld der Anwenderinnen und Anwender sukzessive verschwinden und auch wieder auftauchen, sobald sie erneut an Relevanz gewinnen. Grundsätzlich funktionieren solche Memory Buoyancies schon. Sie sind beispielsweise seit mehreren Jahren am DFKI im Einsatz.¹⁶ Aus Forschungssicht existieren dabei allerdings noch eine Reihe von Herausforderungen:

- Es gibt noch keine zufriedenstellende technische Lösung, wie die Anwenderinnen und Anwender gezielt Informationen wiederfinden können, wenn diese systemseitig bereits »vergessen« wurden. Systeme »reaktivieren« an dieser Stelle oftmals zu viele veraltete Informationen, was wiederum zu einer unerwünschten und unübersichtlichen Informationsflut führt. Clusteranalysen könnten hier helfen, sie befinden sich aber noch im Experimentiermodus.
- Die Ergebnisse solcher Memory Buoyancies sind nicht immer hundertprozentig korrekt. Tests haben beispielsweise ergeben, dass Informationen aus völlig unterschiedlichen Meetings miteinander vermischt werden. Die Systeme müssen noch präziser werden, sonst werden die Anwenderinnen und Anwender deren Nutzen und Akzeptanz infrage stellen. Sogenannte Advanced Memory Buoyancies (AMB) könnten hier Abhilfe schaffen: Diese sollen helfen, Memory Buoyancies besser auf die Kontexte der Anwenderinnen und Anwender anzupassen.

¹² Vgl. Timm et al. 2018.

¹³ Vgl. www.forgetit-project.eu für Details.

¹⁴ Vgl. www.spp1921.de für Details sowie Timm et al. 2018 für die Informatiksicht.

¹⁵ In dem genannten Schwerpunktprogramm der Deutschen Forschungsgemeinschaft sind mehrere Projekte enthalten, die sich mit dem Thema »Vergessen« aus verschiedenen Perspektiven beschäftigen, beispielsweise auch mit dem Vergessen von gelernten Arbeitsschritten zur Verbesserung der Performanz und/oder zur Vermeidung von Fehlern.

¹⁶ Vgl. Jilek et al. 2019.

1.1.4 NACHVOLLZIEHBARKEIT UND TRANSPARENZ

Der Entscheidungsprozess einer KI ist meist nicht transparent und nachvollziehbar.¹⁷ Das ist in mehrfacher Hinsicht eine Herausforderung:

- ▶ Erstens muss die **inhaltliche Kontrolle der Systeme** zu einem gewissen Grad möglich sein, beispielsweise damit Fehlverknüpfungen erkannt werden.
- ▶ Zweitens können die Anwenderinnen und Anwender solcher Systeme nicht erkennen, wie und wo ihre Daten während der KI-Analyse genutzt wurden. Das wirft Fragen zum **Vertrauen in die Systeme** auf. Einige Unternehmen, die am SmartAIwork-Projekt teilgenommen haben, berichten, dass die fehlende Transparenz in KI-Entscheidungsprozessen intern bestehende Befürchtungen gegenüber KI-Systemen weiter verstärkt.
- ▶ Drittens sind Rechenoperationen eines trainierten Netzes für den Menschen zwar mathematisch nachvollziehbar, nicht jedoch die Frage, warum gerade diese oder jene

Rechenoperation vom KI-System ausgewählt und ausgeführt wurde. Das **erschwert die Weiterentwicklung neuronaler Netze**, denn ein Entwickler kann einen KI-basierten Entscheidungspfad nicht optimieren, wenn der Entscheidungsfindungsprozess einer KI nicht nachvollziehbar ist.

- ▶ Viertens wird die KI-Transparenz aus **regulatorischer Sicht** diskutiert. So müssen beispielsweise im Bankensektor KI-Systeme in kritischen Bereichen die bestehenden technologieneutralen Anforderungen an Nachvollziehbarkeit und Transparenz erfüllen. Andernfalls darf KI gar nicht erst zum Einsatz kommen.¹⁸ Ohne Nachvollziehbarkeit können verantwortliche Akteurinnen und Akteure auch keine Verantwortung tragen, wenn beispielsweise Entscheidungen mit KI-Unterstützung gefällt werden.¹⁹

»Ängste vor dem Einsatz von Robotern hatten Menschen schon immer. Dabei ging es damals genau wie heute im Kern um die Angst vor der Wegrationalisierung des Menschen. Heutige, nicht transparente KI-Systeme verstärken diese Angst.«
[Sichtweise aus der Wirtschaft]

¹⁷ Vgl. DARPA 2017, Huchler et al. 2020, Münchner Kreis/Bertelsmann Stiftung 2020, TÜV 2020.

¹⁸ Vgl. Reed 2018, Winfield/Jirotka 2018.

¹⁹ Vgl. auch Abschnitt 2.4 (Entscheidungen).

Dabei ist das **Problem der mangelnden Nachvollziehbarkeit und Transparenz nicht neu**. Schon immer und auch vor KI gab es das Bedürfnis, Ergebnisse nachvollziehbar zu machen. KI hat diese Problematik jedoch verstärkt, weil die Systeme in kürzester Zeit viele Entscheidungen treffen können, besonders viele Daten analysieren und die zugrunde liegenden neuronalen Netzwerke hochkomplex arbeiten.

Lösungsansätze werden unter dem Begriff **»Explainable AI (XAI)«** erforscht.²⁰ Dabei soll vor allem nachvollziehbar werden, warum und wie eine KI zu ihren Ergebnissen kommt, ohne dass die Leistungsfähigkeit der Systeme beeinträchtigt wird.

An Lösungen arbeiten in Deutschland unter anderem das kürzlich eröffnete KI-Observatorium²¹, das von der TU Dresden und der Fraunhofer-Gesellschaft gemeinsam initiierte »Center for Explainable and Efficient AI Technologies« (CEE AI)²² sowie das neue DFKI-Verbundvorhaben »XAINES« (»Explaining AI with Narratives«). In den USA fasst beispielsweise die Defense Advanced Research Projects Agency (DARPA)²³ einige der national vorherrschenden XAI-Forschungsrichtungen zusammen (siehe die nachfolgende Infobox) und sie forscht auch selbst zum Thema.



²⁰ Vgl. DARPA 2017, Huchler et al. 2020, Samek/Müller 2019.

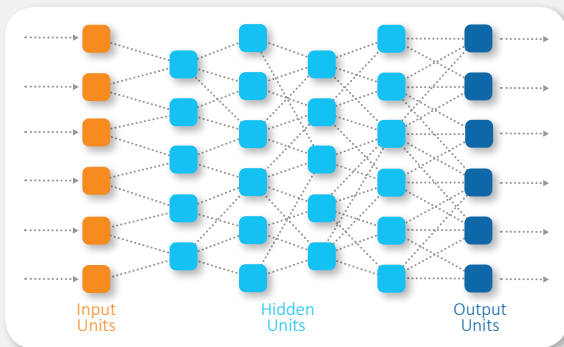
²¹ Vgl. Denkfabrik Digitale Arbeitsgesellschaft 2020.

²² Vgl. www.cee-ai.org.

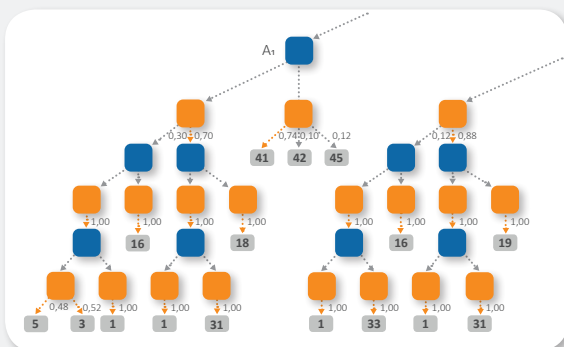
²³ DARPA steht für »Defense Advanced Research Projects Agency« – eine Behörde des Verteidigungsministeriums der Vereinigten Staaten, die Forschungsprojekte vor allem für die Streitkräfte der Vereinigten Staaten durchführt.

ERKLÄRBARE KI: LÖSUNGSANSÄTZE UND STAND DER FORSCHUNG

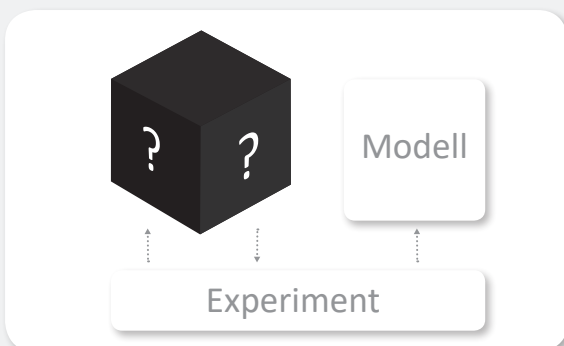
TECHNISCH BETRACHTET EXISTIEREN DREI KERNANSÄTZE, MITTELS DERER KI ERKLÄRBAR GEMACHT WERDEN SOLL:



Deep Explanation: KI-Systeme sollen, nach Eingabe bestimmter Parameter, sich selbst beibringen, wie ihre Ergebnisse erklärbar(er) werden («learn to explain»). Dafür müssen bestehende Deep-Learning-Techniken modifiziert werden.



Interpretierbare Modelle: Entwicklung von Modellen, die kausale Zusammenhänge (Ursache – Wirkung) innerhalb eines KI-Systems strukturiert aufdecken und darstellen.



Model Induction: »Induktion« eines bereits bekannten KI-Modells in ein neues, unbekanntes (inhaltlich aber ähnliches) Setting – damit sich neue KI-Ergebnisse durch ähnliche, aus der Vergangenheit bereits bekannte Ergebnisse (näherungsweise) erklären lassen (siehe auch Abbildung 3).

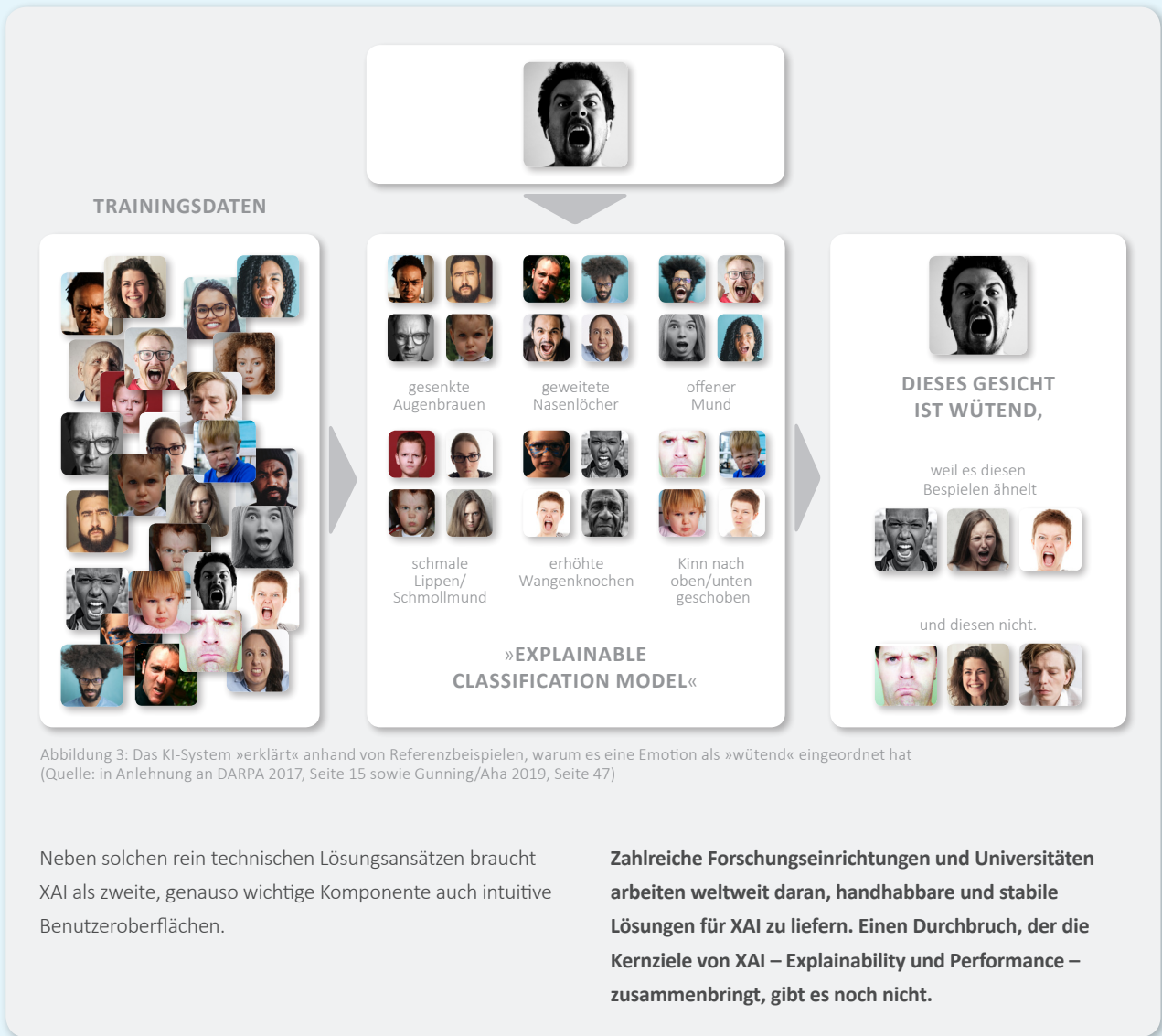


Abbildung 3: Das KI-System »erklärt« anhand von Referenzbeispielen, warum es eine Emotion als »wütend« eingeordnet hat (Quelle: in Anlehnung an DARPA 2017, Seite 15 sowie Gunning/Aha 2019, Seite 47)

Neben solchen rein technischen Lösungsansätzen braucht XAI als zweite, genauso wichtige Komponente auch intuitive Benutzeroberflächen.

Zahlreiche Forschungseinrichtungen und Universitäten arbeiten weltweit daran, handhabbare und stabile Lösungen für XAI zu liefern. Einen Durchbruch, der die Kernziele von XAI – Explainability und Performance – zusammenbringt, gibt es noch nicht.

Quelle: Barredo Arrieta et al. 2020, DARPA 2017, Gunning/Aha 2019, Huchler et al. 2020, Palacio et al. 2018

1.1.5 VERSTÄRKENDES LERNEN UND DAS PROBLEM DER »SAMPLE EFFICIENCY«

Die Methoden des verstärkenden Lernens²⁴ haben in den letzten Jahren ihre steigende Leistungsfähigkeit unter Beweis gestellt. Zunächst gelang dies »nur« in teils komplexen Brett- und Computerspielen, bei denen sie gegen Menschen antraten und gewannen. Doch in solchen Spielen trainieren die Systeme ihre Fähigkeiten wie Flexibilität, Kontextualität und das Verfolgen langfristiger Pläne – Fähigkeiten, die auch für die automatische Übersetzung oder für Sprachassistenten relevant sind.²⁵

Beim verstärkenden Lernen existiert auch noch das Problem der sogenannten »Sample Efficiency«. Sample Efficiency bezieht sich auf die Menge von Daten, die ein Lernsystem benötigt, um ein gegebenes Ziel zu erreichen. So musste beispielsweise das Computerprogramm »AlphaGo« von Google mit 5,4 Milliarden

Spielvarianten trainieren, bevor es in der Lage war, professionelle Spielerinnen und Spieler bei Go (komplexes chinesisches Brettspiel) zu schlagen. Zum Vergleich: Ein Mensch müsste für eine solche Menge an Spielvarianten über 2.000 Jahre trainieren. Computerprogramme wie AlphaGo sind also in der Lage, komplexe Aufgaben zu lösen. Allerdings sind die Mengen an Trainingsdaten, die die Systeme benötigen, damit ihre Ergebnisse gut werden, enorm groß. Das heißt, die Systeme arbeiten nicht »sample efficient«.²⁶ Die Kosten für die Trainingsdaten und die Zeit für das Training können dann schnell den eigentlichen Nutzen der Systeme infrage stellen.

Um das Problem in den Griff zu bekommen, wird unter anderem am sogenannten »Episodic RL« sowie am »Meta-RL« geforscht. Bei beiden Ansätzen geht es im Kern darum, aus Erfahrungen zu lernen, um dann Entscheidungen oder Situationen schneller zu fällen beziehungsweise besser zu bewerten.²⁷

²⁴ Für eine Definition zum verstärkenden Lernen vgl. Seite 69.

²⁵ Vgl. Botvinick et al. 2019, Eslami et al. 2018, Merkert 2019, Seward 2020, Sigmoidal 2017.

²⁶ Vgl. Botvinick et al. 2019, Jaderberg et al. 2019, Merkert 2019, Seward 2020.

²⁷ »RL« steht hier für »Reinforcement Learning«, der englischsprachige Begriff für das in diesem Unterabschnitt vorgestellte verstärkende Lernen. Vgl. Botvinick et al. 2019 für eine detaillierte Auseinandersetzung mit »Episodic RL« und »Meta-RL«.

1.1.6 PROBLEM DER GENERALISIERBARKEIT VON KI-MODELLEN

Bisherige, am Markt verfügbare KI-Lösungen sind in der Regel hochspezialisierte, domänenspezifische Lösungen, die nur in engen Grenzen und bestimmten Anwendungsfällen zuverlässig funktionieren. Es mangelt noch an skalierbaren KI-Lösungen, die in Anlehnung an die Idee eines ERP-Systems²⁸ ganze Wertschöpfungsketten einschließen.

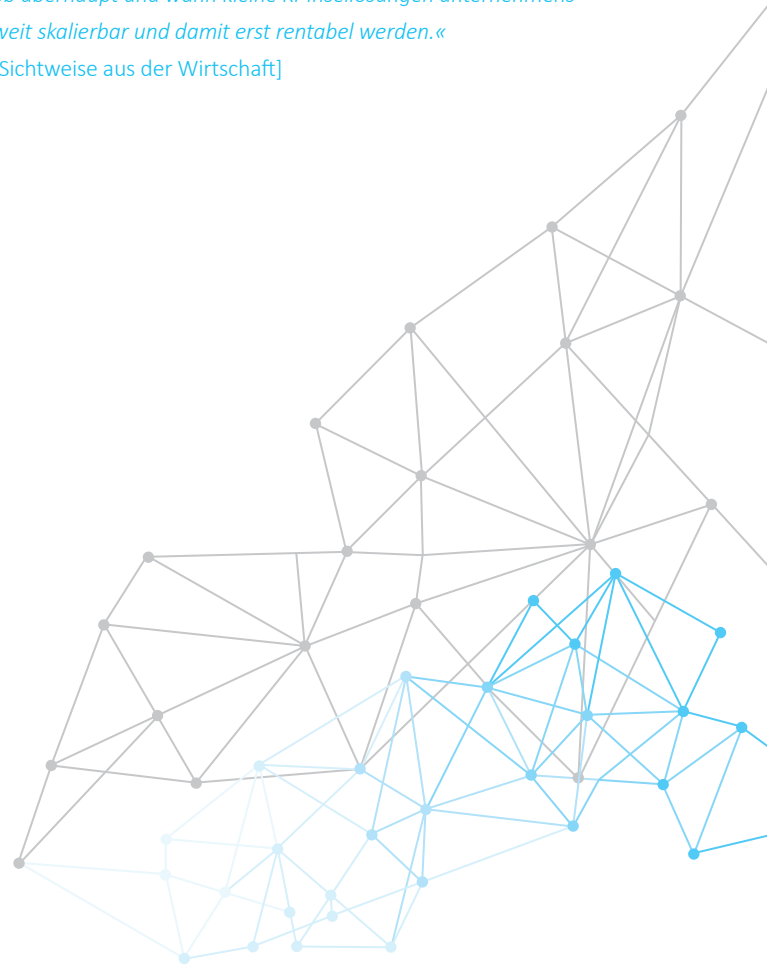
Beim verstärkenden Lernen funktionieren beispielsweise die einmal trainierten Agenten immer nur für bestimmte, domänenspezifische Anwendungen. Für andere Anwendungsfälle muss das gesamte KI-Trainingsverfahren erneut durchlaufen und angepasst werden – das kostet Zeit und Geld.²⁹ Wegen der aktuell noch fehlenden Generalisierbarkeit ist auch die Erfolgswahrscheinlichkeit eines

angepassten Trainingsdurchlaufs nicht immer abschätzbar. Ein Forschungsfeld ist in diesem Zusammenhang das sogenannte Transfer Learning. Dabei wird untersucht, wie ein auf Problem A trainiertes Netz auch auf ein ähnliches Problem B angewendet werden kann.

Die Problematik der Generalisierung, also der Abstrahierung von einem Problem auf ein anderes, wird forschungsseitig in dem Themenkomplex »Independent and Identically Distributed (IID) vs. Out-of-Domain (OOD)« erforscht. Etwas allgemeiner kann darunter die sogenannte starke KI verstanden werden.³⁰

»KI bleibt für unser Unternehmen auf absehbare Zeit ein unverhältnismäßig hohes Investitionsrisiko – weil kaum absehbar ist, ob überhaupt und wann kleine KI-Insellösungen unternehmensweit skalierbar und damit erst rentabel werden.«

[Sichtweise aus der Wirtschaft]



²⁸ ERP steht für Enterprise Resource Planning – eine unternehmerische Aufgabe, bei der Ressourcen (Kapital, Personal, Betriebsmittel, Material etc.) im Sinne des Unternehmenszwecks rechtzeitig und bedarfsgerecht geplant, gesteuert und verwaltet werden, meist in Form einer unternehmensweit einsetzbaren ERP-Software.

²⁹ Vgl. Seward 2020, Sutton/Barto 2018.

³⁰ Vgl. Jiang 2019.

1.2 ARBEITSWISSENSCHAFTLICHER FORSCHUNGSSTAND

Aus arbeitswissenschaftlicher Sicht geht es bei KI um die Realisierung eines menschenzentrierten Ansatzes bei bestmöglicher Ausschöpfung der KI-Potenziale. KI-bezogene, arbeitswissenschaftliche Forschung zählt zum Forschungsbereich der sogenannten Mensch-Maschine-Interaktion (MMI).³¹

KI-Systeme können den Menschen beispielsweise bei der Analyse großer Datenmengen unterstützen. Umgekehrt soll der Mensch auch der Maschine helfen, ihre »Superpowers«³² zu entwickeln – indem er KI-Systeme weiterentwickelt, trainiert und sie mit Daten versorgt. Der Mensch wird gewissermaßen zum Enabler leistungsstarker KI-Systeme, die dann wiederum ihre Fähigkeiten in den Dienst der Menschen stellen.

Dass sich die Zusammenarbeit zwischen Menschen und KI-Systemen positiv entwickelt, ist nicht selbstverständlich und Gegenstand zahlreicher Forschungsprojekte. Einige dieser Projekte werden nachfolgend und mit speziellem Bezug zur Sachbearbeitung vorgestellt.

1.2.1 KRITERIEN FÜR EINE MENSCH-MASCHINE-INTERAKTION BEI KI-SYSTEMEN

Die Plattform Lernende Systeme widmet sich unter anderem der menschenzentrierten Gestaltung der zukünftigen Arbeitswelt sowie MMI-Fragen. Im Juni 2020 hat sie einen Kriterienkatalog veröffentlicht, wie eine »gute« MMI gelingen kann. Er beinhaltet vier Cluster (siehe auch Abbildung 4):³³

Schutz des Einzelnen (Cluster 1): In diesem Cluster steht die Sicherheit Lernender Systeme und der Schutz des Einzelnen vor Risiken und negativen Folgen bei der Nutzung Künstlicher Intelligenz im Vordergrund – beispielsweise durch Gesundheitsschutz, Datenschutz und Diskriminierungsfreiheit.

Vertrauenswürdigkeit (Cluster 2): Hier geht es um die Frage, wie Vertrauen in KI-Systeme aufgebaut beziehungsweise verbessert werden kann – beispielsweise durch die Qualität verfügbarer Daten sowie durch Transparenz, Erklärbarkeit und Widerspruchsfreiheit von KI-Ergebnissen.

Sinnvolle Arbeitsteilung (Cluster 3): Hierbei steht die menschenzentrierte Gestaltung der Arbeit im Mittelpunkt. Kriterien sind beispielsweise die KI-basierte Entlastung und Unterstützung von Beschäftigten in ihrer Arbeit. Auch Fragen zur Handlungsträgerschaft³⁴ und zur Situationskontrolle bei MMI werden thematisiert.

Förderliche Arbeitsbedingungen (Cluster 4): Dieses Cluster will im Kern sicherstellen, dass menschliche Bedürfnisse nicht zu kurz kommen, wenn KI-Systeme zunehmend zum Einsatz kommen – etwa im Bereich der »sinnlichen Wahrnehmung«³⁵ und des menschlichen Lernens. Zu den relevanten Kriterien gehören ausreichend Handlungsspielräume sowie inhaltlich reichhaltige Arbeit für den Menschen, einschließlich Kommunikation, Kollaboration und soziale Einbindung.

³¹ Vgl. Huchler et al. 2020, Münchner Kreis 2020, Servoz 2019, Shook/Knickrehm 2018.

³² Daugherty/Wilson 2018.

³³ Vgl. Huchler et al. 2020 für Details. Die Plattform Lernende Systeme hat diese Kriterien im November 2020 um das Thema Change Management für die Einführung von KI-Systemen in Unternehmen ergänzt. Vgl. Stowasser et al. 2020.

³⁴ Handlungsträger waren bisher überwiegend Personen. Sie geben Handlungen einen Sinn sowie ein Ziel und sie treffen die Entscheidungen. Jetzt kann ein Handeln auch durch KI ausgelöst werden (zum Beispiel bei Entscheidungen, beim autonomen Fahren und bei der Steuerung von Arbeitsschritten im Büro). Die Frage der Handlungsträgerschaft muss also an dieser Stelle gedacht werden. Vgl. Offensive Mittelstand 2019.

³⁵ Huchler et al. 2020, Seite 19.

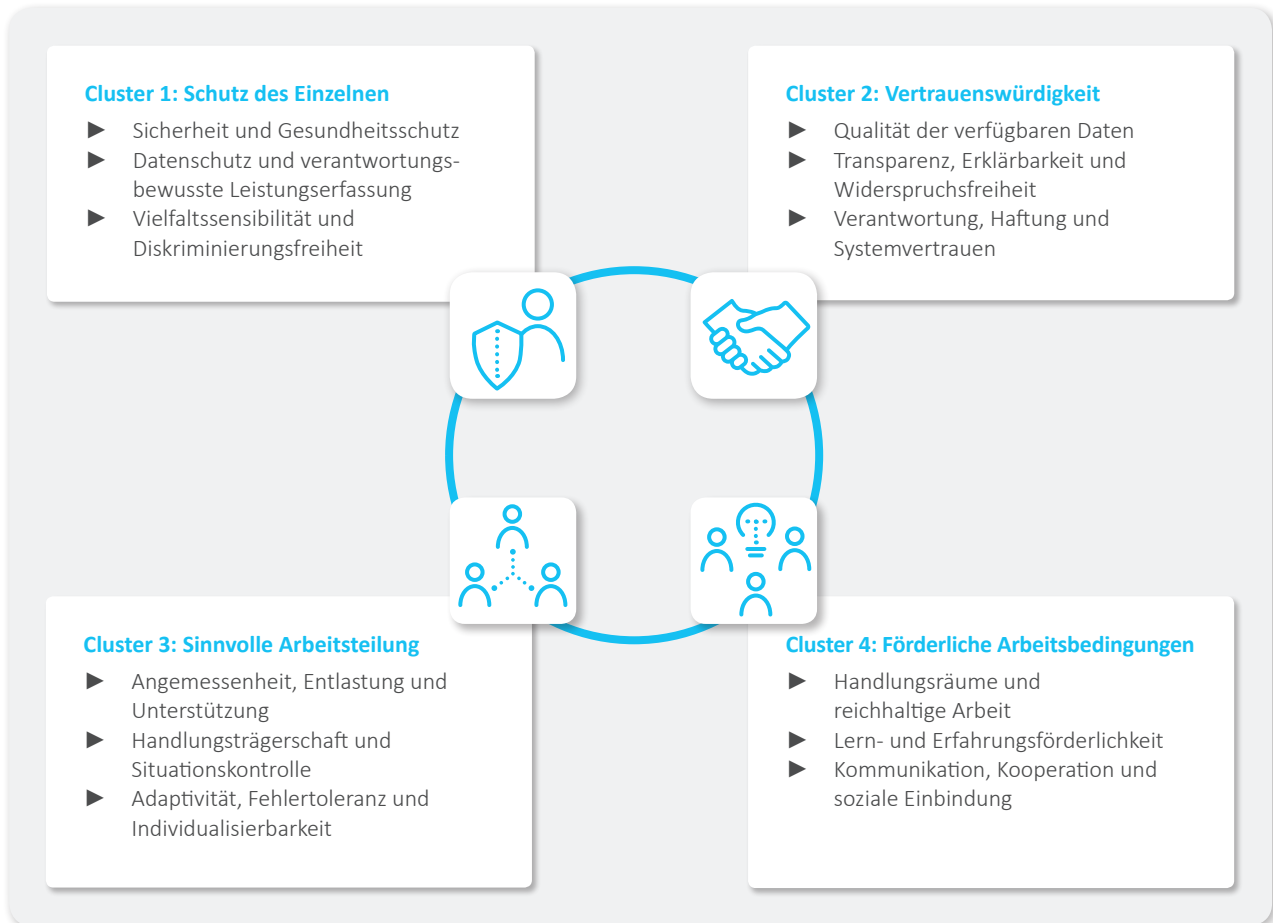


Abbildung 4: Cluster und die zum jeweiligen Cluster dazugehörigen Kriterien für eine »gute« Mensch-Maschine-Interaktion (Quelle: in Anlehnung an Huchler et al. 2020, Seite 9)

1.2.2 POSITIVE COMPUTING ZUR VERMEIDUNG VON DIGITALEM STRESS

Das Konzept des Positive Computings lehnt sich an bekannte Faktoren des menschlichen Wohlbefindens aus der Psychologie an und überträgt diese auf Technologie. Zu diesen Faktoren gehören beispielsweise Autonomie, Kompetenz, Engagement, Motivation, Achtsamkeit und positive Emotionen.³⁶ Erste Konzepte gehen auf Calvo/Peters (2014) zurück.

»Es darf bei KI nicht nur um Effizienzsteigerungen gehen – doch genau darauf ist die Debatte oftmals beschränkt. Das führt zu negativem Stress und zu Gefühlen von Angst. Stattdessen müssen wir fragen:

Wie kann KI unsere Arbeit erleichtern, uns also entlasten? Und: Wie kann KI dem Menschen helfen, qualitativ bessere Arbeitsergebnisse zu erzielen?«
[Sichtweise aus der Wissenschaft]

Aus der Forschung werden eine Reihe von Maßnahmen für den Umgang mit digitalem Stress bei der Sachbearbeitung vorgeschlagen, zum Beispiel: Kompetenzaufbau, beschränkte Nutzung digitaler Technologien und Medien (DTM), emotionale Bewältigungsstrategien, externe und problemorientierte Unterstützung sowie eine Beteiligung der Nutzerinnen und Nutzer an der Gestaltung des Technikeinsatzes.³⁷ Solche Maßnahmen werden auch in den Forschungsprojekten »ForDigitHealth« und »EmmA« analysiert (siehe die nachfolgende Infobox).



1. Leistungsüberwachung durch DTM
2. Entblößung durch DTM
3. Unzuverlässigkeit der DTM
4. Unterbrechungen durch DTM
5. Überflutung durch DTM
6. Nicht-Verfügbarkeit von DTM
7. Komplexität durch DTM
8. Omni- und Dauerpräsenz durch DTM
9. Verunsicherung im Umgang mit DTM

10. Arbeitsplatzunsicherheit durch DTM
11. Mangelnde Erfolgserlebnisse
12. Verantwortungsdiffusion
13. Verzerrung der Realität
14. Verrohung der Kommunikation
15. Zweifelhafte Faktenbasis
16. Datafizierung
17. Persönliche Angriffe mittels DTM
18. Konformitätszwang

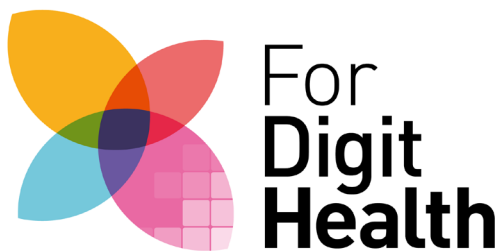
Vor allem die ersten zwölf Stressoren sind relevant für die Sachbearbeitung.

Abbildung 5: Stressoren durch digitale Technologien und Medien (DTM), vorgestellt von Prof. Dr. Elisabeth André (Universität Augsburg) im Rahmen des Projekts »SmartAlwork«. Die aufgeführten Stressoren stammen im Wesentlichen aus einem Artikel von Gimpel et al. 2019.

³⁶ Vgl. Calvo et al. 2016, Calvo/Peters 2014, Pawlowski et al. 2015.

³⁷ Vgl. André 2020.

PRAXISBEISPIEL: VERBESSERUNG DES MENSCHLICHEN WOHLBEFINDENS IM UMGANG MIT DIGITALEN TECHNOLOGIEN UND MEDIEN IN DER SACHBEARBEITUNG – ZWEI AKTUELLE FORSCHUNGSBEISPIELE



Im Forschungsvorhaben »ForDigitHealth« (Laufzeit 2019 bis 2023) untersucht ein interdisziplinärer Verbund von elf Forschungsgruppen an fünf bayerischen Universitäten den gesunden Umgang mit digitalen Technologien und Medien. Die Forschungsteams erhoffen sich von ihrer Arbeit neue Erkenntnisse über digitalen Stress und wie damit umzugehen ist. Vier Schwerpunkte werden erforscht: Analyse der Diversität der DTM-Nutzung, Analyse von Chancen und Gesundheitswirkung, die menschengerechte Gestaltung von DTM sowie der Aufbau von Ressourcen und Kompetenzen bei digitalem Stress.³⁸



Im Forschungsprojekt »EmmA« wird ein mobiles Assistenzsystem entwickelt, das zur Gefährdungsbeurteilung psychischer Belastungen am Arbeitsplatz genutzt werden kann. EmmA kann mithilfe von Sensoren physiologische und soziale Signale interpretieren und kontextabhängig in schwierigen Situationen Hilfe anbieten. Ziel ist es, den Umgang mit Stress am Arbeitsplatz zu verbessern. Dies kann den psychischen Erkrankungen am Arbeitsplatz entgegenwirken. Das Projekt ist speziell auf KMU ausgerichtet. Konsortialführer ist die Charamel GmbH, ein Unternehmen, das interaktive Lösungen zum Einsatz in der Mensch-Maschine-Kommunikation entwickelt. Daneben sind die Universität Augsburg, das DFKI sowie weitere Partner involviert.³⁹

³⁸ Vgl. André 2020 sowie www.gesund-digital-leben.de.

³⁹ Vgl. André 2020 sowie www.technik-zum-menschen-bringen.de/projekte/emma.

1.2.3 DATENSCHUTZ

KI braucht viele Daten, um aus diesen lernen zu können. Im Zeitalter der Datenökonomie stellt dies technisch gesehen kein Problem dar – es waren noch nie so viele Daten vorhanden wie heute und es werden täglich mehr. Allerdings stellen sich mit zunehmender Datenverfügbarkeit auch Fragen an die Zulässigkeit der Datenverarbeitung sowie an die Datensicherheit. Viele Fälle der Datenverarbeitung und -weitergabe werden von rechtlichen Rahmenbedingungen begrenzt, insbesondere der Datenschutz-Grundverordnung (DSGVO). Zudem akzeptieren Bürgerinnen und Bürger sie oftmals nur, wenn anonymisierte Daten verwendet werden. Künftig müssen deshalb verstärkt Verfahren gefunden werden, mit welchen personenbezogene Daten anonymisiert werden können, während der Nutzen der Daten für Analysen erhalten bleibt.⁴⁰ Dieser Spagat ist besonders schwierig, weil sowohl ethische und arbeitswissenschaftliche als auch technische Fragen zu berücksichtigen sind.

Bezüglich der ethischen und arbeitswissenschaftlichen Fragen werden in der Plattform Lernende Systeme Kriterien entwickelt, dazu gehören der Schutz und die Stärkung der Persönlichkeitsrechte der Beschäftigten, die Zweckbindung der Datennutzung sowie die Transparenz über Datenanalysen.⁴¹

Solche Kriterien stellen zwar wichtige Leitplanken und Rahmenbedingungen dar. Doch was können die Systeme im Spannungsfeld von Datenschutz und Datenanalyse leisten? Aktuell werden vor allem die nachfolgenden Ansätze erforscht:

► **Föderiertes Lernen** (englisch: Federated Learning) bedeutet, dass KI-Systeme vor Ort bei den Anwenderinnen und Anwendern (in Krankenhäusern, in Unternehmen etc.) trainiert werden. Es erfolgt kein Datenaustausch mit dem jeweiligen Anbieter der Systeme, der Datenschutz wird also gewahrt (nicht die Daten

wandern, sondern die Algorithmen). Voraussetzung ist, dass bei der Kundin oder dem Kunden geeignete und ausreichende Ressourcen verfügbar sind – durch eigene Hardware vor Ort oder durch die Nutzung vertrauenswürdiger Cloud-Computing-Angebote, bei denen die Daten den eigenen institutionellen Rahmen nicht verlassen, beispielsweise in Form von Trusted Cloud Computing oder International Data Spaces (vgl. auch das Forschungsprojekt »TFDA«, dargestellt im Kasten auf Seite 29).

- Beim **Privacy Preserving Learning** lernen Modelle auf eine Art und Weise, die kaum noch Rückschlüsse auf persönliche Informationen zulässt. So können Garantien bezüglich der Rückschließbarkeit formuliert werden. Das Individuum hat jedoch immer einen gewissen Einfluss auf das Modell – hier wird mit dem zu erwartenden Nutzen und der Verhältnismäßigkeit beim Anonymisierungsaufwand argumentiert.
- Bei der Methode der **synthetischen Daten** wird eine künstliche Repräsentation eines Originaldatensatzes erstellt. Dafür wird ein Modell entwickelt, das die Originaldaten so gut wie möglich erklärt, diese aber nicht selbst verwendet. Das Modell generiert dabei neue Daten, die statistische Eigenschaften des Originaldatensatzes enthalten. Diese synthetischen Einheiten sind eine Art Zwilling des Originaldatensatzes. Erste Anwendungen finden sich heute bereits bei der Anonymisierung von Mikrodatensätzen, also von Daten, die auf Individualebene beobachtet werden.⁴² Die Zuverlässigkeit des dadurch erzielten Datenschutzes sowie Aufwand und Nutzen der Erstellung solcher synthetischer Daten sind allerdings noch Gegenstand der Forschung.

Die drei Forschungsansätze können je nach Problemstellung auch miteinander kombiniert werden.

⁴⁰ Vgl. Drechsler/Jentzsch 2018, Huchler et al. 2020.

⁴¹ Vgl. Huchler et al. 2020, Tombeil et al. 2020.

⁴² Vgl. Drechsler/Jentzsch 2018.

NICHT DIE DATEN WANDERN, SONDERN DIE ALGORITHMEN: DATENSCHUTZ AM BEISPIEL DES FORSCHUNGSPROJEKTS »TFDA«



Zwar kann die Datenzentrierung als Methode zur Erhöhung der verfügbaren Datenmenge die Anwendung und Leistungsfähigkeit von KI-Systemen erheblich steigern, doch bringt eine Datenzentrierung auch viele Nachteile mit sich – darunter ethische, politische und rechtliche Restriktionen und damit zusammenhängende Fragen an die Sicherheit und das Vertrauen in die Datenzentrierung.

Aufbauend auf diesen Rahmenbedingungen gehen die Forscherinnen und Forscher im Projekt Trustworthy Federated Data Analytics (TFDA) den umgekehrten Weg: Nicht die Daten »wandern« zu zentralen Speicherorten, an denen sie schließlich ausgewertet werden sollen, sondern die Algorithmen kommen zu den Daten, also in die jeweiligen Unternehmen, Krankenhäuser und anderen

Organisationsformen. Ziel ist es, die Implementierung dezentralisierter, kooperativer Datenanalyse- und KI-Trainingsarchitekturen zu erleichtern und dafür die wichtigsten Fragen in solchen Szenarien anzugehen – vor allem im Hinblick auf den Datenschutz. Die zu erarbeitenden Konzepte werden durch Fallbeispiele im Gesundheitssektor (konkret: in der Strahlentherapie) validiert. Die Erkenntnisse sind auf andere Anwendungsbereiche wie die Sachbearbeitung übertragbar.

Erste Ergebnisse werden für 2021 erwartet. Hierbei handelt es sich unter anderem um Studienergebnisse zu Security- und Privacy-Eigenschaften verschiedener Ansätze des dezentralisierten Lernens sowie um eine erste Proof-of-Concept-Implementierung im Rahmen des Deutschen Konsortiums für Translationale Krebsforschung (DKTK). Aufbauend auf diesen Ergebnissen lassen sich konkrete Empfehlungen, Best Practices und Referenzimplementierungen ableiten.

Das Projekt wird gemeinsam vom Deutschen Krebsforschungszentrum (DKFZ) und dem Helmholtz Center for Information Security (CISPA) realisiert und durch die Helmholtz Gemeinschaft mit gefördert. Die Laufzeit geht vom Jahr 2020 bis Ende 2022.⁴³

⁴³ Vgl. www.tfda.hmsp.center für weitere Details.

2 EINSATZBEREICHE FÜR KI IN DER SACHBEARBEITUNG

2.1 PROZESSAUTOMATISIERUNG

In letzter Zeit nimmt auch in der Sachbearbeitung die Prozessautomatisierung zu – und zwar aus ähnlichen Motiven, wie sie bereits aus dem Produktionsbereich bekannt sind: Effizienzsteigerungen, Kosteneinsparungen sowie – im besten Fall – Entlastung des Menschen von repetitiven, monotonen und ermüdenden Aufgaben.⁴⁴ Solche Aufgabentypen kommen auch in der Sachbearbeitung häufig vor: Die fortwährend ähnliche Eingabe von Kundendaten in Formulare und IT-Systeme, die stets ähnlichen Kundenanfragen an der Service-Hotline oder das monatliche Erstellen von immer gleichen Rechnungen sind nur einige Beispiele.⁴⁵ Das (KI-)Automatisierungspotenzial in der Sachbearbeitung ist also hoch.

KI-Technologien werden in der Prozessautomatisierung bislang vor allem für die Bearbeitung von Geschäftsdokumenten sowie für digitale Assistenzen eingesetzt, die die Terminplanung und/oder die tägliche Arbeitsorganisation automatisieren.⁴⁶ Die dafür am häufigsten eingesetzten KI-Technologien sind bislang Verfahren zur Texterkennung mittels Optical Character Recognition (OCR), die Klassifikation sowie die Extraktion von Informationen.⁴⁷

Allerdings verlaufen bei Weitem nicht alle Prozessautomatisierungen auch tatsächlich KI-basiert. Oftmals stecken lang bewährte, völlig KI-freie Tools und Methoden dahinter, etwa bestimmte Formen der sogenannten Robotic Process Automation (RPA) und/oder Tools aus der Geschäftsprozessmodellierung (siehe die nachfolgende Infobox).

⁴⁴ Vgl. Daugherty/Wilson 2018, Davenport/Ronanki 2018, Kremer et al. 2020, World Economic Forum 2018.

⁴⁵ Vgl. Dukino et al. 2020 für eine detaillierte Auflistung von Unternehmensfunktionen, die die Sachbearbeitung und KI betreffen.

⁴⁶ Vgl. Daugherty/Wilson 2018. Vgl. auch Unterabschnitt 1.1.2. für den »Informationsbutler« als Beispiel eines digitalen, individuellen Assistenten.

⁴⁷ Teilergebnis eines im Rahmen dieses Projekts durchgeführten Expertenworkshops. Es gibt weitere KI-Technologien, die für die Sachbearbeitung relevant sind. Vgl. Kapitel 2 für eine genauere Auseinandersetzung mit den für die Sachbearbeitung relevanten KI-Technologien.

EXKURS: ROBOTIC PROCESS AUTOMATION UND KÜNSTLICHE INTELLIGENZ

In der Praxis ist RPA weit verbreitet. Dabei handelt es sich um eine Softwarelösung zur (Geschäfts-)Prozessautomatisierung, vor allem für repetitive und einfache Aufgaben. RPA kann aus unterschiedlichen Quellen Daten auslesen und diese in eine zentrale Plattform importieren – beispielsweise können mittels RPA Finanzdaten aus Microsoft Excel in SAP-/ERP-Systeme transferiert werden oder Studierendendaten können aus verschiedenen Datenerfassungsf formularen in gemeinsam genutzte Lernplattformen übertragen werden. RPA kann also mit verschiedenen Informationssystemen interagieren und dabei zumindest teilweise menschliche Aufgaben übernehmen.⁴⁸

RPA ist fortschrittlicher als frühere Prozessautomatisierungs-Tools: Die Tools können ähnlich wie ein Mensch Informationen in IT-Systeme eingeben und verarbeiten. RPA-Tools sind vergleichsweise günstig, leicht zu implementieren und sie ermöglichen in der Regel einen schnellen Return on Investment⁴⁹ – ein Grund, warum sie heute besonders weit verbreitet sind.⁵⁰

RPA kann, muss aber nicht intelligent im Sinne einer KI sein. Viele der verfügbaren RPA-Versionen sind Technologien zur Geschäftsprozess-Automatisierung, die auf Basis von metaphorischen Softwarerobotern (Bots) funktionieren – völlig ohne Maschinelles Lernen oder das Training von Datensätzen.⁵¹

⁴⁸ Vgl. Aguirre/Rodriguez 2017, Van der Aalst et al. 2018.

⁴⁹ Ein »Return on Investment« (RoI) entspricht der Rentabilität des eingesetzten Kapitals. Er errechnet sich üblicherweise aus dem Verhältnis des Gewinns zum gesamten investierten Kapital. Vgl. Rolfes 2020.

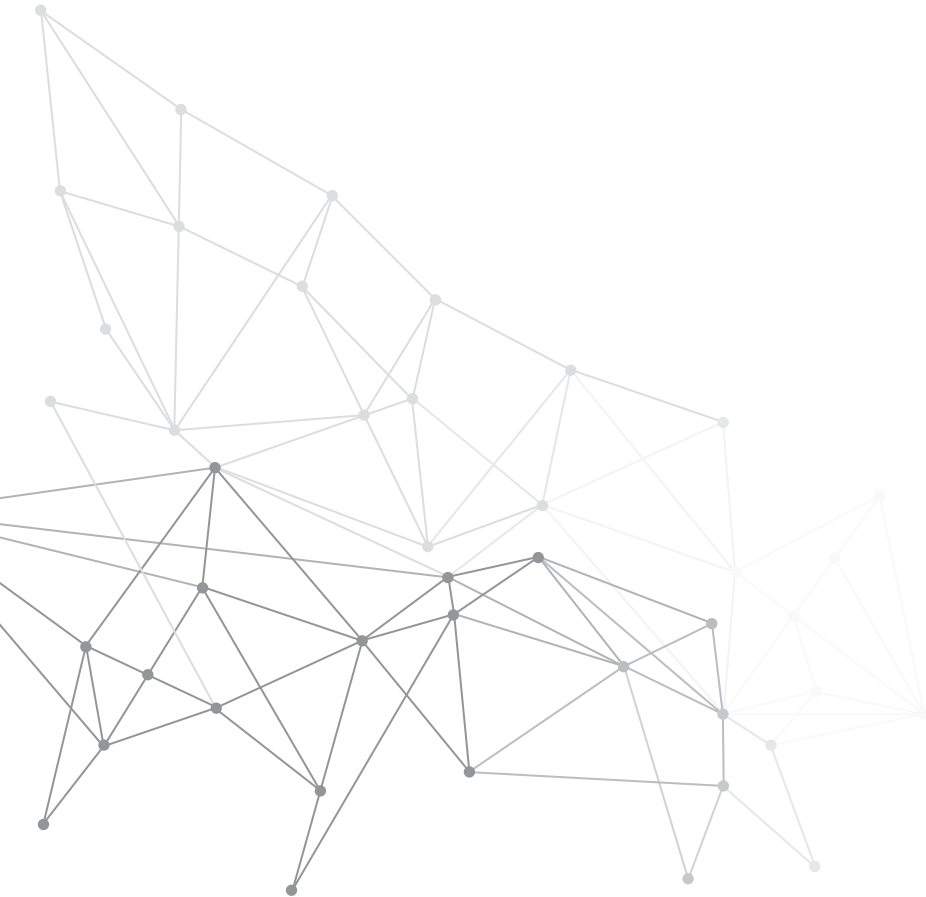
⁵⁰ Vgl. Davenport/Ronanki 2018, Langmann/Turi 2020.

⁵¹ Vgl. Kremer et al. 2020, Langmann/Turi 2020, Van der Aalst et al. 2018 sowie die eigens geführten Expertengespräche.

Hinsichtlich der Funktionsbereiche sind dem Einsatz von KI technisch gesehen kaum Grenzen gesetzt – Sachbearbeitung und Prozesse finden in faktisch allen Unternehmensbereichen statt, zum Beispiel.⁵²

- ▶ Im **Personalwesen** größerer Unternehmen gehen mitunter über 1.000 Bewerbungen pro Tag ein. KI-Systeme können eine automatisierte Vorauswahl treffen (mit der im KI-Bereich bekannten Diskriminierungsproblematik).⁵³ Die für die Einstellung verantwortlichen Mitarbeitenden müssen dann nicht mehr alle Bewerbungen sichten, sondern nur noch jene, für die es sich laut KI-System lohnt, genauer hinzusehen. Mit jeder Personalneueinstellung oder -ablehnung lernt das System dazu und verbessert so seine zukünftigen Ergebnisse.⁵⁴

- ▶ KI-Systeme können **Einkaufsprozesse automatisieren**. Sie unterstützen beispielsweise bei der (Vor-)Auswahl von Lieferanten und beim Abschätzen von Einkaufsrisiken. Einkäuferinnen oder Einkäufer können dann schneller und vor allem frühzeitiger auf mögliche Unterbrechungen entlang der Lieferkette reagieren.⁵⁵
- ▶ In der **Buchhaltung** und im **Controlling** existieren fast immer klare Regeln, wie zu buchen und wie zu verrechnen ist. Ferner existieren viele, sich ständig wiederholende Aufgaben wie die Buchung von Zahlungseingängen, die Erstellung von Mahnungen oder Monats- und Jahresabschlüssen. Technisch gesehen sind diese Bereiche also ein ideales Anwendungsgebiet für die Prozessautomatisierung (siehe auch das nachfolgende Praxisbeispiel).



⁵² Vgl. Dukino et al. 2020 für eine detaillierte Auseinandersetzung zum KI-Einsatz entlang unternehmerischer, sachbearbeitungsnaher Funktionsbereiche.

⁵³ Vgl. Beck et al. 2019. Siehe auch Abschnitt 2.4.

⁵⁴ Vgl. Cappelli et al. 2020, Kreuzer/Sirrenberg 2020, Ochmann/Laumer 2020.

⁵⁵ Vgl. Heinrich/Stühler 2018, Kleemann/Glas 2020.

PRAXISBEISPIEL: AUTOMATISIERTE RECHNUNGSVERARBEITUNG MIT SAP HANA

Die Erfassung und Bearbeitung von Rechnungen kann viel Zeit in Anspruch nehmen. Darüber hinaus können Mitarbeitende bei der immer gleichen Suche nach bestimmten Rechnungsinformationen ermüden.

KI-basierte Systeme der SAP können dabei helfen, relevante Rechnungsinformationen automatisch zu erfassen und weiter zu verarbeiten. Mithilfe des Maschinellen Lernens werden dabei aus einer Vielzahl von unstrukturierten

Dokumenten strukturierte Informationen gewonnen (siehe auch Abbildung 6).

Im Ergebnis wird der Gesamtprozess der Rechnungserfassung und -verarbeitung schneller und weniger fehleranfällig. Der Mensch muss dabei nicht mehr so viel Zeit verwenden, um relevante Informationen in Rechnungen zu finden. Er kann die gewonnene Zeit nutzen, um kreativer zu arbeiten und/oder um komplexere sowie problematische Rechnungsfälle zu prüfen.

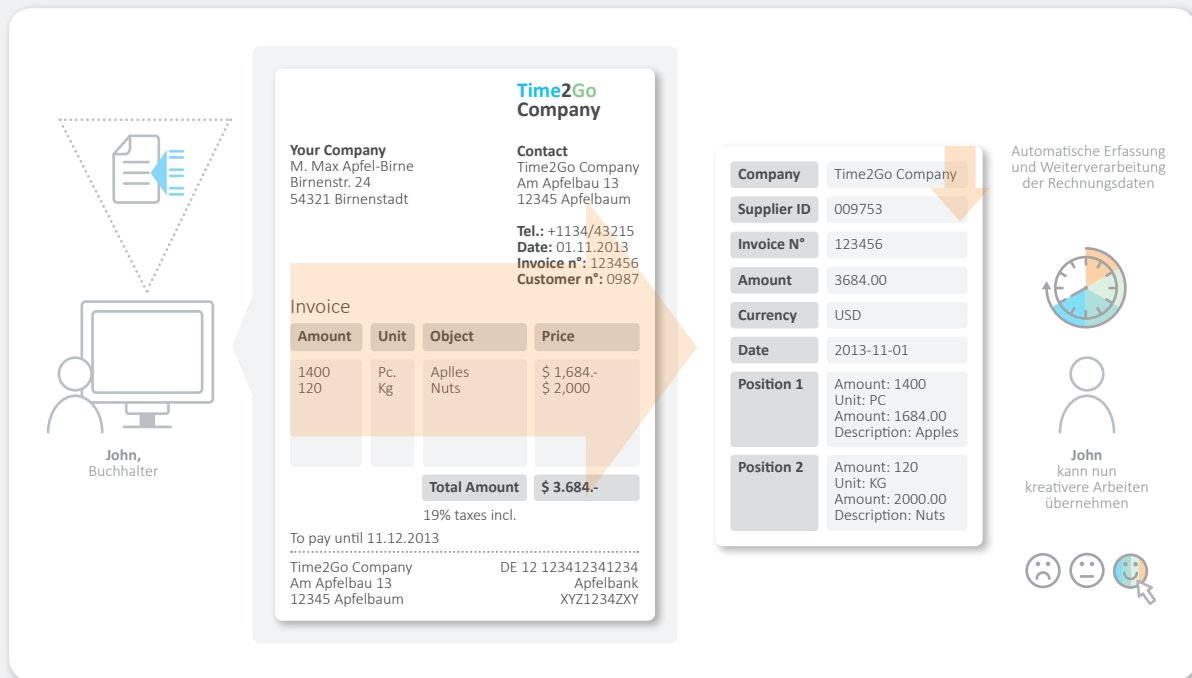


Abbildung 6: Automatische Extraktion von Informationen aus Dokumenten mit SAP (Quelle: in Anlehnung an Dahlmeier 2020)

PRAXISBEISPIEL: PROZESSAUTOMATISIERUNG IM HANDWERK



In der Baubranche ist KI in den allermeisten Fällen noch kein Thema. Dabei zeigt sich gerade im Handwerksbereich ein bislang kaum gehobenes Prozessautomatisierungspotenzial.

In der Regel ist der Bau eines KfW-Effizienzhauses, eine energetische Bausanierung oder die Sanierung eines Bades von dem aktuellen Wissensstand der Planer und den ausführenden Meisterbetrieben abhängig. Ein Festhalten an dem lange Bewährten führt hierbei selten zu den notwendigen Effizienzsteigerungen.

Benchmark-Projekte, Prozessdokumentation, Prozessoptimierung und schließlich die Prozessautomatisierung können an dieser Stelle helfen, Effizienzen in der Baubranche zu steigern.

Zur Effizienzsteigerung ist die Aufgabe der Baubranche, klimaneutrale Städte im Zuge eines Sanierungszyklus zu schaffen. Hier ist der Einsatz von assistierenden IDSS (Intelligent Decision Support Systems) gefordert.

Auf der Basis der Gaia-X und dem Open Datapool werden den Praktikern über den digitalen Assistenten Wissensstrukturen von Forschungseinrichtungen und der innovativen Wirtschaft zur Verfügung gestellt.

Über diese Mensch-Maschinen-Kommunikation werden der Planerin oder dem Planer und der Handwerkerin oder dem Handwerker eine Entscheidungshilfe gegeben, die Vertrauen schafft und sie bei der täglichen Arbeit unterstützt.

An dieser Stelle setzt die Plattform »eccuro« an. Auf der Plattform werden die einzelnen handwerklichen Schritte anhand eines Bauleitfadens aufgezeigt, zur Erstellung eines Gewerkes dokumentiert und hinsichtlich Effizienzkriterien analysiert. In einem weiteren Schritt sollen die Prozesse dann mit KI und mit einem digitalen Assistenten effizienter, ökologischer und automatisierter abgearbeitet werden.

»Es entstehen auch im Handwerk neue Geschäftsmodelle mit und durch KI. Wir müssen uns damit auseinandersetzen.« [Sichtweise aus der Wirtschaft]

2.2 ERKENNTNISGEWINN DURCH DATENANALYSE

KI-Systeme können zu neuen Erkenntnissen führen, insbesondere wenn große, unüberschaubare und meist unstrukturierte Datenmengen vorliegen. KI-Systeme können in solchen »Data Lakes« Muster, Zusammenhänge, Strukturen und Abfolgen finden, die der Mensch mit dem bloßen Auge nicht mehr erfassen kann. Die KI-Systeme können die Sachbearbeitung unterstützen – durch Informationsaufbereitung, Entscheidungsvorbereitung, Risiko-Ersteinschätzung und Prognosenerstellung.⁵⁶ Der KI-Erkenntnisgewinn basiert auf Methoden des Maschinellen Lernens.⁵⁷

Diese Form des KI-basierten Erkenntnisgewinns hat das Potenzial, in nahezu allen Funktionsbereichen eingesetzt zu werden. Nachfolgend werden einige sachbearbeitungsnahe Beispiele vorgestellt, in denen KI bereits eingesetzt und stetig weiterentwickelt wird.⁵⁸

► **KI-basierte Datenanalyse im Verkaufs- und Marketingbereich:** KI ist heute schon ein wichtiger Teil unternehmerischer Marketingstrategien, etwa beim Onlineeinkauf und individuellen Produktempfehlungen. Durch das Auswerten großer Datenmengen (Social-Media-Plattformen) können Unternehmen mittels KI auch Vorhersagen über Verhalten und Wünsche von Verbraucherinnen und Verbrauchern antizipieren. Da die Anzahl der verfügbaren Konsumentendaten immer weiter ansteigt, dürften auch KI-basierte Datenanalysen im Verkaufs- und Marketingbereich voraussichtlich weiter zunehmen.⁵⁹

► **KI-Unterstützung in Forschungsprozessen:** KI kann entlang der methodischen Schritte eines Forschungsprozesses unterstützen. Beispielsweise werden pro Jahr mehr als 2,4 Millionen neue wissenschaftliche Arbeiten publiziert.⁶⁰ KI-Systeme können in solchen »Data Lakes« Muster erkennen und neue Forschungsideen entwickeln. Das Unternehmen Quid arbeitet beispielsweise an visuellen Ideennetzwerken auf Basis der Auswertung großer Textmengen. Die zugrunde liegenden KI-Systeme produzieren zwar keine »fertigen Forschungsfragen«, aber gute Anhaltspunkte dafür.⁶¹

⁵⁶ Vgl. Davenport/Ronanki 2018, Tombeil et al. 2020, Wellers et al. 2017.

⁵⁷ Vgl. Davenport/Ronanki 2018.

⁵⁸ Vgl. Dukino et al. 2020 für eine detaillierte Auflistung von Unternehmensfunktionen, die die Sachbearbeitung und KI betreffen.

⁵⁹ Vgl. Jarek/Mazurek 2019, Schumacher 2020, Urbach 2020.

⁶⁰ Vgl. White 2019.

⁶¹ Vgl. Daugherty/Wilson 2018.

► **KI-basierte Betrugserkennung im Bankensektor:**

Der Kampf gegen Geldwäsche und Betrug ist teuer und aufwendig. Die Vorgehensweisen der Betrügerinnen und Betrüger werden dabei immer ausgefeilter, die Vorschriften für das Bankpersonal dagegen immer strenger und komplexer. Allein in Deutschland gab es im Jahr 2018 fast 1,4 Milliarden Transaktionen über Kreditkarten.⁶² Menschen kommen angesichts solcher Transaktionsvolumen schnell an ihre Grenzen, wenn es darum geht, Betrugsfälle zu erkennen. Die Bankenbranche hofft daher besonders stark auf die KI-basierte Datenanalyse. KI-Systeme können Millionen von Transaktionen nach bestimmten Merkmalen durchforsten und dabei Unregelmäßigkeiten identifizieren. Entsprechende Systeme werden bereits eingesetzt. Allerdings sind bis heute rund 95 Prozent der vom System als verdächtig eingestuft Transaktionen Fehlalarme – und jeder Fehlalarm muss manuell durch Bankmitarbeitende geprüft werden. Laut Einschätzung von Branchen-Fachleuten wird die hohe Fehlerquote auch in Zukunft nicht

geringer werden, vor allem weil die KI im Bereich Geldwäsche so trainiert worden ist, dass Verdachtsfälle im Zweifel eher gemeldet als ignoriert werden. Ihre Ergebnisse werden jedoch stetig präziser und ihre Analysen millionenfacher Transaktionen sind im Vergleich zum Menschen schneller.⁶³

- **KI-basierte (Erst-)Einschätzungen für juristische Fragestellungen:** Rechtsanwältinnen und -anwälte können Fallbeschreibungen in speziell trainierte KI-Systeme eingeben und die Systeme vergleichen dann den aktuellen Fall mit hunderttausenden öffentlich zugänglichen Urteilen aus demselben Rechtsbereich. Sie erhalten so eine erste KI-basierte Einschätzung, wie lange der neue Fall voraussichtlich dauern wird und wie er ausgehen könnte.⁶⁴ Das KI-System wird zu einer Art Taschenrechner für Juristinnen und Juristen.

⁶² Vgl. Kreditkarte.net 2019.

⁶³ Vgl. Kaya 2019, Kureishv/Meley 2019, Teradata 2018, Thapa/Parycek 2018.

⁶⁴ Vgl. Armour/Sako 2020, Dale 2019, Hanke 2020.

PRAXISBEISPIEL: KI-BASIERTE DATENANALYSE BEI MUNICH RE



Der Großteil der in Unternehmen vorhandenen Daten ist unstrukturiert: In PDFs, E-Mails, Word-Dokumenten, Präsentationen oder Social-Media-Posts »schlummern« rund 80 Prozent dieser Daten, ein Großteil davon in Textform.

Mit einem neuen Projekt im NLP-Bereich macht sich die Munich Re auf den Weg, unstrukturierten Text automatisiert zu erkennen, relevante Informationen in den Texten zu identifizieren und schließlich strukturierte Informationen zu generieren. Dafür kommen neben eher traditionellen NLP-Ansätzen auch Machine- und Deep-Learning-Verfahren zum Einsatz.

Ein großer Mehrwert des Projekts ist der Aufbau einer KI-basierten Plattform für die Analyse unstrukturierter Texte, speziell zugeschnitten auf die Problemstellungen und Herausforderungen in der Versicherungswirtschaft. Konkret können mit der Plattform unter anderem folgende Erkenntnisgewinne realisiert werden:

Risikobeurteilung von Unternehmen basierend auf Nachrichtentexten, Kategorisierung von medizinischen Diagnosen, Extraktion von Kerninformationen aus Versicherungsverträgen oder Risikoanalysen für Logistikketten von Versicherungskunden. Der Plattformansatz gestattet eine einfache Skalierung durch wiederverwendbare Komponenten und eine gemeinsame Infrastruktur über Use Cases hinweg. Somit können Lösungen kosteneffizienter und schneller erstellt werden als zuvor und genügen den Anforderungen an produktive Systeme (beispielsweise im Bereich Security und Ausfallsicherheit).

»Lessons Learned« seit der erstmaligen Entwicklung und Implementierung des KI-Projekts: Daten für das Training und die Weiterentwicklung der Plattform gibt es innerhalb des weltweit agierenden Rückversicherers mehr als genug. Allerdings müssen Fachabteilungen auch den Mehrwert und die Möglichkeiten einer solchen Plattform erkennen und nutzen, am besten durch Dialog auf Augenhöhe. Dabei darf auch das Thema Sensitivität von Daten nicht unterschätzt werden. Daneben ist die grafische Aufbereitung von Ergebnissen für eine »Best-User-Experience« wichtig – sonst kommen die eigentlich guten und funktionalen Lösungen nicht bei der Nutzerin oder dem Nutzer an.

Das Projekt wurde zunächst unternehmensintern und anhand unterschiedlichster Problemstellungen und Herausforderungen seitens der Fachabteilungen entwickelt und getestet.

2.3 INTERAKTION MIT KUNDINNEN UND KUNDEN ODER MITARBEITENDEN

KI-Systeme halten auch Einzug in die Interaktion zwischen Kundinnen und Kunden oder Mitarbeitenden, teilweise übernehmen sie diese auch schon ganz.⁶⁵ Dabei spielen digitale Assistenten eine wichtige Rolle.⁶⁶ Deren technische Grundlage sind meist sogenannte Bots – kleine Computerprogramme, die weitgehend automatisch sich wiederholende Aufgaben abarbeiten, ohne dabei auf eine Interaktion mit Menschen angewiesen zu sein.⁶⁷

Leistungsfähige digitale Assistenten und Bots können – theoretisch – mit über einer Milliarde Kundinnen und Kunden gleichzeitig interagieren, etwa indem Bots häufig gestellte Fragen beantworten, Kundendaten aktualisieren

oder Ähnliches.⁶⁸ Häufig kommen dabei Methoden und Verfahren aus dem NLP und dem Maschinellen Lernen zum Einsatz.

Im Alltag sind die digitalen Helfer großer Digitalunternehmen schon weit verbreitet. Diese geben primär Produktempfehlungen und übernehmen einfache Assistenzaufgaben. Mittlerweile finden sich solche digitalen Assistenten und Bots aber auch außerhalb der digitalen Konzerne: Die Bank Morgan Stanley stellt ihren 16.000 Finanzberaterinnen und -beratern beispielsweise KI-basierte Bots zur Verfügung, die selbstständig dazulernen und individualisierte Produktempfehlungen ausgeben.⁶⁹

⁶⁵ Vgl. Lenz 2020, Schumacher 2020, World Economic Forum 2018. Vgl. auch die Projekte des Fraunhofer IAO zum Thema KI in der Kundeninteraktion (www.hci.iao.fraunhofer.de/de/Human-Centered-AI/ki-in-der-kundeninteraktion.html).

⁶⁶ Vgl. auch Unterabschnitt 1.1.2 (Semantische Wissensgraphen).

⁶⁷ Vgl. BSI 2020. Im weitesten Sinne versteht man unter einem Bot (von englisch: »robot«, Roboter) nicht nur ein softwarebasiertes Dialogsystem, sondern auch andere Computerprogramme, die weitgehend automatisch eine Vielfalt von Aufgaben abarbeiten können – zum Beispiel Game Bots, Suchmaschinen-Bots (Webcrawler) und Social Bots (vgl. Bendel 2018, Gründerszene 2020). In dieser Studie liegt der Fokus jedoch auf Bots, die sich in die Interaktion mit Kundinnen/Kunden und Mitarbeitenden einklinken, also im Wesentlichen Chatbots. Vgl. Daugherty/Wilson 2018, Wellers et al. 2017.

⁶⁸ Vgl. Daugherty/Wilson 2018, Davenport/Ronanki 2018, Shook/Knickrehm 2018.

⁶⁹ Vgl. Shook/Knickrehm 2018.

Technisch gesehen sind diese Systeme schon vergleichsweise gut. Ein Bot von Google hat beispielsweise im Jahr 2018 einen Termin im Friseursalon gebucht, ohne dass die Mitarbeiterin am anderen Ende der Leitung merkte, dass sie gerade mit einer Maschine einen Termin vereinbart.⁷⁰

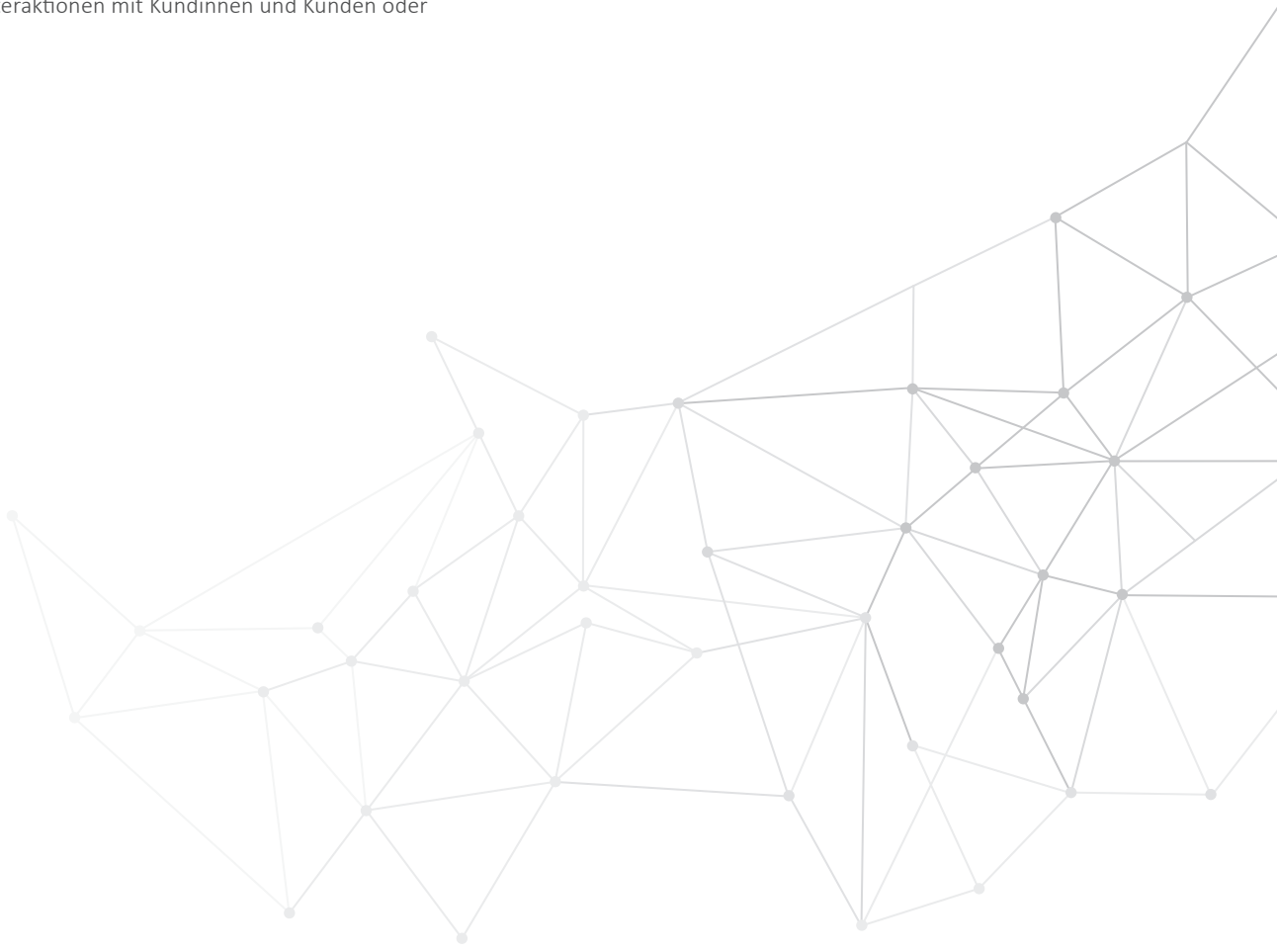
»Die Kundenbeziehung wird sich stark verändern. Der Kunde selbst wird es vielleicht gar nicht so merken, aber der erste, zweite und dritte Kundenkontakt wird durch eine KI übernommen werden.« [Sichtweise aus der Wissenschaft]

An ihre Grenzen kommen solche digitalen Assistenten und Bots jedoch bei der Erfassung menschlicher Gemütszustände – einschließlich einer darauf angemessenen »maschinellen Reaktion«.⁷¹ Genau diese Eigenschaft wird aber benötigt, wenn digitale Assistenten in Zukunft massenhaft Interaktionen mit Kundinnen und Kunden oder

Mitarbeitenden zuverlässig übernehmen sollen.⁷²

Aufgrund des meist geringeren Anwendungsreifegrads werden KI-basierte digitale Assistenten und Bots bislang eher unternehmensintern eingesetzt: So kann ein schlecht trainierter Chatbot die eigenen Kundinnen und Kunden schnell verärgern, die dann schlimmstenfalls zum Wettbewerber wechseln. Unternehmensintern hingegen können derartige Systeme vergleichsweise gefahrlos getestet und weiterentwickelt werden.

Perspektivisch können solche Systeme zu einem entscheidenden Wettbewerbsvorteil für Unternehmen werden – beispielsweise durch passgenaue Produktvorschläge, durch die zielgerichtete und schnelle Beantwortung von Kundenfragen oder sogar durch die Positionierung solcher Systeme als eine Art Markenbotschafterin des jeweiligen Unternehmens.⁷³



⁷⁰ Vgl. www.youtube.com/watch?v=D5VN56jQMWM.

⁷¹ Vgl. McDuff/Czerwinski 2018, Medeiros et al. 2019, Shum et al. 2018.

⁷² Vgl. dazu auch das in Unterabschnitt 1.2.2 vorgestellte Forschungsprojekt »EmmA«.

⁷³ Vgl. Daugherty/Wilson 2018, Davenport/Ronanki 2018, Schumacher 2020.

PRAXISBEISPIELE: KI-INTERAKTIONEN MIT MITARBEITENDEN BEI DER DEUTSCHEN TELEKOM



Der Deutsche Telekom Career Coach

Im Telekom Career Coach finden Mitarbeitende die für ihren Job passenden Qualifizierungsangebote. Eine Mitarbeiterin möchte beispielsweise Software-Developerin werden. Der Career Coach zeigt ihr, welche Kompetenzen ihrem aktuellen Profil bereits entsprechen (dies können zum Beispiel 46 Prozent der benötigten Kompetenzen sein). Daneben zeigt der Career Coach, welche Kompetenzen für das Zielprofil noch fehlen, und macht individuelle Vorschläge zum »Upskilling« oder »Reskilling«.

Im »Maschinenraum« des Career Coaches erfolgt dafür eine Art Katalogabgleich: Mittels KI und NLP werden digital hinterlegte Kompetenzkataloge und verfügbare Trainingsmaßnahmen mit Sollprofilen für den jeweiligen Job abgeglichen. Dieser Abgleich könnte zwar grundsätzlich auch ohne KI stattfinden, diese hilft jedoch enorm bei der Erstellung und Aktualisierung der Daten. Es erfolgt keine Erhebung personenbezogener Daten, weil mit allgemeinen und keinen personenbezogenen Jobprofilen gearbeitet wird.

Die Vorteile des Career Coaches liegen in der Orientierung für die Belegschaft im Zeitalter des digitalen Wandels, in der Etablierung einer erweiterten Wissensbasis sowie in der Förderung von Eigenverantwortung der Mitarbeiterinnen und Mitarbeiter im Hinblick auf die persönliche Karriere.

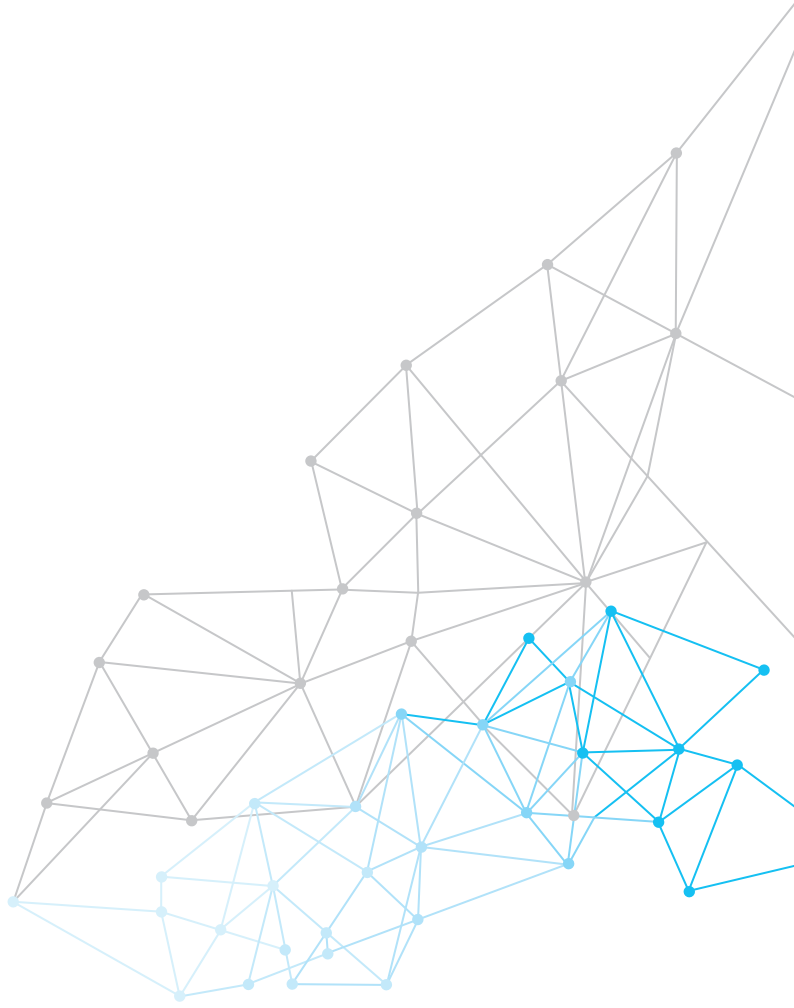
Der Deutsche Telekom Compliance-Chatbot

Um Compliance-Aufgaben noch besser wahrzunehmen, wurde seitens der Telekom ein KI-basierter Chatbot entwickelt. Dieser unterstützt alle Telekom-Beschäftigten bei Fragen zu ethisch und regulativ korrekten Verhaltensweisen in ihren geschäftlichen Aktivitäten. Er ist eine zusätzliche Informationsquelle und erhöht somit die Handlungssicherheit der Beschäftigten rund um die Uhr.

Mit Hilfe einer Schlagwortanalyse (zum Beispiel »Geschenke annehmen«) identifiziert er die passenden Regelungen und Richtlinien sowie eine fachliche Ansprechpartnerin oder einen Ansprechpartner.

Der Chatbot hat sich in der Praxis bereits bewährt. So liefert er beispielsweise schnelle und qualifizierte Antworten für die Beschäftigten und entlastet die Compliance-Abteilung von der Beantwortung immer wiederkehrender oder einfacher Compliance-Fragen.

Mitarbeiterinnen und Mitarbeiter haben darüber hinaus weiterhin die Möglichkeit, eine menschliche Beraterin oder einen Berater hinzuzuziehen (hybrider Beratungsansatz).



2.4 ENTSCHEIDUNGEN

Entscheidungen und die dazugehörigen Findungsprozesse sind zunächst einmal klassische Managementaufgaben, welche im Augenblick aus rechtlichen Gründen nicht automatisiert durchgeführt werden dürfen. Technisch gesehen ist KI allerdings in der Lage, dem Menschen Entscheidungen abzunehmen. Das mag in mancher Hinsicht sinnvoll sein, vielfach ist dies jedoch noch problematisch, vor allem mit Blick auf:⁷⁴

- **Offene Haftungsfragen:** Kein algorithmisches Entscheidungssystem (ADS)⁷⁵ liefert hundertprozentige Ergebnisse, es gibt immer ein Risiko von Fehlentscheidungen. Wer haftet in solch einem Fall? Eine Reaktion im Sinne von »Ich war's nicht – die Maschine war es!« führt nicht weiter.
- **Diskriminierungsproblematik:** In vielen Studien wurde bereits darauf hingewiesen, dass KI-Entscheidungen zu diskriminierenden Ergebnissen führen können, etwa

bei Gerichtsurteilen, Kreditvergaben und bei Bewerbungsverfahren.⁷⁶ Solche Diskriminierungen entstehen beim Trainieren der KI-Systeme mit unzureichendem Datenmaterial, durch technische Restriktionen, aber auch durch menschliche subjektive Sichtweisen, die in das Training der Systeme einfließen. Rund 150 Arten der kognitiven Verzerrung können KI-Systeme und deren Entscheidungen beeinflussen (siehe auch Abbildung 7).

- **Hacking:** KI-Systeme können gehackt und manipuliert werden, damit deren Ergebnisse bestimmte Gruppen oder Handlungsoptionen bevorzugen.

»Einen Parameter von einem KI-System zu hacken ist viel leichter, als 20 Mitarbeiter zu bestechen.«
[Sichtweise aus der Wissenschaft]

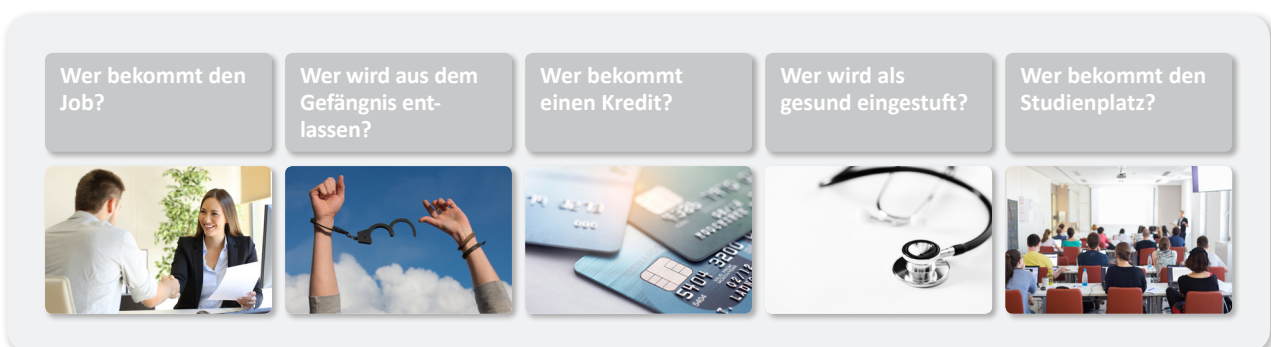


Abbildung 7: Die Bewertungen durch KI-Systeme können beeinflusst und so die Entscheidungen der Systeme verzerrt werden (Quelle: in Anlehnung an André 2020, Seite 9)

⁷⁴ Vgl. AI HLEG 2019, Beck et al. 2019, Castelluccia/Le Métayer 2019, Zweig 2019. Siehe auch Abbildung 6 und Tabelle 1.

⁷⁵ Aus dem englischen »Algorithmic Decision Systems« abgekürzt.

⁷⁶ Vgl. beispielsweise Beck et al. 2019, Huchler et al. 2020.

Zufriedenstellende Lösungen für die skizzierten Herausforderungen gibt es noch nicht. Allerdings existiert eine ganze Reihe von Konzepten und Arbeitsgruppen, die sich unter anderem mit »guten« Entscheidungen beim Einsatz von KI-Systemen befassen. Dazu gehören auf europäischer Ebene die »EU Ethics Guidelines«, die DSGVO sowie die »Confederation of Laboratories for Artificial Intelligence Research in Europe (CLAIRE)«⁷⁷. Auf deutscher Ebene finden sich die Datenethikkommission der Bundesregierung, die KI-Enquete-Kommission des Bundestages, die Plattform Lernende Systeme und auch das neu gegründete Observatorium für Künstliche Intelligenz in Arbeit und Gesellschaft. Darüber hinaus hat Deutschland im Juni 2020 mit 14 internationalen Partnern die »Global Partnership on Artificial Intelligence« (GPAI) gegründet, eine weltweite Initiative zur Förderung einer verantwortungsvollen und menschenzentrierten Entwicklung und Nutzung Künstlicher Intelligenz.

Die existierenden Konzepte und Arbeitsgruppen sind also durchaus vielfältig. Offen bleiben jedoch Fragen nach der rechtlichen Verantwortung und der ökonomischen Sinnhaftigkeit von KI-Entscheidungen. Dabei muss neu »ausgehandelt« werden, welche Entscheidungen im Zeitalter von KI automatisiert, semiautomatisiert oder nichtautomatisiert getroffen werden dürfen und können.

Man unterscheidet bei KI-Entscheidungen zwischen zwei algorithmischen Entscheidungssystemen:

- ▶ **Assistierende ADS** (auch: Intelligent Decision Support Systems, kurz IDSS) bieten Entscheidungsoptionen, fällen die Entscheidung aber nicht selbst. Sie sollen dem Menschen helfen, »gute« Entscheidungen zu treffen, vor allem durch das Analysieren, Filtern und Sortieren großer Datenmengen sowie durch das Aufzeigen von Entscheidungsalternativen. Diese Systeme sind schon relativ weit verbreitet. Man findet sie auch in sachbearbeitungsnahen Funktionsbereichen, zum Beispiel bei der Optimierung von Einkaufsentscheidungen (Wann soll bestellt werden?) oder bei neuen Marketingmaßnahmen (Welche sind effektiv?).
- ▶ **Autonome ADS** übernehmen die gleichen Aufgaben wie assistierende ADS, darüber hinaus fällen sie aber die Entscheidung selbst, ohne Einfluss oder Zutun des Menschen. Autonome ADS finden sich heute in der Sachbearbeitung zum Beispiel bei der Abwicklung kleinerer Versicherungsschäden (Bagatellschäden), bei kleineren Kreditvergabeverfahren und teilweise bereits bei automatisierten Anlageentscheidungen an den Aktienmärkten. Ihr Einsatz ist in der Breite jedoch begrenzt und eher in einer Pilot- oder Testphase. Generell gilt bislang: KI-Systeme entscheiden tendenziell dann selbstständig, wenn der mögliche Schaden einer (automatisierten) Fehlentscheidung überschaubar bleibt.⁷⁸

VORTEILE	NACHTEILE
<ul style="list-style-type: none"> ▶ Erstellung personalisierter Angebote und Dienste ▶ Verbesserung der Konsistenz von Entscheidungen ▶ Reduzierung von menschlich verzerrten Wahrnehmungen und persönlichen Präferenzen 	<ul style="list-style-type: none"> ▶ Unklare Verantwortlichkeit im Hinblick auf algorithmische Entscheidungsfindung ▶ Verlust der Kontrolle ▶ Einzelfallentscheidungen kaum möglich

Tabelle 1: Algorithmische Entscheidungsfindung bei der Sachbearbeitung (Quelle: in Anlehnung an André 2020)

⁷⁷ Vgl. www.claire-ai.org.

⁷⁸ Vgl. Agrawal et al. 2018, Dukino et al. 2020.

3 VERÄNDERUNGEN AM (SACH-)ARBEITSMARKT DURCH KI

3.1 STRUKTURELLE VERÄNDERUNGEN AM (SACH-)ARBEITSMARKT DURCH KI

Als eine der ersten haben sich Carl B. Frey und Michael A. Osborne von der Universität Oxford mit den Auswirkungen der Digitalisierung auf den Arbeitsmarkt befasst.⁷⁹ Die Forscher kamen bereits im Jahr 2013 zu dem Schluss, dass rund 47 Prozent aller US-amerikanischen Arbeitsplätze infolge der Digitalisierung wegfallen könnten. Andere, meist auf den Arbeiten von Frey/Osborne aufbauende Studien kommen zu ähnlichen Erkenntnissen.⁸⁰ Deren Übertragbarkeit auf deutsche Arbeitsmarktstrukturen ist jedoch unter Fachleuten umstritten – in erster Linie aufgrund der sehr unterschiedlichen Arbeitsmarktstrukturen und Ausbildungssysteme in beiden Ländern.

Das Zentrum für Europäische Wirtschaftsforschung (ZEW) erklärt dagegen, dass in den USA »nur« neun Prozent und in Deutschland zwölf Prozent der Arbeitsplätze Tätigkeitsprofile mit hoher Automatisierungswahrscheinlichkeit aufweisen.⁸¹

Eine Studie des Instituts für Arbeitsmarkt- und Berufsforschung (IAB) kommt zu dem Schluss, dass sich in Deutschland bestehende Berufe und Tätigkeitsprofile der Digitalisierung anpassen können und werden, weshalb ihr gänzlicher digitalisierungsbedingter Wegfall unwahrscheinlich sei.⁸² Weber/Zika 2016 sowie Wolter et al. 2015 stellen fest, dass der Arbeitsmarkt in Deutschland bis zum Jahr 2025 einem Strukturwandel in Richtung Dienstleistungen unterliegen wird, getrieben insbesondere durch Industrie 4.0, die Auswirkungen auf das gesamte Beschäftigungsniveau seien jedoch eher gering.

Darüber hinaus weisen mehrere Studien darauf hin, dass frühere Transformationen in der Wirtschaft, etwa die industrielle Revolution, langfristig zu einer Erhöhung der Gesamtbeschäftigung führten. **Neue Technologien schaffen also auch neue Arbeitsplätze und Tätigkeiten.**⁸³

EXKURS: MÖGLICHKEITEN UND GRENZEN DER PROGNOSEN VON ARBEITSMARKTENTWICKLUNGEN

Langfristige Arbeitsmarktprognosen für einzelne Qualifikationen und Berufe sind nahezu unmöglich, weil die Anzahl und Elastizität der möglichen Einflussfaktoren zu groß ist. Bestehende Studien und Berichte zu diesem Thema sollten daher nicht als Prognose, sondern eher als Auskunft dienen, wie sich die Arbeitsnachfrage in Zukunft entwickeln könnte, wenn sich aktuelle Trends fortsetzen.

»Im Zuge der digitalen Transformation werden sich Tätigkeiten qualitativ deutlich verändern und die Diversität der Arbeitsformen und Arbeitsbedingungen wird weiter zunehmen. Eine Dramatisierung ist jedoch nicht angebracht, empirische Studien zu zukünftigen Beschäftigungs- und Lohneffekten durch den Einsatz von KI sind noch wenig aussagekräftig: Sie basieren auf Vergangenheitsdaten und können die Potenziale der nächsten Welle der Digitalisierung (KI/Lernende Systeme) nicht adäquat berücksichtigen.« [Sichtweise aus der Wissenschaft]

⁷⁹ Frey/Osborne 2013, Frey/Osborne 2017.

⁸⁰ Vgl. Frey/Osborne 2017, Hawksworth 2018, Lee 2018, OECD 2018, World Economic Forum 2018.

⁸¹ Vgl. Bonin et al. 2015.

⁸² Vgl. Dengler/Matthes 2015, Deutscher Bundestag 2018.

⁸³ Vgl. Acemoglu/Restrepo 2018, Berger/Frey 2017, Brynjolfsson/McAfee 2016, Daugherty/Wilson 2018, Davenport/Ronanki 2018, Frey 2019, Frey/Osborne 2017, Hawksworth 2018, OECD 2018, Servoz 2019, Weber/Zika 2016, World Economic Forum 2020.

Solche Erkenntnisse zur Arbeitsmarktentwicklung lassen sich auf die in Kapitel 2 vorgestellten KI-Einsatzbereiche in der Sachbearbeitung übertragen:

► **Prozessautomatisierung (vgl. Abschnitt 2.1):**

Man könnte annehmen, dass es gerade in diesem Bereich zu massiven, KI-bedingten Jobverlusten kommt. Seriöse aktuelle Forschung belegt dies jedoch nicht. Demnach werden sich zwar menschliche Tätigkeiten KI-bedingt verändern und es kommt zu strukturellen Veränderungen am Arbeitsmarkt, dies muss aber nicht zwingend zu einem gesamthaften Beschäftigungsabbau führen.⁸⁴ Ebenfalls deuten Umfragen darauf hin, dass die Entlassung von Beschäftigten in administrativen Bereichen weder Ziel noch im Nachhinein das Ergebnis vieler Prozessautomatisierungsprojekte war. Nur in wenigen Fällen wurde nach Abschluss solcher Maßnahmen die Anzahl der Beschäftigten tatsächlich reduziert – meist dann, wenn die betroffenen Aufgaben schon vor dem Automatisierungsprojekt von externen Dienstleistern übernommen wurden.⁸⁵ Darüber hinaus deuten mehrere Studien sowie die eigens befragten Fachleute darauf hin, dass die Auswirkungen der Digitalisierung und Automatisierung auf das Beschäftigungsniveau auch vom Qualifizierungsniveau abhängen. Demnach werden voraussichtlich besser qualifizierte Menschen von der Digitalisierung und Automatisierung profitieren, etwa in Form von höheren Löhnen und neuen Jobangeboten. Menschen mit geringerem Qualifizierungsgrad werden voraussichtlich einen erhöhten Druck durch Digitalisierung und Automatisierung spüren. Es sind dabei besonders die einfachen Tätigkeiten, die von digitalen Technologien schnell übernommen werden.⁸⁶

► **Erkenntnisgewinn durch Datenanalyse (vgl. Abschnitt 2.2):** KI-Systeme im Bereich Datenanalyse übernehmen hauptsächlich Aufgaben, die der Mensch ohnehin nicht gut erledigen kann, etwa die Analyse großer Datenmengen in Echtzeit. KI-Systeme in diesem Bereich werden daher voraussichtlich keine bestehenden Sachbearbeitungstätigkeiten ersetzen, sondern einen ergänzenden Erkenntnisgewinn generieren.⁸⁷

► **Interaktionen mit Kundinnen und Kunden oder Mitarbeitenden (vgl. Abschnitt 2.3):** KI-Systeme können im gleichen Zeitraum und im Vergleich zum Menschen deutlich mehr Kunden- und Mitarbeiteranfragen abarbeiten. Diese KI-Fähigkeit führte bislang allerdings nicht zu einem signifikanten Beschäftigtenrückgang im Bereich der Kundeninteraktion. Stattdessen werden die Systeme eingesetzt, um steigende Kunden- und/oder Mitarbeiteranfragen bewältigen zu können, ohne zusätzliches Personal einstellen zu müssen. Viele Unternehmen planen in diesem Zusammenhang, einfache, immer wiederkehrende Anfragen von Kundinnen und Kunden oder Mitarbeitenden an Maschinen abzugeben. Das bestehende Personal kann dann besser dort eingesetzt werden, wo die einzelnen Anfragen komplexer, individueller und zeitintensiver sind.⁸⁸

⁸⁴ Vgl. dazu auch die Ausführungen zum Beginn dieses Abschnitts.

⁸⁵ Vgl. Davenport/Ronanki 2018, Hawksworth 2018.

⁸⁶ Vgl. Berger/Frey 2017, Brynjolfsson/McAfee 2016, Frey 2019, Frey/Osborne 2017, Kremer et al. 2020, Weber/Zika 2016.

⁸⁷ Vgl. Davenport/Ronanki 2018, Tombeil et al. 2020.

⁸⁸ Vgl. Accenture 2019, Davenport/Ronanki 2018, Garcia et al. 2019.

PRAXISBEISPIEL: DIE VERÄNDERUNG DES BERUFS ÜBERSETZERIN ODER ÜBERSETZER IN ZEITEN VON KI

Maschinelle Übersetzung ist schon recht gut, aber nicht perfekt – und das wird sie auch nie werden. Menschliche Übersetzerinnen und Übersetzer werden damit auch in Zukunft gebraucht, ihre Rolle verändert sich jedoch: Sie müssen nicht mehr einen Text vollständig übersetzen, sondern maschinelle Übersetzungen perfektionieren. Der Mensch wird zum »Qualitätsübersetzer«.

Maschinelle Übersetzung wird somit nicht zu »killed jobs« führen, sie schafft aber mehr Übersetzungen pro Übersetzerin oder Übersetzer, da die Erstübersetzung von einer Maschine übernommen wird. Die Ausbildung zur Übersetzerin/zum Übersetzer muss aber traditionell bleiben, weil auch beim Zusammenarbeiten mit Übersetzungsmaschinen das perfekte Beherrschen der jeweiligen Sprache vorausgesetzt wird.⁸⁹

Schließlich wurden im Rahmen des Verbundprojekts SmartAIwork sechs alternative Szenarien entwickelt, wie die Arbeitswelt im Jahr 2030 aussehen könnte (siehe Abbildung 8). Die Szenarien unterscheiden sich hinsichtlich der Potenzialausschöpfung und der Arbeitsmarktdynamik durch KI. Das Trägheitsszenario geht davon aus, dass Wirtschaft und Gesellschaft in Deutschland alle Chancen im Hinblick auf KI verpassen und dass die entsprechenden Entwicklungen in anderen Teilen der Welt stattfinden (Szenario 1).

Im Gegensatz dazu wird im Visionsszenario KI in Deutschland zum pauschalen Problemlöser und überführt die Gesellschaft in eine ganze neue Form des Erwerbslebens (Szenario 6). Zwischen diesen beiden »Extremszenarien« liegen vier gemäßigte Szenarien, mal näher am Trägheitsszenario, mal näher am Visionsszenario. Diese sind für die Zukunft am wahrscheinlichsten zu erwarten. Auch hier gilt: Die Szenarien stellen keine Prognosen dar, sondern plausible Zukunftsbilder auf Basis von heute geführten Experteninterviews und Szenariotechniken.⁹⁰

⁸⁹ Praxispiel der Expertinnen und Experten im Rahmen dieses Projekts.

⁹⁰ Details zu der hier nur kurz vorgestellten Studie können in Band I des SmartAIwork-Verbundvorhabens nachgelesen werden. Vgl. Burmeister et al. 2019.

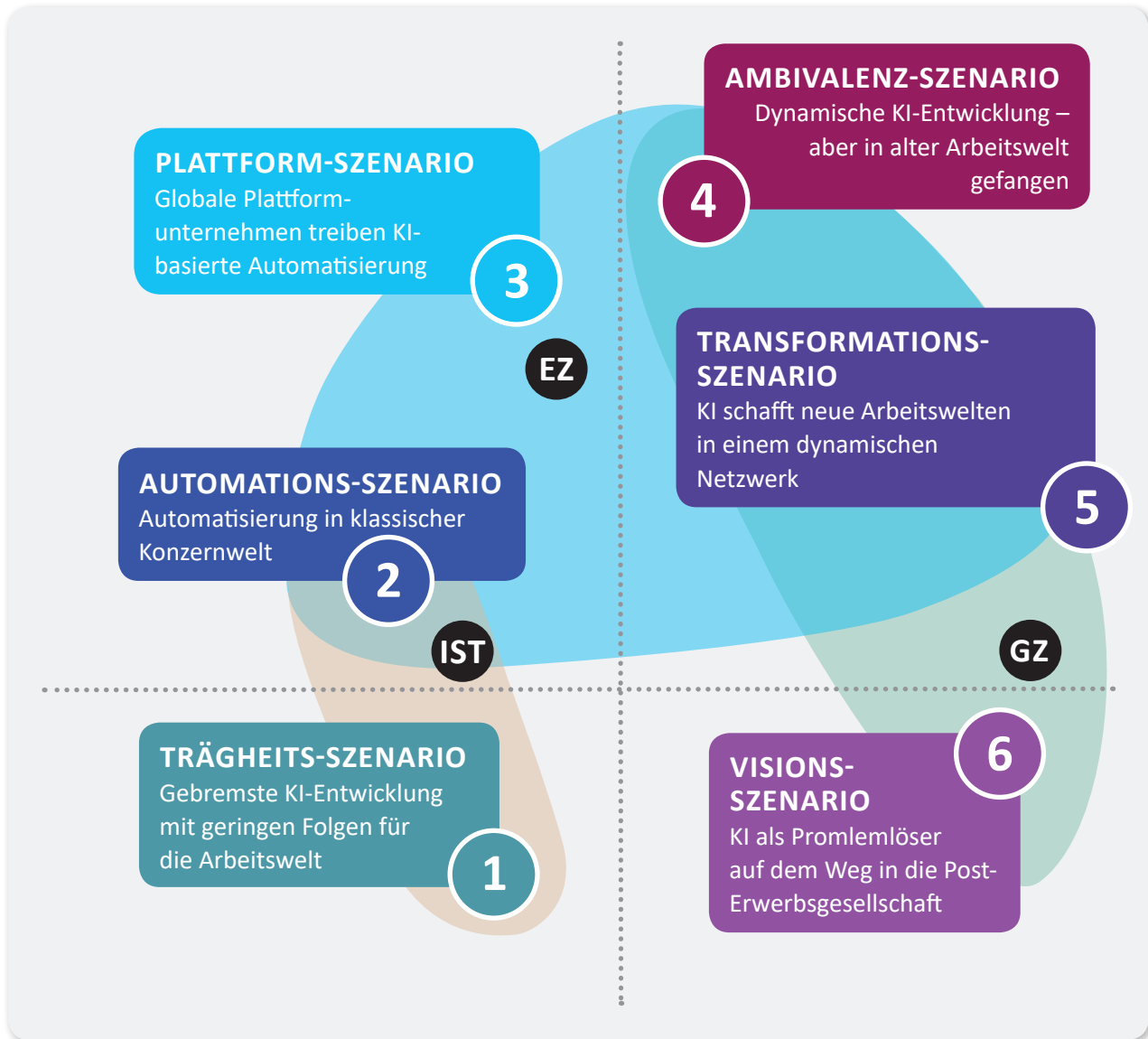


Abbildung 8: Szenariobewertung im Überblick: Ist-Zustand (IST), erwartete Zukünfte (EZ), gewünschte Zukünfte (GZ) (Quelle: Burmeister et al. 2019, Seite 88)

3.2 VERÄNDERUNGEN VON KOMPETENZEN UND QUALIFIKATIONEN DURCH KI

Ein pauschaler und signifikanter Abbau existierender Arbeitsplätze in der Sachbearbeitung kann zwar nicht nachgewiesen werden, vor allem weil bisherige seriöse Studien dies nicht hergeben und langfristige Arbeitsmarktprognosen schwierig sind (siehe Abschnitt 3.1). Deutlich erkennbar ist jedoch ein struktureller sowie tiefgehender Wandel menschlicher Tätigkeiten durch KI, einschließlich dazugehöriger Kompetenzen und Qualifikationen.⁹² Grob gesagt lässt sich dieser Wandel in drei Bereiche einteilen (siehe auch Abbildung 9)⁹¹:

Im Aufgabenfeld »Nur Mensch« werden menschliche Kompetenzen und Qualifikationen auch in Zukunft gefragt bleiben oder sogar noch wichtiger werden, weil Menschen hier gute Arbeit liefern, Maschinen dagegen nicht.

Dazu zählen beispielsweise Führung, Empathie, Kreativität, Urteilsvermögen sowie die Fähigkeit, sich in unstrukturierten Arbeitsumfeldern zurechtzufinden.⁹³

Im Aufgabenfeld »Nur KI-System« werden menschliche Kompetenzen und Qualifikationen zukünftig an Bedeutung verlieren (und haben diese teilweise schon verloren), weil Maschinen die zugrunde liegenden Aufgaben genauso gut oder besser als der Mensch erledigen können.⁹⁴ Mit Blick auf die Sachbearbeitung gehören dazu vor allem einfache, bei Menschen fehleranfällige Arbeiten mit hohem repetitiven Anteil, zum Beispiel sich wiederholende Kundenanfragen, das Auswerten monatlicher Vertriebsdaten oder das Einbuchten von Rechnungen.⁹⁵

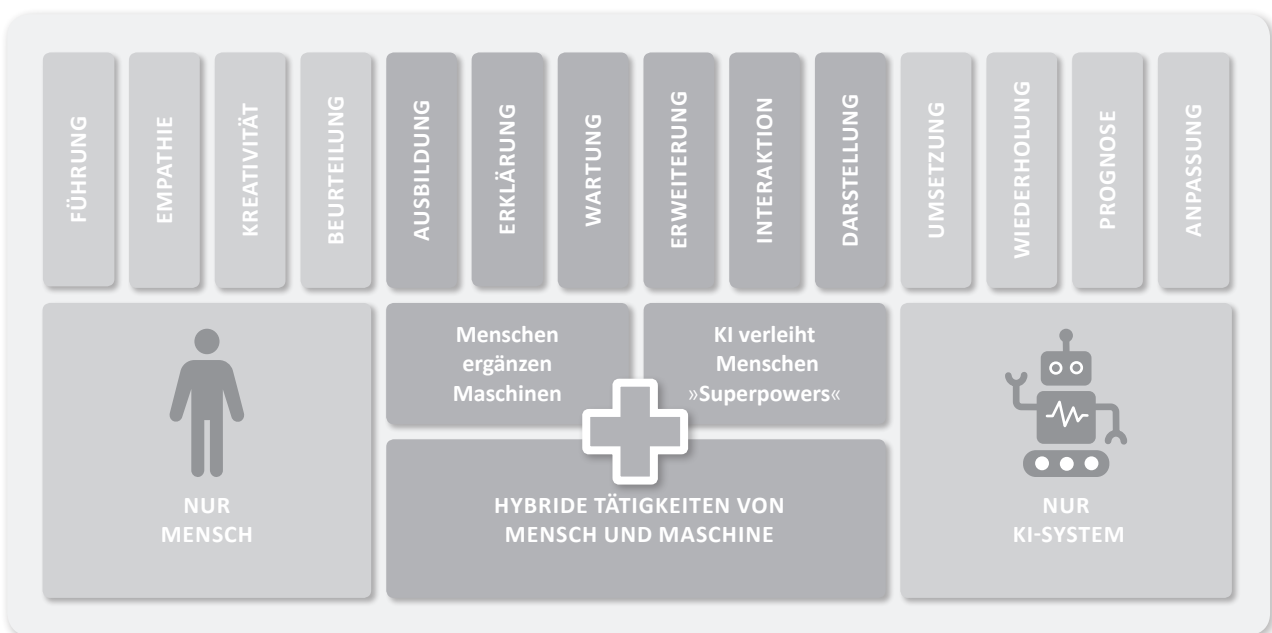


Abbildung 9: Menschen entwickeln, trainieren und überwachen KI-Systeme, die ihrerseits den Menschen mit »Superpowers« ausstatten (Quelle: in Anlehnung an Daugherty/Wilson 2018, Seite 8)

⁹¹ Die nachfolgenden Erkenntnisse sind beobachtbare und wahrnehmbare IST-Veränderungen von Kompetenzen und Qualifikationen durch KI – abgeleitet aus Experteninterviews, Workshops und bestehenden Studien zum Thema. SOLL-Zustände, etwa in Form relevanter Kriterien für die zukünftigen MMI-Ausgestaltung, finden sich beispielsweise bei der Plattform Lernende Systeme (vgl. Huchler et al. 2020).

⁹² Vgl. McKinsey Global Institute 2018, Münchner Kreis/Bertelsmann Stiftung 2020, OECD 2018, Reese 2018, Servoz 2019, World Economic Forum 2020.

⁹³ Vgl. Guggemos et al. 2018, Lee 2018, McKinsey Global Institute 2018, World Economic Forum 2020.

⁹⁴ Vgl. McKinsey Global Institute 2018, Münchner Kreis/Bertelsmann Stiftung 2020.

⁹⁵ Vgl. McKinsey Global Institute 2018.

EXKURS: CHANCEN UND HERAUSFORDERUNGEN DER ZUNEHMENDEN ZUSAMMENARBEIT VON MENSCH UND MASCHINE

Positiv ausgedrückt wird durch die Bereiche »Nur Mensch« und »Nur KI-System« menschliche Arbeit menschlicher. Denn der Mensch kann seine ureigenen Fähigkeiten wie Empathie und Urteilsvermögen wieder verstärkt und auf allen Jobebenen einbringen, während Maschinen monotone und damit fehleranfällige Aufgaben übernehmen, den Menschen also entlasten.

Es gibt aber auch Stimmen und Studien, die darin eine zunehmende Verdichtung menschlicher Arbeit auf komplexe und anspruchsvolle Fähigkeiten erkennen, welche den Menschen zu einer Art »Effizienzmaschine ohne geistige Pausen« werden lässt.⁹⁶ Gerade deshalb ist weitere arbeitswissenschaftliche Forschung an der Schnittstelle von Mensch und KI wichtig (vgl. Abschnitt 1.2).

Im Aufgabenfeld »Hybride Tätigkeiten« bringen Mensch und Maschine ihre jeweiligen Stärken ein und ergänzen sich bestenfalls gegenseitig. Es entsteht eine sich wechselseitig bestärkende »co-evolutionäre« Beziehung zwischen Mensch und Maschine.⁹⁷ In diesem Feld wird die **Nachfrage nach technologischen Kompetenzen stark steigen**.⁹⁸ Ebenso werden neue Kompetenzprofile und Qualifikationsanforderungen diskutiert, die in diesem Feld Brücken zwischen Mensch und KI bauen, beispielsweise:⁹⁹

► **Die Botschafterin/der Botschafter** hat ein solides technisches Verständnis von KI-Systemen und ein Gespür für Entwicklungen zum Thema KI in der Belegschaft und der Gesellschaft.

► **Die Befragerin/der Befragter** hinterfragt KI-Ergebnisse, um das Gesamtergebnis für das Unternehmen zu verbessern, zum Beispiel: »Wenn ich den Preis von Produkt A um X Prozent erhöhe, wie verändert sich dann der Absatz von Produkt B?«; »Welches Produkt wird sich am schlechtesten verkaufen, wenn ich dessen Preis erhöhe?«. Je präziser und »schlauere« die Fragen an die KI gestellt werden, desto höher der Nutzen der KI-Systeme.

► **Die Kritikerin/der Kritiker** zieht und kommuniziert »rote Linien« für KI-Analysen und KI-Entscheidungen – etwa mit Blick auf Datenschutz, Ethik und Transparenz.

⁹⁶ Vgl. Guggemos et al. 2018, McKinsey Global Institute 2018, OECD 2018, Tombeil et al. 2020.

⁹⁷ Vgl. Daugherty/Wilson 2018, Huchler et al. 2020.

⁹⁸ Vgl. Daugherty/Wilson 2018, McKinsey Global Institute 2018, Münchner Kreis 2020, World Economic Forum 2018.

⁹⁹ Nicht alle dieser Profile können direkt als konkrete »Stellenbeschreibung der Zukunft« verstanden werden – sie deuten aber an, welche Jobrollen und Jobfunktionen in Zukunft wichtiger werden (und welche nicht). Vgl. auch Daugherty/Wilson 2018, McKinsey Global Institute 2018.

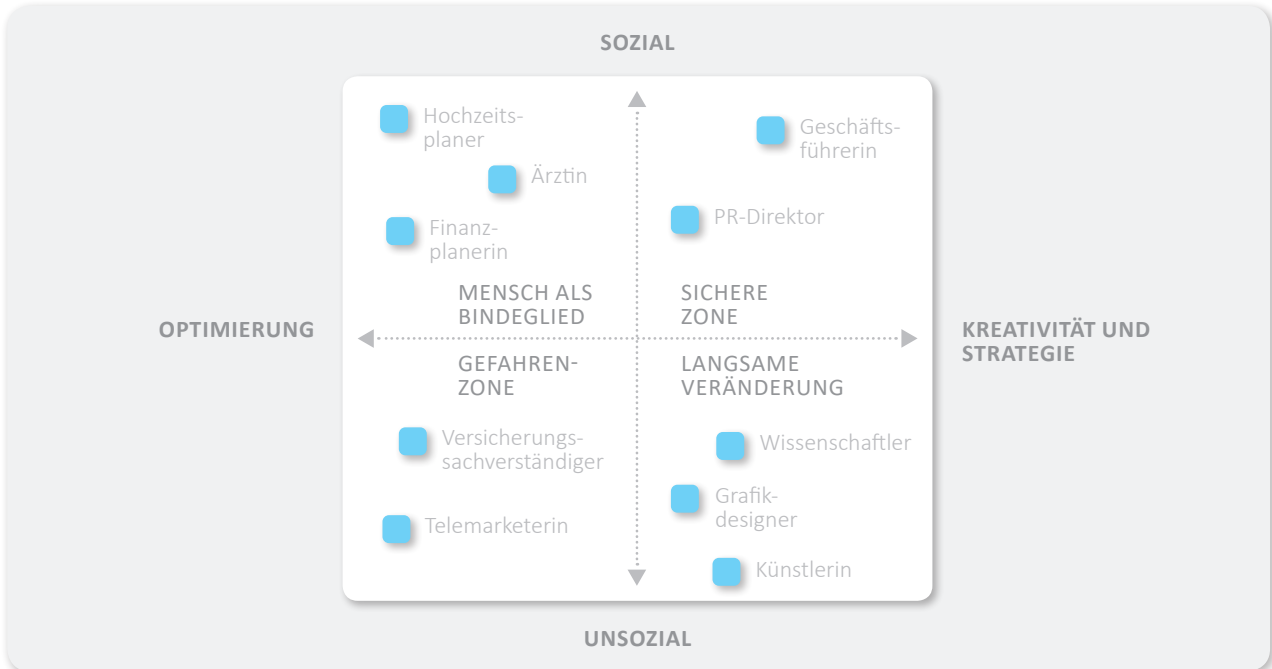


Abbildung 10: Welche Tätigkeitsfelder werden in Zukunft eher von KI übernommen, welche werden voraussichtlich auch weiterhin dem Menschen vorbehalten sein? (Quelle: in Anlehnung an Lee 2018)

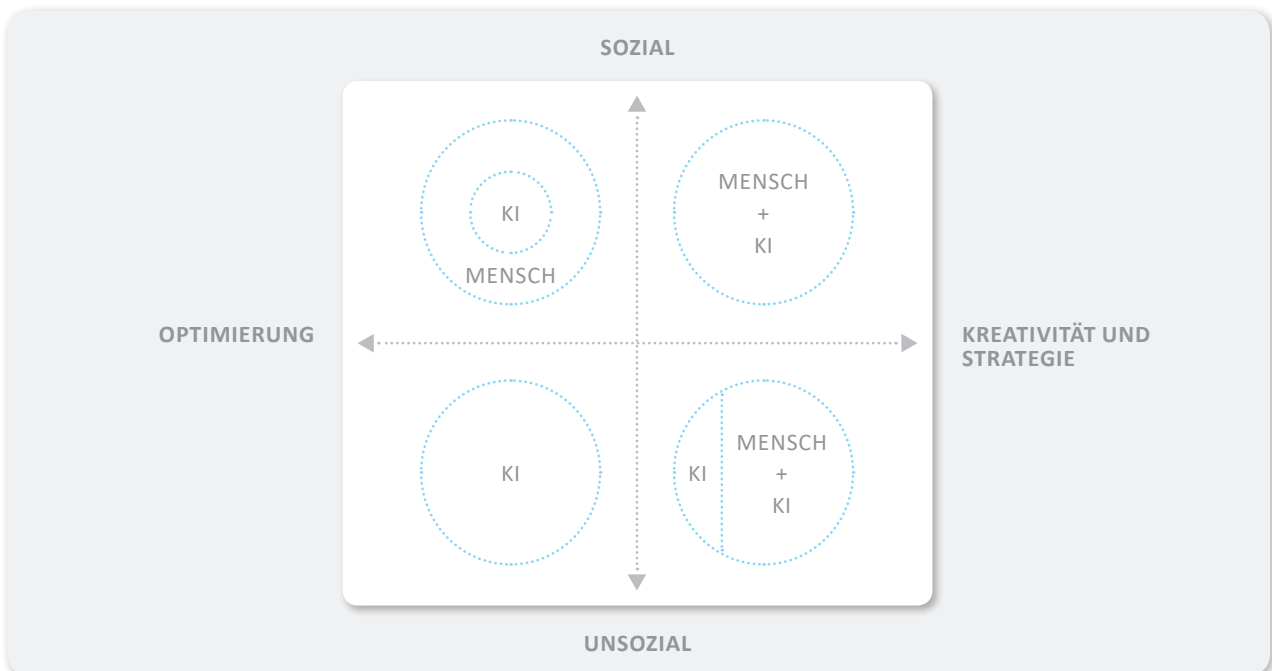


Abbildung 11: Rollenmodelle der Zusammenarbeit von Mensch und KI (Quelle: in Anlehnung an Lee 2018)

- ▶ **Die Harmonisiererin/der Harmonisierer** modelliert eine reibungslose Zusammenarbeit zwischen Menschen und KI-Systemen. Sie oder er hat die Aufgabe, Mensch und Maschine »aufeinander einzustellen«, damit beide zusammen und nicht gegeneinander arbeiten.
- ▶ **Die Anwenderin/der Anwender** ist als Spezialistin/Spezialist aus einem bestimmten Fachbereich in der Lage, mehrere Bots gleichzeitig und effektiv in die Büroarbeit zu integrieren.
- ▶ **Die Entrepreneurin/der Entrepreneur** erkennt die Potenziale der Technologie und überführt diese in neue Geschäftsmodelle. Dies ist keine neue, aber gerade jetzt eine sehr entscheidende Rolle, weil KI anwendungsreif geworden ist.¹⁰⁰

Abbildungen 10 und 11 zeigen exemplarische Tätigkeiten und Rollenmodelle, wie sich die Arbeit zwischen Mensch und KI neu strukturieren könnte. Auch hier finden sich die zuvor dargestellten Aufgabenfelder (»nur Mensch«, »nur KI« sowie »hybride Formen«) wieder.

Obwohl sich Kompetenzen und Qualifikationen merklich verändern, wird bisher in der Breite der Unternehmen noch

zu wenig unternommen, um Beschäftigte auf diesen Wandel vorzubereiten. Studien sowie die eigens befragten Fachleute weisen darauf hin, dass in vielen Unternehmen kaum KI-bezogene Kompetenz- und Qualifikationsstrategien vorhanden sind.¹⁰¹ Allerdings steigt bei vielen Arbeitgebern zunehmend die Bereitschaft, die Belegschaft entsprechend um- und weiterzubilden.¹⁰²

»Only three percent of executives say they intend to significantly increase investment in training and reskilling programs in the next three years.«
[Shook/Knickrehm 2018, Seite 9]

Ferner skizzieren einige der befragten Fachleute, dass insbesondere KMU oftmals noch nicht ausreichend in eine KI-nahe Aus- und Weiterbildung ihrer Belegschaft investieren.

»Wir haben es im Mittelstand heute vielfach mit einer Erbengeneration, keiner Gründergeneration zu tun. Die will Fertigungslösungen ohne große Veränderungen und Ausgaben, anstatt in die vielleicht größte unternehmerische Chance dieses Jahrhunderts – KI – zu investieren. Das ist brandgefährlich. Viele KMU-Managerinnen und -Manager müssen hier wachgerüttelt werden.« [Sichtweise aus der Wirtschaft]

¹⁰⁰ Vgl. Achleitner et al. 2019, Lee 2018.

¹⁰¹ Vgl. Servoz 2019, Shook/Knickrehm 2018, World Economic Forum 2018.

¹⁰² Vgl. World Economic Forum 2020.

4 BEISPIELE UND ERFAHRUNGEN AUS DER PRAXIS

Am Projekt SmartAIwork haben sich Unternehmen beteiligt, die selbst KI implementieren und dabei Erfahrungen sammeln. Diese Erfahrungen werden nachfolgend zusammengefasst. Sie sollen anderen Unternehmen Anhaltspunkte für einen erfolgreichen KI-Start geben. Sämtliche Beispiele kommen aus der Praxis und sind für die Praxis – es gibt keinen Anspruch auf Vollständigkeit und/oder wissenschaftliche Korrektheit. Der Erfahrungsaustausch der Praxis steht im Vordergrund.¹⁰³

Das erste KI-Projekt: »Start small and quick, scale up later«

Bei vielen der beteiligten Unternehmen hat sich gezeigt, dass der erstmalige KI-Einsatz mit kleinen schnellen Pilotvorhaben am besten gelingt. Dieses Vorgehen fördert die Akzeptanz und das Verständnis für KI, zeigt deren Mehrwert und ermöglicht den schnellen Aufbau von KI-Wissen. Mögliche Einstiegspunkte sind:

- ▶ Wo ist der größte finanzielle Hebel? Wo kann ich Mitarbeitende am schnellsten entlasten? Beispielsweise kann ein Meister bei seiner Personaleinsatzplanung und anderen administrativen Tätigkeiten sehr gut durch KI entlastet werden. Auch das Hinzuziehen von Mailbots für das automatische Antworten eignet sich gut als erstes KI-Projekt.
- ▶ KI sollte als »Customer-Journey« verstanden und eingeführt werden: Wo lassen sich Effizienz, Effektivität und/oder Anwenderzufriedenheit in den eigenen Prozessen steigern? Wo gibt es aus Kundensicht besonders viele Fehlerpotenziale oder immer wieder die gleichen Schwierigkeiten?
- ▶ (Kunden-)Daten müssen als wertvolles Asset verstanden werden – dies ist in der Realität oftmals noch nicht der Fall. KI-Pilotprojekte zeigen, was mit diesen Daten gemacht werden kann.
- ▶ Manche Themen sind praktisch nur schwer umsetzbar und sollten daher nicht als Einstiegspunkt dienen, dazu gehört beispielsweise das Vertragsmanagement.

»Wichtig ist, am Anfang die »low-hanging fruits« zu pflücken und kleine, schnelle KI-Cases zu entwickeln. Nicht gleich alles und das große Ganze verändern wollen, das funktioniert nicht.«
[Sichtweise aus der Wirtschaft]

Wie jedes Projekt brauchen auch KI-Projekte klare Ziele. Kernfragen sind hierbei: »Was soll mit dem KI-Projekt erreicht werden?« und/oder: »Was ist das Ziel der jeweiligen KI-Anwendung, die eingeführt werden soll?« Als Faustregel gilt: Wenn dem Menschen nicht klar ist, was konkret umgesetzt und verbessert werden soll, dann kommt die Maschine auch nicht auf sinnvolle Lösungen. Das Projektmanagement hält dafür Instrumente wie beispielsweise die SMART-Methode bereit.¹⁰⁴

Relevante Stakeholder identifizieren und mitnehmen

Mit einem Stakeholdermanagement wird analysiert, ob und wie Personen, Gruppen und Organisationen von einem Projekt betroffen sind. Ein gutes Stakeholdermanagement ist für den Erfolg von jedem Projekt wichtig – denn mit ihm werden mögliche »Showstopper« ebenso wie Promotoren identifiziert und bewertet. Nachfolgend werden die im Umfeld eines KI-Projekts wichtigsten Stakeholder vorgestellt:

- ▶ **Die Geschäftsführung** muss nicht unmittelbar in ein KI-Projekt involviert sein, aber sie muss das Projekt grundsätzlich befürworten und dies auch so kommunizieren. Die Geschäftsführung braucht bei KI-Projekten eine Mentalität des »Sich-darauf-Einlassens« und des Ausprobierens, auch wenn sich der mögliche Output nicht sofort quantifizieren lässt. Diese Handlungsfrage ist besonders wichtig, denn KI-Projekte scheitern in der Praxis immer wieder, weil die Geschäftsführung nicht dahinter steht und/oder das Projekt zu schnell beendet, wenn sich kein schneller Erfolg abzeichnet.

¹⁰³ Bei der Einführung von KI-Systemen in Unternehmen ist unter anderem auch das Thema Change-Management besonders wichtig. Die Plattform Lernende Systeme hat dazu im November 2020 ein eigenes Whitepaper veröffentlicht, vgl. Stowasser et al. 2020.

¹⁰⁴ SMART ist ein Akronym für Specific, Measurable, Achievable, Reasonable und Time Bound; es dient als Kriterium zur eindeutigen Definition von Zielen im Rahmen einer Zielvereinbarung.

»In Richtung Geschäftsführung müssen KI-Projektleiterinnen und -leiter ein gutes Erwartungsmanagement betreiben, sonst kommt es schnell zu überzogenen und letztlich unerfüllbaren Zielvorstellungen. KI kann nicht gekauft und auf Knopfdruck eingesetzt werden. Und KI ist kein Zauberstab, der leicht anwendbar ist und alle Probleme löst – genau so wird KI heute jedoch noch vielfach verstanden.«

[Sichtweise aus der Wirtschaft]

► **Die Entscheider.** KI-Anwendungen gehen in der Praxis nur über Budgetierung, sonst scheitert der Versuch bereits am Anfang, weil weder Mitarbeitende noch Gelder zur Verfügung stehen. Die (Budget-)Entscheider sind dabei meist der/die Chief Financial Officer (CFO) und Mitarbeitende aus dem Controlling. Sie stellen das Budget zur Verfügung und stehen als Befürwortende hinter dem KI-Vorhaben.

► **Die Content-Expertinnen und Fachbereichsexperten** haben das entscheidende Domänenwissen, um KI sinnvoll einzusetzen. Nur mit ihnen kristallisiert sich heraus, welche KI-Ergebnisse erstrebenswert sind – und welche nicht.

»Wenn wir den Fachbereich nicht einbinden, dann entsteht bei KI-Projekten Unsinn. Dann kann auch so was herauskommen wie: »Morgens rufen viele Kunden bei uns an, mittags auch, abends auch.«.« [Sichtweise aus der Wirtschaft]

► **Der IT-Bereich** hat in KI-Projekten die Rolle eines Wächters. Er prüft, ob die angedachten KI-Funktionen programmierbar sind. Wenn dies nicht der Fall ist, kann und muss er ein KI-Projekt ausbremsen.

»Wichtig: Es braucht erst den Businessexperten (»wo klemmt's?«), dann den IT-Bereich. In der Praxis wird diese Reihung oftmals nicht berücksichtigt und das führt zum Ende des KI-Projekts, bevor es angefangen hat.«

[Sichtweise aus der Wirtschaft]

► **Der externe Coach oder die externe Trainerin**

nimmt eine moderierende und beratende Rolle ein.

Zu den wichtigsten Aufgaben gehört die Überzeugungsarbeit sowie die Abstimmung eines KI-Konzepts mit allen Stakeholdern. Sie oder er sollte die Sprache, Terminologie und Kultur des jeweiligen Unternehmens kennen und muss Erfahrung darin haben, Parteien zusammenzubringen. In der Praxis wird die Rolle des Coaches oftmals unterschätzt. Viele Unternehmen berichten, dass das Zusammenbringen der Stakeholdergruppen innerhalb der eigenen Reihen bei einem KI-Projekt ohne externen Coach kaum funktioniert.

Mitarbeitende zu Gestalterinnen und Gestaltern der Transformation machen

Sorgen sind ein realer Begleiter in vielen Organisationen, wenn KI-Projekte gestartet werden – vor allem mit Blick auf den eigenen Job (»KI übernimmt jetzt«) oder die Sorge, eigenes Wissen an die KI abzugeben. Solche Sorgen sollten ernst genommen werden, sonst können KI-Projekte schnell scheitern.

Man begegnet solchen Bedenken beispielsweise, indem der Fokus auf solche KI-Projekte gelegt wird, die einen unmittelbaren Nutzen für die Belegschaft erkennen lassen. Das können beispielsweise KI-Projekte sein, die schon immer dagewesene Probleme in Arbeitsabläufen lösen.

»Man muss bei KI-Projekten den Unterschied zwischen Angst und fehlendem Vertrauen offen adressieren. Vertrauen kann über Zeit geschaffen werden, zum Beispiel wenn die KI-Anwendung gut funktioniert und eine echte Hilfe darstellt. Angst hingegen herrscht, wenn Mitarbeiter sich um den Verlust ihres Arbeitsplatzes durch KI fürchten.«

[Sichtweise aus der Wirtschaft]

Ebenso sollten Anwenderinnen und Anwender der Systeme frühzeitig in das neue KI-Projekt involviert werden. Zudem können strukturierte Vorgehensweisen im Lebenslangen Lernen dazu beitragen, dass der durch KI angestoßene Transformationsprozess gelingt und Sorgen reduziert werden. Dafür werden in Abschnitt 5.1 (Handlungsfeld Aus- und Weiterbildung) der vorliegenden Studie konkrete Schritte vorgeschlagen. Insgesamt wollen Unternehmen, Beschäftigte und Betriebspartner die Transformation gemeinsam und partnerschaftlich gestalten.

Frühzeitiges Einbinden der Arbeitnehmer- und Arbeitgeberseite in den Prozess der Information und Beratung sowie der Planung und Entwicklung zukunftsfähiger Konzepte erhöht die Geschwindigkeit beim Übergang von der Bedarfsanalyse in den Umsetzungsmodus.

»Wenn Sie Mitarbeiterinnen und Mitarbeiter offen und frühzeitig in KI-Projekte integrieren, können diese auch zu KI-Botschaftern im eigenen Unternehmen werden. Das ist enorm wichtig für die Akzeptanz.« [Sichtweise aus der Wirtschaft]

Die Plattform Lernende Systeme hat Anforderungen und Lösungswege für einen strukturierten Change-Prozess bei KI ausgearbeitet (siehe Abbildung 12).

Auf diese Art und Weise können Bedenken in der Belegschaft besser wahrgenommen und in einen konstruktiven Change-Prozess integriert werden.¹⁰⁵

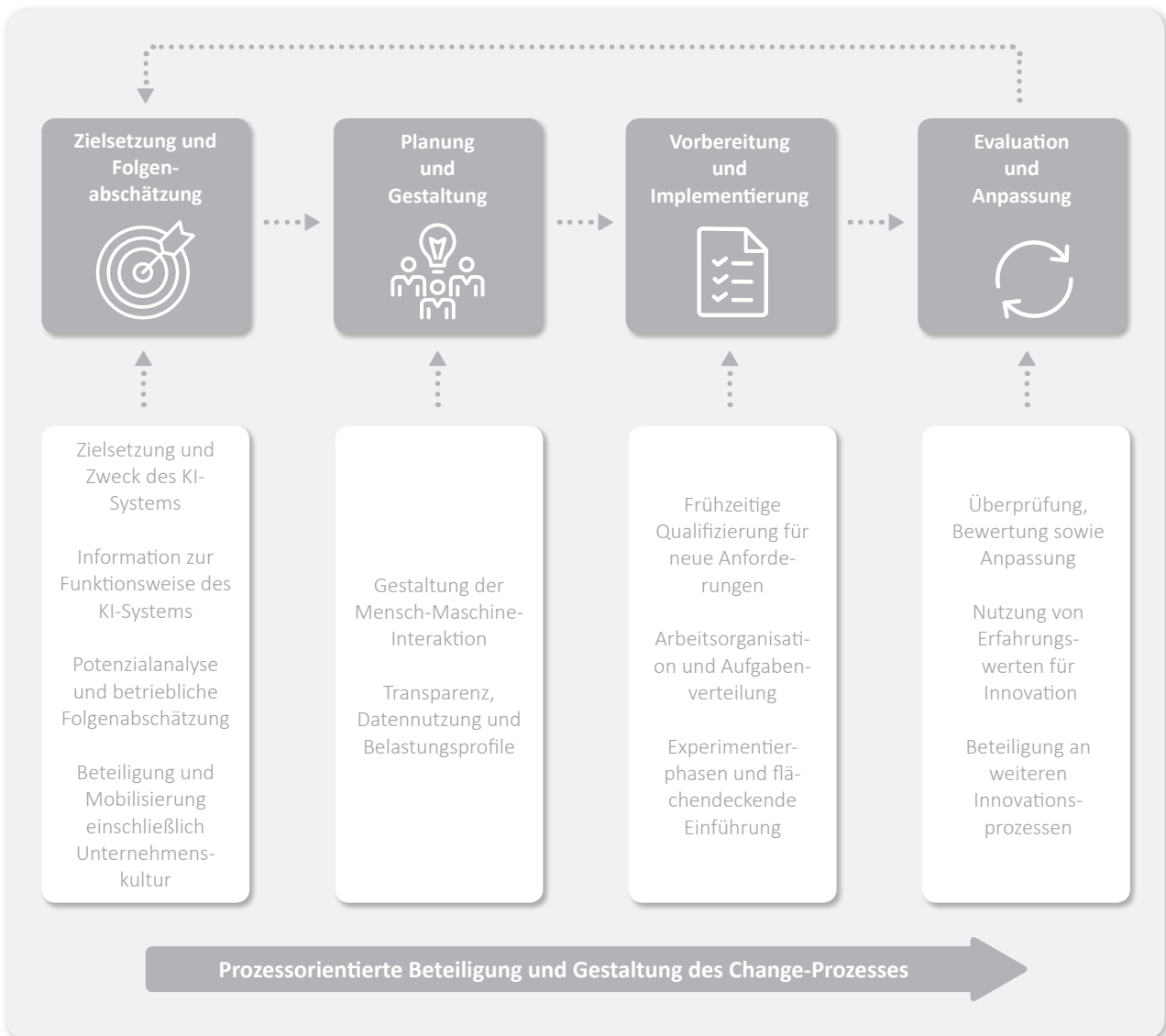


Abbildung 12: Phasen und Anforderungen für Change-Management bei Künstlicher Intelligenz (Quelle: in Anlehnung an Stowasser et al. 2020)

¹⁰⁵ Vgl. Stowasser et al. 2020.

Proof of Concept entwickeln

Nachdem die ersten KI-Anwendungsbereiche festgelegt und die Stakeholderanalysen erfolgt sind, sollte eine Machbarkeitsanalyse (Proof of Concept) durchgeführt werden. Zu beantworten sind dabei primär folgende Fragen:

- ▶ Gibt es eine Datengrundlage? Ohne Daten ist kein KI-Projekt möglich.
- ▶ Bestehen Sprachbarrieren, beispielsweise durch Einbindung internationaler Tochtergesellschaften in ein KI-Projekt? Diese müssen berücksichtigt werden, insbesondere dann, wenn im KI-Pilotvorhaben natürliche Sprache verarbeitet werden soll.
- ▶ Ist die Hardware verfügbar?
- ▶ Selbst machen oder zukaufen («make or buy»)? Bei zugekaufter Software sollte auf deren dauerhafte Leistungsfähigkeit geachtet werden. Diese kann sich im Laufe der Zeit verschlechtern, beispielsweise durch eine veränderte Arbeitsumgebung und/oder durch steigende Erwartungen an die Software im Zeitablauf. Schlimmstenfalls kann es zum sogenannten »Bit Rot« kommen, also zu Softwarelösungen, die nach einigen Jahren keinen Support und keine Updates mehr erhalten und somit unbrauchbar werden. Beim Zukauf von Software sollte daher auf Standards und auf Plattformen mit nachhaltigem Support geachtet werden.
- ▶ Ist ausreichend KI-Kompetenz im eigenen Haus vorhanden? Zu den wichtigsten KI-Kompetenzen gehört die Fähigkeit, die größten Hebel für den KI-Einsatz in den eigenen Prozessen zu erkennen, das Maschinelle Lernen sowie Kompetenzen im Umgang mit KI-Hardware-Systemen.

Methodisch gesehen bieten sich für einen Proof of Concept agile Vorgehensweisen an, insbesondere das Design Thinking, das agile Projektmanagement, Scrum und Sprints. Die Erstellung klassischer Lasten- und Pflichtenhefte sollte dagegen vermieden werden.

Dieses Vorgehen dauert zu lange und wird dem Charakter eines KI-Piloten nicht gerecht. Ein begleitender Aufbau und die Nutzung von Working Labs sind dagegen hilfreich – auf diese Art und Weise können KI-Projekte außerhalb des Tagesgeschäfts ausprobiert werden. Die Labs sollten interdisziplinär besetzt und mit der notwendigen Infrastruktur ausgestattet werden.

»Methodisch gesehen sollte das Motto lauten: Anfangen, umsetzen, schnell sein und dabei Fehler und Scheitern zulassen.« [Sichtweise aus der Wirtschaft]

Nach den ersten erfolgreichen KI-Pilotvorhaben: Masterplan entwickeln

Ein schneller KI-Einstieg anhand von inhaltlich wie zeitlich überschaubaren KI-Cases wird zwar von den am Projekt beteiligten Unternehmen als hilfreich und zielführend beschrieben, dieser Weg hat jedoch einen Fallstrick: Viele Unternehmen gehen nach den ersten erfolgreichen Use Cases dazu über, dutzende weitere kleine KI-Use-Cases zu implementieren, ohne ein strategisches Gesamtkonzept. Der eigentliche Mehrwert eines KI-Systems entsteht letztlich jedoch erst in der Skalierung von Einzellösungen, in der unternehmensweiten Verbindung von Daten und Software und durch den kontinuierlichen Einsatz Lernender Systeme. Viele kleine Lösungen im Mikrobereich, die in der Praxis oftmals völlig unabhängig voneinander arbeiten, gefährden dann schnell den dauerhaften KI-Erfolg im Unternehmen.

»Externe Beratungen helfen bei der Umsetzung eines KI-Projekts. Bei dieser Unterstützungsfunktion sollte es allerdings auch bleiben. Wenn KI-Projekte zu stark in die Hände von Beratungen gegeben werden, dann entstehen am Ende dutzende Use Cases und Insellösungen. Jede einzelne dieser Inseln ist durchaus interessant. Aber es fehlt der große Wurf, das Big Picture. Deshalb klare Empfehlung: Der Lead muss innerhalb der eigenen Firma liegen, mit einem Visionär an der Spitze.« [Sichtweise aus der Wirtschaft]



5 HANDLUNGSFELDER FÜR KI IN DER SACHBEARBEITUNG

Im Rahmen des vorliegenden Projekts konnten einige Handlungsfelder identifiziert werden. Übergeordnetes Ziel ist eine

menschengerechte, »gute« Sachbearbeitung bei gleichzeitiger Ausnutzung des Potenzials von KI.

5.1 HANDLUNGSFELD AUS- UND WEITERBILDUNG

Aus- und Weiterbildung ist einer **der Schlüssel**, damit sich Chancen der Digitalisierung in Chancen **für Beschäftigung und gute Arbeit** verwandeln.¹⁰⁶ Folgende Handlungsfelder und -optionen konnten mit speziellem Blick auf die Digitalisierung, KI und Sachbearbeitung identifiziert werden:

Digitale Bildung ab der Grundschule stärken

Kinder können und sollten schon ab dem Grundschulalter spielerisch an digitaler Bildung teilnehmen. Auf diese Art und Weise lernen sie frühzeitig mit digitalen Themen verantwortungsvoll, aufgeklärt sowie gestalterisch umzugehen.¹⁰⁷

EXKURS: ZIEL UND VERSTÄNDNIS DIGITALER BILDUNG

Das Ziel digitaler Bildung ist im Kern das gleiche Ziel wie bei der allgemeinen Bildung: Sie soll Menschen befähigen, sich als selbstbestimmte Persönlichkeiten in einer sich ständig verändernden Gesellschaft zurechtzufinden und verantwortungsvoll ihre eigenen

Lebensentwürfe zu verfolgen. Dieses Verständnis beinhaltet auch, dass der Einsatz digitaler Medien kein Selbstzweck ist. Sie sind immer nur ein Mittel, um leichter, besser und erfolgreicher zu lernen.¹⁰⁸

¹⁰⁶ Vgl. Guggemos et al. 2018.

¹⁰⁷ Im aktuellen MINT Nachwuchsbarometer wird digitale Bildung auch schon auf Ebene von Kindergärten thematisiert. Für diesen Ansatz existiert jedoch noch kein Konsens (Kindergärten gegenüber digitalen Angeboten öffnen versus Kindergärten als »medialer Schonraum«, vgl. acatech/Körper-Stiftung 2020).

¹⁰⁸ Vgl. BMBF 2020a.

Digitale Bildung in der Grundschule entsteht durch **spielerische und projektbezogene Arbeit in kindernahen Alltagsthemen**. In Deutschland gibt es dafür neben schul-internen Projekten beispielsweise auch das Haus der kleinen Forscher¹⁰⁹, die HABA Digitalwerkstätten¹¹⁰ sowie die Kinderuni.¹¹¹ Solche Ansätze sind vom inhaltlichen Konzept her gut, allerdings **erreichen sie nur einen Bruchteil aller Kinder**. Bisherige Programme sind teilweise kostenpflichtig und/oder sie werden nur in bestimmten Regionen Deutschlands angeboten. Ebenso hängt die meist freiwillige Teilnahme der Kinder an solchen Programmen **oftmals vom persönlichen Engagement einzelner Pädagoginnen und Pädagogen** und der Eltern ab.

»Für manche mag das verrückt klingen, wenn man bereits bei Kindern über den Erwerb von Digitalkompetenzen und KI spricht. Das Thema fängt aber genau da an. Die Kinderuni ist hierfür ein tolles, in der Breite leider viel zu unbekanntes Format, um bereits ab der Grundschule spielerisch aufzuzeigen, was Informatik ist.«

[Sichtweise aus der Wissenschaft]

An dieser Stelle wäre **weitere, evidenzbasierte Forschung** hilfreich, vor allem um besser zu verstehen, wie digitale Bildung schon in der Grundschule wirksamer eingeführt werden kann. Darüber hinaus sollten digitale Themen und neue Kompetenzen bereits in der frühkindlichen Bildung stärker adressiert werden. Ferner braucht es eine **schnellere und wirksamere Umsetzung des bisherigen Digitalpakts Schule**. Dabei genügt es nicht, die IT-Infrastruktur in Form von digitalen Tafeln, WLAN oder Tablets bereitzustellen. **Die Geräte müssen auch flächendeckend bedient, gewartet und pädagogisch sinnvoll in den Unterricht integriert werden** – eine Aufgabe, für die Bund, Länder und Kommunen und auch der jeweilige Schulträger an einem Strang ziehen müssen.¹¹² Ein Schritt in die richtige Richtung sind hierbei die im August 2020 gefassten Beschlüsse des Koalitionsausschusses. Demnach sollen neben der reinen »Hardware-Ausschüttung« auch **Bildungskompetenzzentren** gegründet werden, die »den Schulen Unterstützung bei der [digitalen] Medienplanung sowie bei der [digitalen] Schulentwicklung und Personalentwicklung zur Verfügung stellen«.¹¹³ In diesem Kontext hat auch acatech unter dem Stichwort »virtuelles Klassenzimmer« Vorschläge erarbeitet, wie das digitale Lernen und Lehren der Schülerinnen und Schüler besser gelingen kann.¹¹⁴

¹⁰⁹ Die vom BMBF geförderte Fortbildungsinitiative »Haus der kleinen Forscher« hat sich zum Ziel gesetzt, Kinder in Kindergärten und Grundschulen spielerisch neugierig auf die Bereiche Mathematik, Informatik, Naturwissenschaften und Technik (MINT) zu machen.

¹¹⁰ In der HABA Digitalwerkstatt können Kinder zwischen fünf und zwölf Jahren auf eine spielerische Lernreise durch die digitale Welt gehen. Sie bauen Roboter, programmieren Spiele, drehen Animationsfilme oder gestalten ihre eigene Kunst und Musik. Vgl. HABA Digitalwerkstatt 2020.

¹¹¹ Kinderuniversitäten sind seit 2002 an mehr als 50 Universitäten und Fachhochschulen entwickelte Veranstaltungen, die Kindern die Wissenschaft einfach und verständlich vermitteln sollen. Ziel ist es, Kinder für die Wissenschaft zu begeistern und gleichzeitig an den Hochschulen mehr Verständnis für die Wissensvermittlung zu wecken. Siehe Uni Tübingen als erste deutsche Kinderuni (www.uni-tuebingen.de/uni-versitaet/campusleben/veranstaltungen/zentrale-veranstaltungen/kinder-uni/) und European Children's Universities Network (www.eucu.net/) für Details.

¹¹² Vgl. acatech/Körper-Stiftung 2020, BMBF 2019, Cress et al. 2018, Münchner Kreis/Bertelsmann Stiftung 2020.

¹¹³ Koalitionsausschuss 2020.

¹¹⁴ Vgl. acatech 2020.

KI-Ausbildung an Hochschulen verstärken

- ▶ **KI-Grundlagen** sollten als **Hybridkompetenzen** in möglichst **vielen Studiengängen** angeboten werden.¹¹⁵ Dabei spielen nicht nur technische Aspekte, sondern auch KI-Anwendungspotenziale sowie Ethikfragen eine Rolle.

»Erfolgreiche KI-Unternehmerinnen und -Unternehmer sind häufig keine klassischen Informatikerinnen oder Mathematiker, sondern Volks- und Betriebswirte, die sich selbst KI-Basis-kompetenzen beigebracht haben. Genau darum brauchen wir ein KI-Basismodul in möglichst vielen Studiengängen.«

[Sichtweise aus der Wirtschaft]

- ▶ Die **Ausbildung von KI-Fachleuten** sollte **stärker vorangetrieben werden**. Ein **guter Startpunkt** ist das in der KI-Strategie erklärte Ziel, **100 neue KI-Professuren in Deutschland** zu etablieren – wengleich dies aktuell und wegen der weltweiten Knappheit entsprechender Fachleute schwer zu erreichen ist.¹¹⁶ Darüber hinaus sind **mehr KI-Programme für Promovierende und Postdocs** sinnvoll, einschließlich passender Stipendien. Ferner sind gezieltere und **effektivere Anreize für Schülerinnen und Schüler** notwendig, um ihnen Karrieremöglichkeiten im MINT-Bereich aufzuzeigen. **Das MINT Nachwuchsbarometer 2020** signalisiert hier noch erheblichen Nachholbedarf.¹¹⁷
- ▶ Der Ausbau der sogenannten **Dritten Mission der Hochschulen** sollte vorangetrieben werden, also das **professionelle Aus- und Weiterbilden von Berufstätigen**. Gerade in diesem Bereich schöpft die deutsche Hochschul-landschaft ihr Potenzial gegenwärtig noch nicht aus.

KI-nahe Weiterbildungsangebote sind in Deutschland oftmals teuer, nicht überall flächendeckend verfügbar und/oder ohne Hochschulen konzipiert.¹¹⁸

Andere Länder sind an dieser Stelle weiter: Die Universität St. Gallen (Schweiz) bietet beispielsweise **KI-Kurse in Executive-Programmen** an. Die Hochschule INSEAD (Frankreich) hat im Jahr 2019 eine **»AI Business School«** in **Kooperation mit Microsoft** eröffnet. In Singapur werden auf Weiterbildung abzielende KI-Kooperationen zwischen Wissenschaft und Wirtschaft staatlich gefördert. Solche Kooperationen sollten auch in Deutschland verstärkt angegangen werden – beispielsweise in Form der KI-Kurse von appliedAI (zur UnternehmerTUM gehörend). Grundsätzlich muss darauf geachtet werden, dass die KI-basierte **Zusammenarbeit von Wissenschaft und Wirtschaft nicht zu einseitigen Abhängigkeiten** der Hochschulen von Geschäftsinteressen außereuropäischer KI- und Cloudanbieter führt.

Insgesamt ist eine **stärkere Verwendung von Onlinelehrrmetho-den** ratsam – vor allem um möglichst viele Personen mit einem flexiblen KI-Basisangebot zu erreichen. Das setzt einen massiven Ausbau der Entwicklung und Vermarktung professioneller Onlinelehrformate voraus, zum Beispiel in Form sogenannter Massive Open Online Courses (MOOCs).¹¹⁹

¹¹⁵ Vgl. Münchner Kreis/Bertelsmann Stiftung 2020.

¹¹⁶ Vgl. Huber et al. 2020.

¹¹⁷ Vgl. acatech/Körper-Stiftung 2020.

¹¹⁸ KI-Weiterbildungsangebote finden sich in Deutschland vorrangig bei Berufsverbänden und Kammern (zum Beispiel BITKOM »Ausbildung zum KI-Manager« oder IHK: »KI und Digitalisierung – 2-Tages Workshop mit Praxisphasen«), bei der Fraunhofer Allianz (»Werden Sie zertifizierter Data Scientist«) oder bei rein privaten Beratungsunternehmen.

¹¹⁹ acatech hat bislang vier MOOCs gemeinsam mit Wissenschaft und Wirtschaft konzipiert, beispielsweise den dreiwöchigen Kurs zum Maschinellen Lernen mit Prof. Dr. Kagermann sowie Prof. Dr. Wahlster (siehe www.mooc.house/courses/machinelearning-2016).

Anteil von Frauen in Wissenschaft und Technologie erhöhen

Nur ungefähr zwölf Prozent aller führenden Forscherinnen und Forscher im Bereich des Maschinellen Lernens sind weiblich.¹²⁰ Das ist in mehrfacher Hinsicht problematisch: Erstens kann ein KI-System, das hauptsächlich von Männern entwickelt wurde, zur bekannten KI-Diskriminierungsproblematik führen. Zweitens ist die Nachfrage auf dem Arbeitsmarkt nach ML-Fachleuten bei weitem größer als das Angebot, mit steigender Tendenz. So fehlen beispielsweise allein in den kommenden fünf Jahren und nur in Deutschland rund 700.000 Technologie-Spezialistinnen und -Spezialisten.¹²¹ Der Mangel an Frauen verstärkt diese Problematik. Deutschland und Europa sollten daher mehr tun, um den Anteil an Frauen in KI-nahen Bereichen zu erhöhen, etwa durch die **Festlegung von Zielwerten**, durch mehr **Stipendien** und durch ein verstärktes **professionelles Networking und Mentoring speziell für Frauen** in KI-Berufen.¹²²

KI-Basiswissen spezifizieren

Derzeit existiert eine Vielfalt an sogenannten KI-Grundkursen, deren Inhalte und Qualität stark variieren. Das erschwert den Aufbau eines soliden KI-Basiswissens bei möglichst vielen Bürgerinnen und Bürgern. **Ein »guter« KI-Grundkurs sollte nach Ansicht vieler Expertinnen und Experten, die an dem SmartAIwork-Projekt beteiligt waren, zwei Kernbereiche umfassen:**

- **Technische Grundlagen.** Dazu gehört in Grundzügen das Programmieren beziehungsweise die Softwareentwicklung, Big Data, Data Analytics, Architekturen, Maschinelles Lernen und KI.

► **Sensitivität für mögliche KI-Anwendungen**

Ein KI-Grundkurs sollte immer auch ein Gefühl dafür entwickeln, wo Potenziale nutzenstiftender KI-Anwendungen liegen und wie man diese bewerten kann – beispielsweise durch das Aufzeigen erfolgreicher Use Cases.

Gute Ansätze in Deutschland sind an dieser Stelle beispielsweise die KI-Grundkurse von Fraunhofer, das Angebot von appliedAI (UnternehmerTUM) sowie das Zertifikatsprogramm zum KI-Manager (von DFKI und Bitkom) und zunehmend auch die Anbieter von MOOCs (zum Beispiel »Coursera«).

Lebenslanges Lernen fördern

LLL wird zum entscheidenden Schlüssel, damit sich Organisationen auf die Veränderungen der Kompetenznachfrage im KI-Zeitalter einstellen können. Dabei sollte LLL vor allem **durch die Unternehmen selbst gesteuert** werden – weil sie die Bedarfe **selbst** am besten einschätzen können.¹²³

Ebenso ist es zielführend, wenn für das LLL **gleichermaßen ein Teil der Arbeitszeit und der eigenen Freizeit** investiert wird, in Absprache mit Arbeitgeber und Arbeitnehmervertretungen.¹²⁴ Das steigert die Motivation, sich mit KI im eigenen Unternehmen stärker auseinanderzusetzen. Genau diese Motivation ist bisher in vielen Unternehmen noch zu gering (siehe Abschnitt 3.2).

Für das LLL ist der **Einsatz von innovativen Onlinelernplattformen und -kursen** ratsam, denn solche Formate lassen meist eine zeitlich flexible Nutzung zu.¹²⁵ Flankierend sollte das LLL direkt am Arbeitsplatz gestärkt werden, damit mögliche KI-Anwendungspotenziale besser mit dem eigenen Arbeitsumfeld verzahnt werden (siehe auch die nachfolgende Infobox).

¹²⁰ Vgl. AI HLEG 2019, West et al. 2019.

¹²¹ Vgl. Stifterverband/McKinsey 2019.

¹²² Ähnliche Vorschläge finden sich auch bei AI HLEG 2019.

¹²³ Vgl. Guggemos et al. 2018, Jacobs et al. 2017, Jacobs et al. 2020, McKinsey Global Institute 2018, Münchner Kreis 2020.

¹²⁴ Vgl. Jacobs et al. 2017.

¹²⁵ Zum Beispiel Masterplan, Coursera, Udacity, Udemy, Elements of AI und UPLINX. Letzteres ist ein interuniversitäres Qualifikationsprogramm zum Maschinellen Lernen für Fach- und Führungskräfte aus der Wirtschaft, an dem auch acatech mit dem Projekt »UPLINX« beteiligt ist.

PRAXISBEISPIEL: BRÜCKEN BAUEN ZWISCHEN KI-THEORIE UND PRAXIS

Die **Munich Re** hat Mitte 2018 die Plattform »Digital School« gegründet. Beschäftigte können hier direkt auf das gesamte für digitales Arbeiten relevante Fort- und Weiterbildungsangebot zugreifen, etwa auf das globale Data Analytics Curriculum. Ziel dieses Curriculums ist es, ein Bewusstsein für die Themen Datenanalyse und Künstliche Intelligenz zu schaffen und die Mitarbeitenden durch konkreten Anwendungsbezug in den entscheidenden Techniken zu befähigen.¹²⁶

Auch bei der **Lufthansa** werden Strategien und Methoden erarbeitet, wie man dem Wandel der Arbeitswelt unternehmensintern begegnen kann. Sieben sogenannte Future-Fit-Kompetenzen wurden dafür festgelegt: Digitalkompetenz, Dialog- und Kommunikationsfähigkeit, Kooperationsvermögen, Umgang mit Komplexität, Kundenfokus, Umsetzungsstärke und Agilität. Anhand dieser Kompetenzen können Lufthansa-Mitarbeitende eine persönliche Standortbestimmung machen und an diversen Weiterbildungsangeboten teilnehmen. Ergänzend ist die Lufthansa

auch im Projekt NAWID tätig, einer Initiative, die die Einführung und Nutzung von Assistenz- und Wissensdiensten sowie KI-Anwendungen modellhaft erprobt.¹²⁷

Brücken bauen zwischen erlerntem KI-Theoriewissen und unternehmerischem Alltag ist aber nicht nur großen Unternehmen vorbehalten. Auch **KMU** können mit geringen Hürden und pragmatisch einsteigen, beispielsweise durch die Generierung eigener KI-Ideen in einem Abteilungs-Workshop. Die dabei entwickelten Ideen können dann anderen Abteilungen präsentiert werden, es entstehen **wechselseitige Lernallianzen**.

Darüber hinaus gibt es gerade für KMU regionale KI-Unterstützungsangebote, beispielsweise die KI-Trainer der Mittelstand-4.0-Kompetenzzentren oder die AI4Germany-Initiative.¹²⁸

¹²⁶ Vgl. Jacobs et al. 2020.

¹²⁷ Vgl. Jacobs et al. 2020.

¹²⁸ Bei AI4Germany haben sich führende Initiativen im Bereich KI zusammengeschlossen, um die lokale Wirtschaft und Gesellschaft in Deutschland aktiv bei der Anwendung von Künstlicher Intelligenz zu unterstützen. Vgl. appliedAI 2020.

5.2 HANDLUNGSFELD FORSCHUNG

Zusammenarbeit zwischen Wissenschaft und Praxis stärken

Eine engere KI-basierte Zusammenarbeit zwischen Wissenschaft und Praxis ist wichtig, denn die in der Forschung verfügbaren Datensätze sind – oftmals aus Gründen des Datenschutzes und der Unternehmensgeheimnisse – nur eingeschränkt praxisrelevant. Eine verstärkte und effektivere Zusammenarbeit zwischen Wissenschaft und Wirtschaft kann dazu beitragen, praxistauglichere KI-Lösungen zu entwickeln, zum Beispiel durch:

- ▶ verstärkte Bemühungen, einen größeren Pool **von Fachleuten aufzubauen, die sowohl die KI-Forschung als auch die KI-Praxis kennen**. Gelingen kann dies beispielsweise durch die Stärkung **von Karrieremodellen, die von Wissenschaft und Wirtschaft gemeinsam getragen werden** – beispielsweise zwei Jahre Fraunhofer/Hasso-Plattner-Institut/Max-Planck-Gesellschaft, dann gemeinsame Projekte mit der Wirtschaft und dann eine Unternehmenskarriere.¹²⁹
- ▶ eine verstärkte Anwendung der **»Use-Inspired-Basic-Research«-Methodik**, eine Forschungsmethodik, die Erkenntnisse aus der Forschung nutzt und diese systematisch in Richtung Anwendungsbezug weiterentwickelt. Die Forschungsteams müssen dafür in der Regel direkt mit der Praxis zusammenarbeiten und passgenaue Lösungen entwickeln. Anwendungsbezogene Forschungsinstitute wie beispielsweise die Hochschulen der angewandten Wissenschaften könnten an dieser Stelle besser positioniert werden. Sie haben in der Regel direkten Kontakt zur Unternehmenspraxis und damit auch Zugriff auf relevante Trainingsdaten. Gelingen kann deren bessere Positionierung beispielsweise durch ihre Einbindung in die bestehenden KI-Zentren.
- ▶ mehr **moderne und offene Formate für den Austausch**. Anstelle klassischer Fachtagungen mit Spitzen aus Politik, Wissenschaft und Wirtschaft sollten eher Events mit Anwendungsbezug etabliert werden, beispielsweise Bar Camps, »Fuckup-Nights«¹³⁰ und virtuelle Sessions. Auch Plattformen wie die appliedAI der UnternehmerTUM können einen solchen Austausch fördern.
- ▶ einen verstärkten Fokus auf **Brückendisziplinen** sowie anwendungsnahe Forschung zwischen Technikwissenschaften und Unternehmenspraxis. Dabei sollten vor allem die verschiedenen und interdisziplinären Ströme der Arbeitsforschung, der Arbeitswissenschaften und der Arbeitssoziologie in den Blick genommen werden – einschließlich eines verstärkten Aus- und Aufbaus entsprechender KI-Kompetenzen in diesen Disziplinen.

¹²⁹ Vgl. auch acatech 2018.

¹³⁰ Veranstaltungen zum Thema Scheitern im Berufsleben, vgl. www.fuckupnights.com.

PRAXISBEISPIEL: DIE DFKI-TRANSFER-LABS

Das DFKI hat im Jahr 2019 sogenannte Transfer-Labs gegründet, in denen es gemeinsam mit Industriepartnern längerfristig an grundlegenden Durchbrüchen in der KI arbeitet. Die **Langfristigkeit der Kooperationen** zwischen Forschung und Industrie ist dabei besonders wichtig, um Vertrauen aufzubauen und um gemeinsame technische sowie organisatorische Lösungen zu

entwickeln. So werden gerade im Bereich der Dienstleistungen **hochrelevante Datensätze für die Forschung verfügbar**. Die Labs bieten durch ihre langfristig angelegten Kooperationen zwischen Forschung und Industrie auch die Möglichkeit von **Beteiligung oder Entsendung der Beschäftigten** eines Unternehmens in die Forschungsarbeiten des DFKI und umgekehrt.

KI-Zertifizierungen prozessualer denken und konzipieren

Zertifizierungen können dazu beitragen, dass **Vertrauen in KI-Systeme** aufgebaut werden kann. Damit wird deren breitenwirksame Anwendung überhaupt erst möglich. Zertifizierungen wirken dabei – bestenfalls – wie ein **Nachweis einer unabhängigen Drittstelle**, die einem KI-System bestimmte Eigenschaften bescheinigt.¹³¹ In Deutschland wird diesem Gedanken beispielsweise mit dem im April 2020 neu eröffneten KI-Observatorium Rechnung getragen.¹³²

Im Gegensatz zu Maschinen oder Autos verändern sich KI-Systeme jedoch permanent. Sie lernen ständig dazu und agieren je nach Trainingsdaten und Domänenumfeld anders. Es kann also in vielen Fällen keine statische, dauerhaft gültige Zertifizierung geben. **KI-Zertifizierungen müssen stattdessen prozessualer gedacht und aufgesetzt werden.** Sinnvoll wären ständige, in kurzen Zyklen stattfindende Qualitätsüberprüfungen der Systeme. Ob eine Zertifizierung letztlich wiederholt werden muss, hängt zusätzlich auch von der Art des Systems (des Lernalgorithmus), dem Einsatzfeld und der Ergebnisse vorheriger Prüfungen ab.¹³³ Am Ende gilt: Zertifizierungen in einem dynamischen, sich schnell verändernden Umfeld sind schwierig. Garantien kann es nur eingeschränkt geben.

Zugang zu europäischen Daten und Modellen vorantreiben

Egal ob hochauflösende Bilder oder umfangreiche Textdaten, die großen Datenmengen kommen heute zu einem überwiegenden Anteil aus den USA sowie aus China und/oder sie werden auf außereuropäischen Cloudsystemen gespeichert. Dabei existiert gerade in Deutschland als Exportnation ein besonders hohes, heimisches Potenzial an Datensätzen in Form von Messwerten von Maschinen.¹³⁴

Das ist in mehrfacher Hinsicht eine Herausforderung: Erstens kann mit englischsprachigen Textdaten kein deutsch- oder französischsprachiges KI-System trainiert werden. Zweitens werden europäische KI-Forscherinnen und -Forscher dorthin gehen, wo die Daten sind – und Stand heute ist das zum überwiegenden Anteil nicht Europa. Drittens sind existierende europäische Forschungsdaten noch zu wenig vernetzt (»Daten-Pooling«), was den Zugang zu großen Datenmengen für Forschungszwecke behindert.

¹³¹ Vgl. auch Heesen et al. 2020a sowie Heesen et al. 2020b.

¹³² Vgl. Denkfabrik Digitale Arbeitsgesellschaft 2020.

¹³³ Vgl. Heesen et al. 2020b.

¹³⁴ Vgl. Heise Online 2019.

Ein zentraler Ansatzpunkt für den besseren Zugang zu europäischen Daten sind deutsch- und französischsprachige Forschungseinrichtungen. Hier schlummern viele Daten sowie Modelle, die im größeren Umfang vernetzt und zur Verfügung gestellt werden könnten. Machbar wird ein solches »European Big Data« beispielsweise durch das **Zusammenbinden vieler kleiner Datensätze** bei gleichzeitiger Etablierung **europäischer Standards** für einen leichten und **einheitlichen Datenzugang**. Dafür werden geeignete Programmierschnittstellen, ein juristisch abgesicherter Datenzugang sowie verbesserte Sicherheitsarchitekturen benötigt.

»Wir haben ein regulatorisches Grundproblem in Europa: kein Datenzugriff. Das ist der einzige Grund, warum uns andere Länder, vor allem die USA und China, bei KI weit voraus sind.«
[Sichtweise aus der Wirtschaft]

Impulse für einen verstärkten Zugang zu wissenschaftlichen Daten und Modellen sollten **von Universitäten und Forschungseinrichtungen selbst** kommen – verknüpft mit passenden Fördermaßnahmen und Rahmenbedingungen seitens der Politik. Dazu zählen der zügige Auf- und Ausbau des deutsch-französischen Projekts Gaia-X,¹³⁵ die Nationale Forschungsdateninfrastruktur (NFDI)¹³⁶ sowie das neue gesamteuropäische Cloudprojekt »European Alliance for Industrial Data and Cloud«.

»Ja, es stimmt: Die USA und auch China sind in puncto Datenverfügbarkeit deutlich weiter als Europa. Uneinholbar sind sie aber nicht, denn mit neuen Daten aus Deutschland und Europa können KI-Systeme neu trainiert werden – man kann sinnvoll einsteigen.« [Sichtweise aus der Wissenschaft]

¹³⁵ Mit Gaia-X soll ein offenes digitales Ökosystem geschaffen werden, in dem Daten sicher und vertrauensvoll verfügbar gemacht, zusammengeführt und geteilt werden können. Vgl. BMWi 2019.

¹³⁶ Die nationale Forschungsdateninfrastruktur fördert Konsortien, die sich aus Hochschulen, außeruniversitären Forschungseinrichtungen und anderen Akteuren zusammenschließen. Die bereits vorhandenen Daten aus Wissenschaft und Forschung sollen so für das gesamte deutsche Wissenschaftssystem erschlossen werden. Vgl. BMBF 2020b.

5.3 HANDLUNGSFELD POLITIK

Die Politik muss Rahmenbedingungen für KI-Ökosysteme schaffen, die sowohl das Ausschöpfen von KI-Potenzialen als auch eine menschenzentrierte KI-Entwicklung nach deutschen und europäischen Maßstäben ermöglichen. Gelingt dieser Spagat, kann KI »made in Europe« zu einem weltweiten Qualitätssiegel werden. Die nachfolgenden Handlungsfelder können hierzu einen Beitrag leisten.

Politische KI-Leitlinien in die Praxis bringen

Es sollten **kürzere Laufzeiten und kürzere Entwicklungszyklen für staatlich geförderte KI-Verbundvorhaben** an der Schnittstelle von Wissenschaft und Wirtschaft ermöglicht werden. Aktuell sind solche Verbundprojekte in der Regel auf drei Jahre ausgelegt, dazu kommt eine oftmals aufwendige Bewerbungs- und Antragsphase. Für Unternehmen sind solche Zyklen gerade bei KI-Themen oftmals zu langwierig, was wiederum deren Beteiligung an solchen Verbundvorhaben reduziert.¹³⁷

»Wir müssen schneller werden, sonst verlieren wir bei KI den Anschluss. Die Europäer stehen noch am Bahnsteig und diskutieren über Möglichkeiten und Gefahren einer KI. Dabei ist der Zug schon losgefahren.« [Sichtweise aus der Wirtschaft]

Die bisherige staatliche KI-Förderung sollte um transparentere und klare Entscheidungskriterien ergänzt werden, um KI-Förderprojekte gezielter und schneller anzustoßen.

Diese Entscheidungskriterien sollten von einer neutralen, interdisziplinär besetzten Expertenkommission festgelegt werden und sich an folgenden Leitlinien orientieren:

- a. **Schneller und gezielter Transfer von der KI-Forschung in die KI-Praxis**, zum Beispiel indem Ausschreibungen für öffentlich geförderte KI-Forschungs- und Entwicklungsprojekte einen zu definierenden Prozentsatz für die Entwicklung von KI-Qualifizierungskonzepten vorsehen.¹³⁸
- b. **Interdisziplinäre Projektansätze**, um einseitige Technikdominanz zu vermeiden und erforderliche Lernzyklen zwischen den Disziplinen möglichst früh durchzuführen.
- c. Die Betrachtung von **KI-Auswirkungen auf den Menschen** sollte inhärenter Bestandteil eines jeden neuen KI-Projekts werden.
- d. Darstellung des konkreten **Beitrags des zu bewilligenden KI-Förderantrags zur Verwirklichung der KI-Strategie** der Bundesregierung.
- e. Gezielte **Förderung solcher KI-Technologien**, die eine **strategische Bedeutung** für **Wirtschaft** und **Gesellschaft** in Deutschland und Europa einnehmen. Dazu gehören unter anderem Technologien für den Schutz der Privatsphäre, Small Data Research und dezentrales Lernen.

¹³⁷ Vgl. auch das Handlungsfeld Forschung: »Zusammenarbeit zwischen Wissenschaft und Praxis stärken«.

¹³⁸ Vgl. auch Jacobs et al. 2020.

Nationales Kompetenz-Monitoring verstetigen

Was machen die USA und China anders oder besser in Schlüsseltechnologien und welche Schlüsselkompetenzen gehören dazu? Wo liegen die Stärken in Deutschland bei den jeweiligen Schlüsseltechnologien, an welchen Stellen sollte nachgebessert werden? Beantwortbar sind solche Fragen durch eine Verstetigung des Nationalen Kompetenz-Monitorings (NKM). Das NKM gibt Aufschluss darüber, welche Schlüsselkompetenzen in wichtigen Technologiefeldern benötigt werden und wo Deutschland dabei im internationalen Vergleich positioniert ist.¹³⁹ Daraus ließen sich auch schneller und gezielter Angebote für die Weiterbildung ableiten.

acatech, der Bundesverband der Deutschen Industrie (BDI) und die Hans-Böckler-Stiftung haben mit Unterstützung des BMBF gemeinsam ein Konzept für ein Nationales Kompetenz-Monitoring entwickelt und in einem Pilotprojekt erprobt. Die Bundesregierung sollte die Initiative fortsetzen und als weiteres Instrument der Innovationspolitik verstetigen.¹⁴⁰

DSGVO zum europäischen Qualitätssiegel ausbauen

Die DSGVO ist eine Verordnung der Europäischen Union, mit der die Regeln zur Verarbeitung personenbezogener Daten EU-weit vereinheitlicht werden sollen. Sie hat das Potenzial, für Europa einen ganz eigenen Weg im Datenschutz zu ebnen.

Sie ist jedoch in ihrer vorliegenden Fassung komplex und wirft viele Fragen auf. Hilfreich wären Klarstellungen aus Anwendersicht, etwa im Hinblick auf die Frage, wann und wie Daten benutzt werden dürfen, um KI-Systeme zu trainieren.

Eine konsequente Weiterentwicklung und Vereinfachung der DSGVO kann dazu beitragen, dass die Datennutzung und -verarbeitung in Deutschland und Europa zu einer eigenen Marke mit Exportcharakter wird.

¹³⁹ Vgl. acatech 2018.

¹⁴⁰ Vgl. acatech 2018, Guggemos et al. 2018.

»Die DSGVO ist in ihrer jetzigen Form wahnsinnig bürokratisch und viel zu kompliziert. Haben Sie mal ein Unternehmen getroffen, das gesagt hat: »Also die DSGVO hat mir echt was gebracht, super Sache.« Ich nicht ein einziges. Genauso ist es jetzt auch mit der neuen EU-Datenstrategie: Im Grunde eine gute Idee, aber wieder sehr kompliziert. Wie komme ich denn jetzt an sensiblere Daten heran, durch welche Form der Anonymisierung? Dazu finden Sie darin kein Wort.« [Stimme eines Mitglieds des Europäischen Parlaments]

Die europäische Wettbewerbsfähigkeit für KI-Geschäftsmodelle stärken

Bei KI steht Deutschland weniger im Wettbewerb mit anderen europäischen Staaten, sondern vielmehr mit China und den USA. Die größte Herausforderung wird dabei sein, das richtige Mittelmaß zwischen KI-Regulierung und KI-Freiheit zu finden.

Europa ist hier in vielerlei Hinsicht auf einem guten Weg. So hat die Europäische Kommission drei neue Strategien herausgebracht: die **Digitalstrategie** zur Förderung von Technologien und zur Eingrenzung von Gefahren, die **Datenstrategie** als Konzept für europäische Datenräume und die **KI-Strategie**. Alle drei Papiere teilen den gleichen Grundtenor: Vertrauen stärken, Transparenz ermöglichen und Teilhabe realisieren.

Darüber hinaus sollte eine Regulation auf den Weg gebracht werden, die sicherstellt, dass in Europa verkaufte und genutzte KI bereits bei deren Entwicklung und Vermarktung **die europäischen Regularien im Bereich Ethik und Datenschutz zwingend einhält**. Andernfalls könnten eigentlich gut gemeinte EU-Regeln KI-Unternehmen aus Europa ausbremsen – wenn strenge ethische KI-Fragestellungen von deutschen KI-Unternehmen einzuhalten sind, entsprechende KI-Lösungen dann aber kosteneffizient und schnell in außer-europäischen Cloudlösungen zur Verfügung gestellt werden. Solche Lösungen würden mindestens im Preis, vermutlich aber auch im Hinblick auf eine schnellere Verfügbarkeit deutsche und europäische KI-Unternehmen benachteiligen.

Zur Stärkung der Wettbewerbsfähigkeit von KI-Geschäftsmodellen in Europa gehört auch, dass **KI nicht zu einseitig** von einer **regulatorischen Perspektive** ausgehend verstanden werden darf. KI-Regulierungen sind zwar wichtig und richtig. Eine zu einseitige Debatte um KI-Regularien und KI-Verbote kann jedoch die Entwicklung eines erfolgreichen europäischen KI-Ökosystems behindern. In diesem Zusammenhang mehren sich die Stimmen, dass Europa von »Principles to Practice« kommen muss, also weg von KI-Richtlinien, KI-Strategien sowie der KI-Diskussion und hin zu deren Umsetzung.

DEFINITIONEN

- ▶ Als **Künstliche Intelligenz (KI)** bezeichnen wir im Projekt SmartAlwork IT-Lösungen und Methoden, die selbstständig Aufgaben erledigen, wobei die der Verarbeitung zugrundeliegenden Regeln nicht explizit durch den Menschen vorgegeben sind. Bisher erforderten diese Aufgaben menschliche Intelligenz und dynamische Entscheidungen. Jetzt übernimmt dies KI und lernt anhand von Daten, Aufträge und Arbeitsabläufe besser zu erledigen.

Ansätze zur Automatisierung sind dann KI-induziert, wenn sie (a) die obige KI-Definition erfüllen oder (b) KI-Aspekte beinhalten. Als KI-Aspekte werden Ansätze betrachtet, die eigenständig Daten verarbeiten, beziehungsweise wenn in Form einer »Inferenzmethode« neues Expertenwissen aus bestehendem Expertenwissen, als Schlussfolgerung, abgeleitet werden kann.¹⁴¹

- ▶ **Maschinelles Lernen** »ist eine grundlegende Methode der Künstlichen Intelligenz (KI). Sie zielt darauf, dass Maschinen ohne explizite Programmierung eines konkreten Lösungswegs automatisiert sinnvolle Ergebnisse liefern. Spezielle Algorithmen lernen aus den vorliegenden Beispieldaten Modelle, die dann auch auf neue, zuvor noch nicht gesehene Daten angewendet werden können. Dabei werden drei Lernstile unterschieden: überwachtes Lernen, unüberwachtes Lernen und verstärkendes Lernen. Maschinelles Lernen mit großen neuronalen Netzen wird als Deep Learning bezeichnet.«¹⁴²

- ▶ **Sachbearbeitung** erfolgt als Arbeit von Menschen in überwiegend strukturierten, standardisierten, wiederkehrenden und regelbasierten Abläufen, die typischerweise einen hohen Routineanteil besitzt. Sachbearbeitungsaufgaben besitzen typischerweise geringe bis erhöhte kognitive Denkanforderungen sowie geringe bis erhöhte Interaktionsanforderungen, letztere durch die direkte Arbeit mit Menschen.

Sachbearbeitung findet in allen Funktionsbereichen statt. Sie nimmt häufig die Form formalisierter Büroarbeit an, mit einem hohen Anteil von Routinetätigkeiten. Sachbearbeitung umfasst aber auch qualifizierte Wissensarbeit und reicht von Assistenz- bis zu Managementaufgaben für das definierte Sachgebiet.

Aufgabenschwerpunkte der Sachbearbeitung liegen vorwiegend in den Bereichen Analyse, Prüfung, Einordnung und Kontrolle von Sachverhalten und Vorgängen.

- ▶ **Verstärkendes Lernen** (englisch: Reinforcement Learning) steht für eine Reihe von Methoden des Maschinellen Lernens. Dabei erlernt ein sogenannter Softwareagent (ein spezielles Computerprogramm) selbstständig Strategien, um ein bestimmtes Ziel zu erreichen. Dem Agenten wird dabei nicht vorgezeigt, welche Aktion in welcher Situation die beste ist – stattdessen erhält er zu bestimmten Zeitpunkten eine »Belohnung« (die Ergebnisse werden gewichtet), die auch negativ sein kann. Anhand dieser Belohnung maximiert der Agent seine Nutzenfunktion.¹⁴³

¹⁴¹ Eigene KI-Definition im Rahmen des Verbundvorhabens. Künstliche Intelligenz lässt sich je nach Sichtweise und wissenschaftlicher Disziplin sehr unterschiedlich definieren. Beispielsweise existiert auch eine KI-Definition der Plattform Lernende Systeme (Plattform Lernende Systeme 2020b), vom Münchner Kreis (Münchner Kreis/Bertelsmann Stiftung 2020) sowie von der »High-Level Expert Group on Artificial Intelligence« der Europäischen Kommission. Eine allgemein anerkannte KI-Definition gibt es noch nicht.

¹⁴² Plattform Lernende Systeme 2020a.

¹⁴³ Vgl. Botvinick et al. 2019, Merkert 2019, Seward 2020.

Abecker et al. 2002

Abecker, A./Bernardi, A./Maus, H.: »Potenziale der Geschäftsprozessorientierung für das Unternehmensgedächtnis«. In: Abecker, A./Hinkelmann, K./Maus, H./Müller, H. J. (Hrsg.): *Geschäftsprozessorientiertes Wissensmanagement. Effektive Wissensnutzung bei der Planung und Umsetzung von Geschäftsprozessen*, Berlin/Heidelberg: Springer 2002, S. 215–248.

acatech 2018

acatech (Hrsg.): *Pilotphase Nationales Kompetenz-Monitoring (NKM): Bericht: Data Science. Auswahl, Beschreibung, Bewertung und Messung der Schlüsselkompetenzen für das Technologiefeld Data Science* (acatech DISKUSSION), München 2018.

acatech 2020

acatech: *Virtuelles Klassenzimmer*, 2020. URL: www.acatech.de/allgemein/digitale-bildung-lernen-und-lehren-im-virtuellen-klassenzimmer/ [Stand: 04.09.2020].

acatech/Körper-Stiftung 2020

acatech/Körper-Stiftung (Hrsg.): *MINT Nachwuchsbarometer 2020*, München/Hamburg 2020.

Accenture 2019

Accenture: *KI kurz erklärt. Künstliche Intelligenz: Ein Taschenführer für Führungskräfte*, 2019.

Acemoglu/Restrepo 2018

Acemoglu, D./Restrepo, P.: »The Race Between Man and Machine: Implications of Technology for Growth, Factor Shares, and Employment«. In: *American Economic Review*, 108: 6, 2018, S. 1488–1542.

Achleitner et al. 2019

Achleitner, A.-K./Braun, R./Behrens, J.H./Lange, T.: *Innovationskraft in Deutschland verbessern: Ökosystem für Wachstumsfinanzierung stärken* (acatech STUDIE), München 2019.

Agrawal et al. 2018

Agrawal, A./Gans, J./Goldfarb, A.: »A Simple Tool to Start Making Decisions with the Help of AI«. In: *Harvard Business Review* (Gastbeitrag vom 17.04.2018), 2018.

Aguirre/Rodriguez 2017

Aguirre, S./Rodriguez, A.: »Automation of a Business Process Using Robotic Process Automation (RPA): A Case Study«. In: Figueroa-García, J./López-Santana E./Villa-Ramírez, J./Ferro-Escobar, R. (Hrsg.): *Applied Computer Sciences in Engineering*, Cham: Springer 2017, S. 65–71.

AI HLEG 2019

High Level Expert Group on Artificial Intelligence (AI HLEG): *Policy and Investment Recommendations for Trustworthy Artificial Intelligence*, Brüssel 2019.

André 2020

André, E.: *KI-basierte Entscheidungsunterstützung bei der Sacharbeit: Ethische Grundsätze und technische Herausforderungen* (Vortrag im Rahmen des SmartAIwork-Workshops am 02.06.2020), 2020.

appliedAI 2020

appliedAI: *AI4Germany*, 2020. URL: www.appliedai.de/ai4germany [Stand: 25.03.2020].

Armour/Sako 2020

Armour, J./Sako, M.: »AI-Enabled Business Models in Legal Services: From Traditional Law Firms to Next-Generation Law Companies?«. In: *Journal of Professions and Organization*, 7: 1, 2020, S. 27–46.

Barredo Arrieta et al. 2020

Barredo Arrieta, A./Díaz-Rodríguez, N./Del Ser, J./Bennetot, A./Tabik, S./Barbado, A./García, S./Gil-Lopez, S./Molina, D./Benjamins, R./Chatila, R./Herrera, F.: »Explainable Artificial Intelligence (XAI): Concepts, Taxonomies, Opportunities and Challenges Toward Responsible AI«. In: *Information Fusion*, 58, 2020, S. 82–115.

Beck et al. 2019

Beck, S./Grunwald, A./Jacob, K./Matzner, T.: *Künstliche Intelligenz und Diskriminierung*. Whitepaper aus der Plattform Lernende Systeme, München 2019.

Bendel 2018

Bendel, O.: *Definition eines Chatbots*, 2018.
URL: www.wirtschaftslexikon.gabler.de/definition/chatbot-54248 [Stand: 05.05.2020].

Berger/Frey 2017

Berger, T./Frey, C. B.: »Industrial Renewal in the 21st Century: Evidence from US Cities«. In: *Regional Studies*, 51: 3, 2017, S. 404–413.

BMBF 2019

Bundesministerium für Bildung und Forschung: *DigitalPakt Schule – Das sollten Sie jetzt wissen*, 2019. URL: www.bmbf.de/de/wissenswertes-zum-digitalpakt-schule-6496.php [Stand: 11.09.2020].

BMBF 2020a

Bundesministerium für Bildung und Forschung: *Bildung digital*, 2020. URL: www.bmbf.de/de/bildung-digital-3406.html [Stand: 28.08.2020].

BMBF 2020b

Bundesministerium für Bildung und Forschung: *Nationale Forschungsdateninfrastruktur*, 2020. URL: www.bmbf.de/de/nationale-forschungsdateninfrastruktur-8299.html [Stand: 11.09.2020].

BMWi 2019

Bundesministerium für Wirtschaft und Energie: *Das Projekt GAIA-X. Eine vernetzte Dateninfrastruktur als Wiege eines vitalen, europäischen Ökosystems*, Berlin 2019.

Bonin et al. 2015

Bonin, H./Gregory, T./Zierahn, U.: *Übertragung der Studie von Frey/Osborne (2013) auf Deutschland* (ZEW Kurzexpertise Nr. 57), Mannheim: ZEW 2015.

Botvinick et al. 2019

Botvinick, M./Ritter, S./Wang, J.X./Kurth-Nelson, Z./Blundell, C./Hassabis, D.: »Reinforcement Learning, Fast and Slow«. In: *Trends in Cognitive Sciences*, 23: 5, 2019, S. 408–422.

Brynjolfsson/McAfee 2016

Brynjolfsson, E./McAfee, A.: *The Second Machine Age. Work, Progress, and Prosperity in a Time of Brilliant Technologies*, New York, NY: Norton & Company 2016.

BSI 2020

Bundesamt für Sicherheit in der Informationstechnik (BSI): *Social Bots und Chat Bots: Kleine Mini-Roboter mit eigener Identität im Netz*, 2020. URL: www.bsi-fuer-buerger.de/BSIFB/DE/DigitaleGesellschaft/SozialeNetze/Bots/bots_node.html [Stand: 16.07.2020].

Burmeister et al. 2019

Burmeister, K./Fink, A./Mayer, C./Schiel, A./Schulz-Montag, B.: »Szenario-Report: KI-basierte Arbeitswelten 2030«. In: Fraunhofer IAO (Hrsg.): *Automatisierung und Unterstützung in der Sacharbeit mit Künstlicher Intelligenz*, Stuttgart: Fraunhofer Verlag 2019.

Buxmann/Schmidt 2019

Buxmann, P./Schmidt, H. (Hrsg.): *Künstliche Intelligenz. Mit Algorithmen zum wirtschaftlichen Erfolg*, Berlin: Springer Gabler 2019.

Calvo et al. 2016

Calvo, R. A./Vella-Brodrick, D./Desmet, P./Ryan, R. M.: »Editorial for Positive Computing: A New Partnership Between Psychology, Social Sciences and Technology«. In: *Psychology of Well-Being*, 6: 10, 2016, S. 1–6.

Calvo/Peters 2014

Calvo, R. A./Peters, D.: *Positive Computing: Technology for Wellbeing and Human Potential*, Cambridge, MA: The MIT Press 2014.

Cappelli et al. 2020

Cappelli, P./Tambe, P./Yakubovich, V.: »Can Data Science Change Human Resources?«. In: Canals, J./Heukamp, F. (Hrsg.): *The Future of Management in an AI World. Redefining Purpose and Strategy in the Fourth Industrial Revolution*, Cham: Palgrave Macmillan 2020, S. 93–115.

Castelluccia/Le Métayer 2019

Castelluccia, C./Le Métayer, D.: *Understanding Algorithmic Decision-Making: Opportunities and Challenges* (STUDY Panel for the Future of Science and Technology), European Parliamentary Research Service 2019.

Cress et al. 2018

Cress, U./Diethelm, I./Eickelmann, B./Köller, O./Nickolaus, R./Pant, H. A./Reiss, K.: *Schule in der digitalen Transformation – Perspektiven der Bildungswissenschaften* (acatech DISKUSSION), München 2018.

Dahlmeier 2020

Dahlmeier, D.: *Einsatz von KI in der Sach-/Wissensarbeit: Praxiserfahrung und Herausforderungen aus Sicht der SAP* (Vortrag im Rahmen des SmartAIwork-Workshops am 02.06.2020), 2020.

Dale 2019

Dale, R.: »Law and Word Order: NLP in Legal Tech«. In: *Natural Language Engineering*, 25: 1, 2019, S. 211–217.

DARPA 2017

Defense Advanced Research Projects Agency (DARPA): *Explainable Artificial Intelligence: Program Update November 2017*. URL: www.darpa.mil/attachments/XAIProgramUpdate.pdf [Stand: 23.04.2020].

Daugherty/Wilson 2018

Daugherty, P./Wilson, H.: *Human+Machine. Reimagining Work in the Age of AI*, Boston, MA: Harvard Business Review Press 2018.

Davenport/Ronanki 2018

Davenport, T. H./Ronanki, R.: »Artificial Intelligence for the Real World«. In: *Harvard Business Review*, Januar–Februar 2018, S. 108–116.

Dengel/Maus 2019

Dengel, A./Maus, H.: »Ein »Informationsbutler« – mit Talent für smarte Daten«. In: *Digitus: Digital Business, Strategien, Technologien, Wirtschaft, Unternehmen & Industrie 4.0 (DIGITUS)*, 2: 1, 2019, S. 22–27.

Dengel et al. 2020

Dengel, A./Maus, H./Schwarz, S./Jilek, C./Schröder, M./Lauer, A./Kraus, M./Novik, R.: *CoMem*, 2020. URL: www.comem.ai [Stand: 23.04.2020].

Dengler/Matthes 2015

Dengler, K./Matthes, B.: *Folgen der Digitalisierung für die Arbeitswelt. In kaum einem Beruf ist der Mensch vollständig ersetzbar* (IAB-Kurzbericht 24/2015), Nürnberg: IAB 2015.

Denkfabrik Digitale Arbeitsgesellschaft 2020

Denkfabrik Digitale Arbeitsgesellschaft: *KI-Observatorium*, 2020. URL: www.denkfabrik-bmas.de/die-denkfabrik/ki-observatorium/ki-observatorium-nimmt-seine-arbeit-auf [Stand: 19.05.2020].

Deutscher Bundestag 2018

Deutscher Bundestag: *Auswirkung zunehmender Automatisierung und Digitalisierung auf den Arbeitsmarkt. Ausgewählte Studien und Berichte* (WD 6-3000-043/18), 2018.

DFKI 2020

Deutsches Forschungszentrum für Künstliche Intelligenz (DFKI): *Forschungsbereich Sprachtechnologie und Multilingualität*, 2020. URL: www.dfki.de/web/forschung/forschungsbereiche/sprachtechnologie-und-multilingualitaet [Stand: 23.04.2020].

Drechsler/Jentzsch 2018

Drechsler, J./Jentzsch, N.: *Synthetische Daten. Innovationspotential und gesellschaftliche Herausforderungen*, Stiftung Neue Verantwortung, Berlin 2018.

Dukino et al. 2020

Dukino, C./Kötter, F./Müller, T./Renner, T./Zaiser, H.: *Künstliche Intelligenz anwenden – Einsatzmöglichkeiten und Methoden* (Band 2 der Reihe »Automatisierung und Unterstützung in der Sachbearbeitung mit Künstlicher Intelligenz«), Stuttgart: Fraunhofer Verlag 2020, i.E.

eco/Arthur D. Little 2019

eco – Verband der Internetwirtschaft e.V./Arthur D. Little GmbH: *Künstliche Intelligenz. Potenzial und nachhaltige Veränderung der Wirtschaft in Deutschland*, 2019.

Eslami et al. 2018

Eslami, S.M.A./Jimenez Rezende, D./Besse, F./Viola, F./Morcos, A.S./Garnelo, M./Ruderman, A./Rusu, A.A./Danilhelka, I./Gregor, K./Reichert, D.P./Buesing, L./Weber, T./Vinyals, O./Rosenbaum, D./Rabinowitz, N./King, H./Hillier, C./Botvinick, M./Wierstra, D./Kavukcuoglu, K./Hassabis, D.: »Neural Scene Respresentation and Rendering«. In: *Science*, 360: 6394, 2018, S. 1204–1210.

Frey 2019

Frey, C. B.: *The Technology Trap. Capital, Labor, and Power in the Age of Automation*, Princeton, NJ: Princeton University Press 2019.

Frey/Osborne 2013

Frey, C. B./Osborne, M. A.: *The Future of Employment: How Susceptible are Jobs to Computerisation?* (Working Paper), Oxford: Oxford Martin School 2013.

Frey/Osborne 2017

Frey, C. B./Osborne, M. A.: »The Future of Employment: How Susceptible are Jobs to Computerisation?«. In: *Technological Forecasting and Social Change*, 114, 2017, S. 254–280.

Garcia et al. 2019

Garcia, C./Trapp, T./Bellwinkel, T.: *Künstliche Intelligenz. Potenziale ausschöpfen, um die Customer Journey zu optimieren und neue Kundenerlebnisse zu schaffen* (Opinion Paper von Detecon International), Köln 2019.

Gartner 2018

Gartner: *5 Trends Emerge in the Gartner Hype Cycle for Emerging Technologies*, 2018. URL: www.gartner.com/smarterwithgartner/5-trends-emerge-in-gartner-hype-cycle-for-emerging-technologies-2018/ [Stand: 19.05.2020].

Gimpel et al. 2019

Gimpel, H./Lanzl, J./Regal, C./Urbach, N./Wischniewski, S./Tegtmeier, P./Kreilos, M./Kühlmann, T. M./Becker, J./Eimecke, J./Derra, N. D.: *Gesund digital arbeiten?! Eine Studie zu digitalem Stress in Deutschland*, Augsburg: Projektgruppe Wirtschaftsinformatik des Fraunhofer FIT 2019.

Gründerszene 2020

Gründerszene: *Definition eines Bots*, 2020. URL: www.gruenderszene.de/lexikon/begriffe/bot?interstitial [Stand: 05.05.2020].

Guggemos et al. 2018

Guggemos, M./Jacobs, J. C./Kagermann, H./Spath, D. (Hrsg.): *Die digitale Transformation gestalten: Lebenslanges Lernen fördern. Empfehlungen des Human-Resources-Kreises von acatech und der Jacobs Foundation sowie der Hans-Böckler-Stiftung* (acatech DISKUSSION), München 2018.

Gunning/Aha 2019

Gunning, D./Aha, D. W.: »DARPA's Explainable Artificial Intelligence (XAI) Program«. In: *AI Magazine*, 40: 2, 2019, S. 44–58.

HABA Digitalwerkstatt 2020

HABA Digitalwerkstatt: *Digitalwerkstatt*. URL: www.digitalwerkstatt.de/ [Stand: 23.03.2020].

Hanke 2020

Hanke, P.: »Legal Tech – Cognitive Computing in der juristischen Praxis«. In: Portmann, E./D'Onofrio, S. (Hrsg.): *Cognitive Computing*, Wiesbaden: Springer 2020, S. 207–223.

Hawksworth 2018

Hawksworth, J.: *AI and Robots Could Create As Many Jobs As They Displace* (World Economic Forum am 18.09.2018), 2018.

Heesen et al. 2020a

Heesen, J./Müller-Quade, J./Wrobel, S.: *Zertifizierung von KI-Systemen*. Impulspapier aus der Plattform Lernende Systeme, München 2020.

Heesen et al. 2020b

Heesen, J./Müller-Quade, J./Wrobel, S./Beyerer, J./Brink, G./Faisst, F./Hoffmann, M./Huchler, N./Kirchner, E./Matzner, T./Peissner, N./Peylo, C./Schauf, T./Straube, S./Suchy, O./Wolfgram, S.: *Zertifizierung von KI-Systemen. Kompass für die Entwicklung und Anwendung vertrauenswürdiger KI-Systeme*. Whitepaper aus der Plattform Lernende Systeme, München 2020.

Heinrich/Stühler 2018

Heinrich, C./Stühler, G.: »Die Digitale Wertschöpfungskette: Künstliche Intelligenz im Einkauf und Supply Chain Management«. In: Gärtner, C./Heinrich, C. (Hrsg.): *Fallstudien zur Digitalen Transformation. Case Studies für die Lehre und praktische Anwendung*, Wiesbaden: Springer 2018, S. 77–88.

Heise online 2019

Heise online: »KI-Experte: Maschinendaten sind die letzte Chance für Europa«. In: *Heise online*, 13.11.2019.

Huber et al. 2020

Huber, M./Huth, M./Alsabah, N.: *KI-Forschung in Deutschland – Der schwere Weg zu 100 neuen KI-Professuren* (Impulspapier Bitkom), Berlin 2020.

Huchler et al. 2020

Huchler, N./Adolph, L./André, E./Bauer, W./Bender, N./Müller, N./Neuburger, R./Peissner, M./Steil, J./Stowasser, S./Suchy, O.: *Kriterien für die Mensch-Maschine-Interaktion bei KI. Ansätze für die menschengerechte Gestaltung in der Arbeitswelt*. Whitepaper aus der Plattform Lernende Systeme, München 2020.

Jacobs et al. 2017

Jacobs, J. C./Kagermann, H./Spath, D. (Hrsg.): *Arbeit in der digitalen Transformation – Agilität, lebenslanges Lernen und Betriebspartner im Wandel. Ein Beitrag des Human-Resources-Kreises von acatech und der Jacobs Foundation – Forum für Personalvorstände zur Zukunft der Arbeit* (acatech DISKUSSION), München: Herbert Utz Verlag 2017.

Jacobs et al. 2020

Jacobs, J. C./Kagermann, H./Spath, D. (Hrsg.): *Lebenslanges Lernen fördern – gute Beispiele aus der Praxis. Ein Good-Practice-Bericht des Human-Resources-Kreises von acatech. Lessons Learned, wissenschaftliche Analysen und Handlungsoptionen* (acatech DISKUSSION), München 2020.

Jaderberg et al. 2019

Jaderberg, M./Czarnecki, W.M./Dunning, I./Marris, L./Lever, G./Garcia Castaneda, A./Beattie, C./Rabinowitz, N.C./Morcos, A.S./Ruderman, A./Sonnerat, N./Green, T./Deason, L./Leibo, J.Z./Silver, D./Hassabis, D./Kavukcuoglu, K./Graepel, T.: »Human-Level Performance in 3D Multiplayer Games with Population-Based Deep Reinforcement Learning«. In: *Science*, 364: 6443, 2019, S. 859–865.

Jarek/Mazurek 2019

Jarek, K./Mazurek, G.: »Marketing and Artificial Intelligence«. In: *Central European Business Review*, 8: 2, 2019, S. 46–55.

Jiang 2019

Jiang, Y.: »Predicting the Generalization Gap in Deep Neural Networks«. In: *Google AI Blog* (09.07.2019), 2019.

Jilek et al. 2019

Jilek, C./Chwalek, J./Schwarz, S./Schröder, M./Maus, H./Dengel, A.: »Advanced Memory Buoyancy for Forgetful Information Systems«. In: *AIS Transactions on Enterprise Systems, Special Issue: Intentional Forgetting in Organizations and Work Settings*, 5: 4, 2019, S. 1–15.

Kaya 2019

Kaya, O.: *Künstliche Intelligenz im Bankensektor. Ein bisher kaum genutzter Hebel für Rentabilität* (Deutsche Bank Research, EU-Monitor Globale Finanzmärkte), 2019.

Kleemann/Glas 2020

Kleemann, F. C./Glas, A. H.: *Einkauf 4.0. Digitale Transformation der Beschaffung*, Wiesbaden: Springer 2020.

Koalitionsausschuss 2020

Koalitionsausschuss: *Koalitionsausschuss*, 25. August 2020. URL: www.cdu.de/system/tdf/media/dokumente/koalitionsausschuss_25_08_2020.pdf?file=1&type=field_collection_item&id=21430 [Stand: 04.09.2020].

Kreditkarte.net 2019

Kreditkarte.net: *Nutzung von Kreditkarten in Deutschland*, 2019. URL: www.kreditkarte.net/zahlungsverkehr/ [Stand: 05.05.2020].

Kremer et al. 2020

Kremer, D./Tombeil, A.-S./Zaiser, H.: »Qualitätskriterien für die Automatisierung von Aufgaben durch Künstliche Intelligenz«. In: Gesellschaft für Arbeitswissenschaft (GfA) (Hrsg.): *Digitaler Wandel, Digitale Arbeit, Digitaler Mensch?* (66. Frühjahrskongress der Gesellschaft für Arbeitswissenschaft vom 16.-18.03.2020), Dortmund: GfA-Press 2020.

Kreutzer/Sirrenberg 2020

Kreutzer, R.T./Sirrenberg, M.: *Understanding Artificial Intelligence. Fundamentals, Use Cases and Methods for a Corporate AI Journey*, Cham: Springer 2020.

Kureishv/Meley 2019

Kureishv, A./Meley, C.: *Fighting Financial Crimes with Artificial Intelligence*, Sebastopol, CA: O'Reilly Media 2019.

Langmann/Turi 2020

Langmann, C./Turi, D.: *Robotic Process Automation (RPA) – Digitalisierung und Automatisierung von Prozessen: Voraussetzungen, Funktionsweise und Implementierungen am Beispiel des Controllings und Rechnungswesens*, Wiesbaden: Springer Gabler 2020.

Lee 2018

Lee, K.F.: *AI Superpowers. China, Silicon Valley, and the New World Order*, Boston, MA: Mariner Books 2018.

Lenz 2020

Lenz, U.: »Digitalisierung erfordert neues Organisationsdesign – Herausforderungen und Lösungen«. In: Harwardt, M./Niermann, P. J./Schmutte, A./Steuernagel, A. (Hrsg.): *Führen und Managen in der digitalen Transformation*, Wiesbaden: Springer Gabler 2020, S. 333–350.

McDuff/Czerwinski 2018

McDuff, D./Czerwinski, M.: »Designing Emotionally Sentient Agents«. In: *Communications of the ACM*, 61:12, 2018, S. 74–83.

McKinsey Global Institute 2018

McKinsey Global Institute: *Skill Shift. Automation and the Future of the Workforce* (Discussion Paper May 2018), 2018.

McKinsey Global Institute 2019

McKinsey Global Institute: *Notes from the AI Frontier. Tackling Europe's Gap in Digital and AI* (Discussion Paper February 2019), 2019.

Medeiros et al. 2019

Medeiros, L./Gerritsen, C./Bosse, T.: »Towards Humanlike Chatbots Helping Users Cope with Stressful Situations«. In: Nguyen, N.T./Chbeir, R./Exposito, E./Aniorté, P./Trawinski, B. (Hrsg.): *Computational Collective Intelligence (ICCCI 2019)*, Cham: Springer 2019, S. 232–243.

Merkert 2019

Merkert, P.: »Aiur ist gefallen! Wie die DeepMind-KI AlphaStar Profispieler in StarCraft 2 besiegt hat«. In: *c't magazin für computertechnik*, 5, 2019, S. 170.

Münchener Kreis 2020

Münchener Kreis: *Kompetenzentwicklung für und in der digitalen Arbeitswelt* (Positionspapier 2020 des Münchener Kreis-Arbeitskreises »Arbeit in der Digitalen Welt«), München 2020.

Münchener Kreis/Bertelsmann Stiftung 2020

Münchener Kreis/Bertelsmann Stiftung: *Leben, Arbeit, Bildung 2035+. Durch Künstliche Intelligenz beeinflusste Veränderungen in zentralen Lebensbereichen* (Zukunftsstudie Münchener Kreis Band VIII), München 2020.

Ochmann/Laumer 2020

Ochmann, J./Laumer, S.: *AI Recruitment: Explaining Job Seekers' Acceptance of Automation in Human Resource Management* (Beitrag zur 15. Internationalen Tagung Wirtschaftsinformatik 2020 am 08.-11.03.2020 in Potsdam), 2020.

OECD 2018

Organisation for Economic Cooperation and Development (OECD): *OECD Science, Technology and Innovation Outlook 2018: Adapting to Technological and Societal Disruption*, Paris: OECD Publishing 2018.

Offensive Mittelstand 2019

Offensive Mittelstand: *Arbeit 4.0. Handlungsträgerschaft im Verhältnis Mensch und intelligente Software (inkl. KI) – Umsetzungshilfe 1.3.3* (Verbundprojekt Prävention 4.0/ Offensive Mittelstand), Heidelberg 2019.

PAiCE/iit 2018

PAiCE/iit – Institut für Innovation und Technik in der VDI/VDE Innovation+Technik GmbH: *Potenziale der Künstlichen Intelligenz im produzierenden Gewerbe in Deutschland* (Studie im Auftrag des Bundesministeriums für Wirtschaft und Energie), 2018.

Palacio et al. 2018

Palacio, S./Folz, J./Hees, J./Raue, F./Borth, D./Dengel, A.: »What do Deep Networks Like to See«. In: *2018 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, Salt Lake City, UT 2018, S. 3108–3117.

Pawlowski et al. 2015

Pawlowski, J. M./Eimler, S. C./Jansen, M./Stoffregen, J./Geisler, S./Koch, O./Müller, G./Handmann, U.: »Positive Computing. A New Trend in Business and Information Systems Engineering?«. In: *Business & Information Systems Engineering*, 57, 2015, S. 405–408.

Plattform Lernende Systeme 2019

Plattform Lernende Systeme (Hrsg.): *Neue Geschäftsmodelle mit Künstlicher Intelligenz. Zielbilder, Fallbeispiele und Gestaltungsoptionen* (Bericht der Arbeitsgruppe vier – Geschäftsmodellinnovationen), 2019.

Plattform Lernende Systeme 2020a

Plattform Lernende Systeme: *Definition des Maschinellen Lernens*, 2020. URL: www.plattform-lernende-systeme.de/glossar.html [Stand: 25.04.2020].

Plattform Lernende Systeme 2020b

Plattform Lernende Systeme: *Definition einer Künstlichen Intelligenz*, 2020. URL: www.plattform-lernende-systeme.de/glossar.html [Stand: 25.04.2020].

Plattform Lernende Systeme 2020c

Plattform Lernende Systeme: *KI-Anwendungsszenarien*, 2020. URL: www.plattform-lernende-systeme.de/anwendungsszenarien.html [Stand: 23.04.2020].

Plattform Lernende Systeme 2020d

Plattform Lernende Systeme (Hrsg.): *Von Daten zu Wertschöpfung. Potenziale von daten- und KI-basierten Wertschöpfungsnetzwerken*, München 2020.

PwC 2018

PricewaterhouseCooper (PwC): *Auswirkungen der Nutzung von künstlicher Intelligenz in Deutschland*, 2018.

Reed 2018

Reed, C.: »How Should we Regulate Artificial Intelligence?«. In: *Philosophical Transactions of the Royal Society A – Mathematical, Physical and Engineering Sciences*, 376, 2018.

Reese 2018

Reese, H. A.: *Künstliche Intelligenz »Made In Germany«. Was eine deutsche KI-Strategie leisten muss* (PwC Deutschland), 2018.

Rolfes 2020

Rolfes, B.: *Definition von Return on Investment (RoI)*, 2020. URL: www.gabler-banklexikon.de/definition/return-investment-roi-60969/version-376560 [Stand: 14.07.2020].

Samek/Müller 2019

Samek, W./Müller, K.-R.: »Towards Explainable Artificial Intelligence«. In: Samek, W./Montavon, G./Vedaldi, A./Hansen, L./Müller, K.-R. (Hrsg.): *Explainable AI: Interpreting, Explaining and Visualizing Deep Learning* (Lecture Notes in Artificial Intelligence 11700), Cham: Springer 2019, S. 5–22.

Schumacher 2020

Schumacher, R.: »Der Kunde will immer noch dasselbe – einfach nur überall und zu jeder Zeit! Marketing Automation zur Verbesserung der Kundeninteraktion«. In: Stadelmann, M./Pufahl, M./Laux, D. (Hrsg.): *CRM Goes Digital. Edition Sales Excellence*, Wiesbaden: Springer Gabler 2020, S. 303–311.

Servoz 2019

Servoz, M.: *The Future of Work? Work of the Future! On how Artificial Intelligence, Robotics and Automation are Transforming Jobs and the Economy in Europe*, Europäische Kommission 2019.

Seward 2020

Seward, C.: *Sample Efficient Reinforcement Learning* (Zalando Research), 2020.

Shook/Knickrehm 2018

Shook, E./Knickrehm, M.: *Reworking the Revolution. Future Workforce*, Accenture 2018.

Shum et al. 2018

Shum, H./He, X./Li, D.: »From Eliza to Xiaoice: Challenges and Opportunities with Social Chatbots«. In: *Frontiers of Information Technology & Electronic Engineering*, 19, 2018, S. 10–26.

Sigmoidal 2017

Sigmoidal: *How Does AlphaGo Work? Power of Reinforcement Learning*, 2017. URL: <https://sigmoidal.io/alphago-how-it-uses-reinforcement-learning-to-beat-go-masters/> [Stand: 22.05.2020].

Stifterverband/McKinsey 2019

Stifterverband/McKinsey (Hrsg.): *Hochschul-Bildungs-Report 2020. Für Morgen Befähigen. Jahresbericht 2019*, Essen 2019.

Stowasser et al. 2020

Stowasser, S./Suchy, O./Huchler, N./Müller, N./Peissner, M./Stich, A./Vögel, H.-J./Werne, J.: *Einführung von KI-Systemen in Unternehmen. Gestaltungsansätze für das Change-Management*. Whitepaper aus der Plattform Lernende Systeme, München 2020.

Sutton/Barto 2018

Sutton, R.S./Barto, A.G.: *Reinforcement Learning. An Introduction*, Cambridge, MA: The MIT Press 2018.

Teradata 2018

Teradata: *Danske Bank Fights Fraud with Deep Learning and AI (Case Study)*, San Diego 2018.

Thapa/Parycek 2018

Thapa, B./Parycek, P.: »Data Analytics in Politik und Verwaltung«. In: Mohabbat Kar, R./Thapa, B./Parycek, P. (Hrsg.): *(Un)berechenbar? Algorithmen und Automatisierung in Staat und Gesellschaft*, Berlin: Kompetenzzentrum Öffentliche IT 2018, S. 40–75.

Timm et al. 2018

Timm, I. J./Staab, S./Siebers, M./Schon, C./Schmid, U./Sauerwald, K./Reuter, L./Ragni, M./Niederée, C./Maus, H./Kernsberner, G./Jilek, C./Friemann, P./Eiter, T./Dengel, A./Dames, H./Bock, T./Berndt, J.O./Beierle, C.: »Intentional Forgetting in Artificial Intelligence Systems: Perspectives and Challenges«. In: Trollmann, F./Turhan, A. (Hrsg.): *KI 2018: Advances in Artificial Intelligence. 41st German Conference on Artificial Intelligence*, Berlin: Springer 2018, S. 357–365.

Tombeil et al. 2020

Tombeil, A.-S./Kremer, D./Neuhüttler, J./Dukino, C./Ganz, W.: »Potenziale von Künstlicher Intelligenz in der Dienstleistungsarbeit«. In: Bruhn, M./Hadwich, K. (Hrsg.): *Automatisierung und Personalisierung von Dienstleistungen. Konzepte – Kundeninteraktionen – Geschäftsmodelle* (Band 1), Wiesbaden: Springer Gabler 2020, i. E.

TÜV 2020

Verband der TÜV e. V. (Hrsg.): *Sicherheit und Künstliche Intelligenz. Erwartungen, Hoffnungen, Emotionen*, Berlin 2020.

Urbach 2020

Urbach, N.: *Marketing im Zeitalter der Digitalisierung. Chancen und Herausforderungen durch digitale Innovationen*, Wiesbaden: Springer Gabler 2020.

Van der Aalst et al. 2018

Van der Aalst, W.M.P./Bichler, M./Heinzl, A.: »Robotic Process Automation«. In: *Business & Information Systems Engineering*, 60, 2018, S. 269–272.

Weber/Zika 2016

Weber, E./Zika, G.: »Labour Market Forecasting in Germany: Is Disaggregation Useful?«. In: *Applied Economics*, 48: 23, 2016, S. 2183–2198.

Wellers et al. 2017

Wellers, D./Woods, J./Jendroska, D./Koch, C.: »Why Machine Learning and Why Now?«. In: *Digitalist Magazine*, 2017.

West et al. 2019

West, M./Kraut, R./Chew, H.E.: *I'd Blush If I Could. Closing Gender Divides in Digital Skills Through Education* (Herausgegeben von UNESCO und EQUALS Skills Coalition), 2019.

White 2019

White, K. E.: »Science and Engineering Publication Output Trends: 2017 Shows U.S. Output Level Slightly Below That of China but the United States Maintains Lead with Highly Cited Publications«. In: *InfoBrief National Science Foundation*, NSF 19–317, 2019.

Winfield/Jirotko 2018

Winfield, A. F. T./Jirotko, M.: »Ethical Governance is Essential to Building Trust in Robotics and Artificial Intelligence Systems«. In: *Philosophical Transactions of the Royal Society A – Mathematical, Physical and Engineering Sciences*, 376: 20180085, 2018.

Wolter et al. 2015

Wolter, M. I./Mönning, A./Hummel, M./Schneemann, C./Weber, E./Zika, G./Helmrich, R./Maier, T./Neuber-Pohl, C.: *Industrie 4.0 und die Folgen für Arbeitsmarkt und Wirtschaft. Szenario-Rechnungen im Rahmen der BIBB-IAB-Qualifikations- und Berufsfeldprojektionen* (IAB Forschungsbericht 8/2015), Nürnberg: IAB 2015.

World Economic Forum 2018

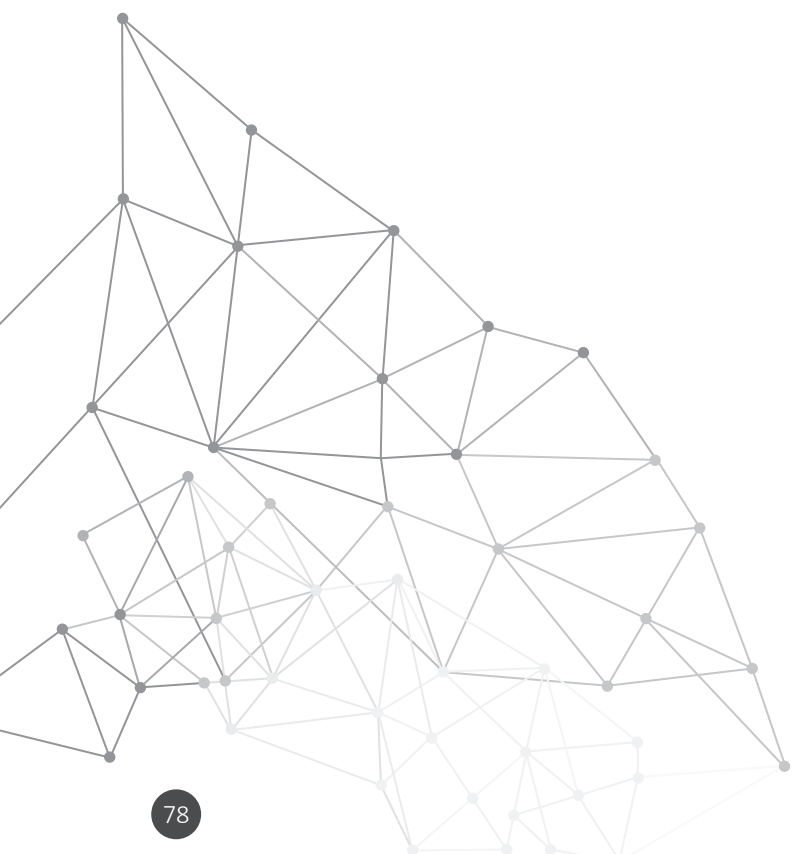
World Economic Forum: *The Future of Jobs Report 2018*, Genf 2018.

World Economic Forum 2020

World Economic Forum: *The Future of Jobs Report 2020*, Genf 2020.

Zweig 2019

Zweig, K.: *Ein Algorithmus hat kein Taktgefühl. Wo künstliche Intelligenz sich irrt, warum uns das betrifft und was wir dagegen tun können*, München: Heyne 2019.



ABBILDUNGSVERZEICHNIS



Abbildung 1: Wissensgraphen sammeln und verknüpfen Daten, Informationen und Wissen	14
Abbildung 2: Auszug aus dem DFKI-Projekt CoMem: Ein »Informationsbutler« trägt für ein bestimmtes Grundstück relevante und verfügbare Informationen zusammen.....	16
Abbildung 3: Das KI-System »erklärt« anhand von Referenzbeispielen, warum es eine Emotion als »wütend« eingeordnet hat	21
Abbildung 4: Cluster und die zum jeweiligen Cluster dazugehörigen Kriterien für eine »gute« Mensch-Maschine-Interaktion	25
Abbildung 5: Stressoren durch digitale Technologien und Medien (DTM).....	26
Abbildung 6: Die automatische Extraktion von Informationen aus Dokumenten (hier Rechnungen) mit SAP	33
Abbildung 7: Die Bewertungen durch KI-Systeme können beeinflusst und so die Entscheidungen der Systeme verzerrt werden ...	42
Abbildung 8: Szenariobewertung im Überblick: Ist-Zustand (IST), erwartete Zukünfte (EZ), gewünschte Zukünfte (GZ).....	47
Abbildung 9: Menschen entwickeln, trainieren und überwachen KI-Systeme, die ihrerseits den Menschen mit »Superpowers« ausstatten.....	48
Abbildung 10: Welche Tätigkeitsfelder werden in Zukunft eher durch KI übernommen, welche werden voraussichtlich auch weiterhin dem Menschen vorbehalten sein?	50
Abbildung 11: Rollenmodelle der Zusammenarbeit von Mensch und KI.....	50
Abbildung 12: Phasen und Anforderungen für Change-Management bei Künstlicher Intelligenz	55

TABELLENVERZEICHNIS



Tabelle 1: Algorithmische Entscheidungsfindung bei der Sachbearbeitung	43
--	----

ABKÜRZUNGSVERZEICHNIS



ABKÜRZUNG	BEDEUTUNG	ABKÜRZUNG	BEDEUTUNG
ADS	Algorithmic Decision Systems	IAO	Fraunhofer-Institut für Arbeitswirtschaft und Organisation
AI	Artificial Intelligence	IDSS	Intelligent Decision Support Systems
AMB	Advanced Memory Buoyancies	IID	Independent and Identically Distributed
BDI	Bundesverband der Deutschen Industrie	IT	Informationstechnologie
BMBF	Bundesministerium für Bildung und Forschung	KI	Künstliche Intelligenz
CEE AI	Center for Explainable and Efficient AI Technologies	KMU	Kleine und mittlere Unternehmen
CFO	Chief Financial Officer	LLL	Lebenslanges Lernen
CISPA	Helmholtz Center for Information Security	MB	Memory Buoyancy
CLAIRE	Confederation of Laboratories for Artificial Intelligence Research in Europe	MINT	Mathematik, Informatik, Naturwissenschaften und Technik
CoMem	Corporate Memory	ML	Maschinelles Lernen
CSD	Content Structuring and Deduplication	MMI	Mensch-Maschine-Interaktion
DARPA	Defense Advanced Research Projects Agency	MOOC	Massive Open Online Courses
DFKI	Deutsches Forschungszentrum für Künstliche Intelligenz	NFDI	Nationale Forschungsdateninfrastruktur
DKFZ	Deutsches Krebsforschungszentrum	NKM	Nationales Kompetenz-Monitoring
DKTK	Deutsches Konsortium für Translationale Krebsforschung	NLP	Natural Language Processing
DSGVO	Datenschutz-Grundverordnung	OCR	Optical Character Recognition
DTM	Digitale Technologien und Medien	OOD	Out-of-domain
ERP	Enterprise Resource Planning	Rol	Return on Investment
GPAI	Global Partnership on Artificial Intelligence	RPA	Robotic Process Automation
IAB	Institut für Arbeitsmarkt- und Berufsforschung	TFDA	Trustworthy Federated Data Analytics (KI-Projekt beim DKFZ)
		Vgl.	Vergleiche
		XAI	Explainable Artificial Intelligence
		ZEW	Zentrum für Europäische Wirtschaftsforschung



SACHBEARBEITUNG DER ZUKUNFT

Betriebsabläufe gestalten mit Künstlicher Intelligenz

Das Verbundvorhaben SmartAlwork entwickelt Gestaltungslösungen, wie sich Künstliche Intelligenz für eine menschengerechte und produktivitätsfördernde Gestaltung von Arbeit in Sachbearbeitungsprozessen nutzen lässt. Ebenso werden Handlungshilfen zur Kompetenzentwicklung erarbeitet. Die Ergebnisse werden in einer digitalen Toolbox bereitgestellt und unterstützen dabei, die Transformation zu KI-Arbeitssystemen in der Sachbearbeitung erfolgreich zu gestalten.

Die Teilvorhaben des Verbundprojekts werden von neun Konsortialpartnern einschließlich drei kleinen und mittleren Unternehmen aus Dienstleistung, Handwerk und Industrie durchgeführt. Darüber hinaus wird SmartAlwork von einem internationalen Expertenpanel, Transferpartnern und Value-Partnern begleitet und unterstützt.

Das Verbundprojekt SmartAlwork wird vom Bundesministerium für Bildung und Forschung (BMBF) im Programm »Innovationen für die Produktion, Dienstleistung und Arbeit von morgen« unter dem Förderkennzeichen O2L17B00ff gefördert und vom Projektträger Karlsruhe (PTKA) betreut. Die Verantwortung für den Inhalt dieser Veröffentlichung liegt bei den Autorinnen/den Autoren.

GEFÖRDERT VOM



**Bundesministerium
für Bildung
und Forschung**

ISSN: 2698-2218



ISBN: 978-3-8396-1716-8