ECONSTOR
Make Your Publications Visible.

A Service of

ZBW Leibniz-Informationszentrum Wirtschaft
Leibniz Information Centre for Economics

Heinen, Nicolaus; Heuer, Alexander; Schautschick, Philipp

Article

Künstliche Intelligenz und der Faktor Arbeit: Implikationen für Unternehmen und Wirtschaftspolitik

Wirtschaftsdienst

Suggested Citation: Heinen, Nicolaus; Heuer, Alexander; Schautschick, Philipp (2017) : Künstliche Intelligenz und der Faktor Arbeit: Implikationen für Unternehmen und Wirtschaftspolitik, Wirtschaftsdienst, ISSN 1613-978X, Springer, Heidelberg, Vol. 97, Iss. 10, pp. 714-720, https://doi.org/10.1007/s10273-017-2203-5

This Version is available at:
https://hdl.handle.net/10419/206470

Standard-Nutzungsbedingungen:

Die Dokumente auf EconStor dürfen zu eigenen wissenschaftlichen Zwecken und zum Privatgebrauch gespeichert und kopiert werden.

Sie dürfen die Dokumente nicht für öffentliche oder kommerzielle Zwecke vervielfältigen, öffentlich ausstellen, öffentlich zugänglich machen, vertreiben oder anderweitig nutzen.

Sofern die Verfasser die Dokumente unter Open-Content-Lizenzen (insbesondere CC-Lizenzen) zur Verfügung gestellt haben sollten, gelten abweichend von diesen Nutzungsbedingungen die in der dort genannten Lizenz gewährten Nutzungsrechte.

Terms of use:

Documents in EconStor may be saved and copied for your personal and scholarly purposes.

You are not to copy documents for public or commercial purposes, to exhibit the documents publicly, to make them publicly available on the internet, or to distribute or otherwise use the documents in public.

If the documents have been made available under an Open Content Licence (especially Creative Commons Licences), you may exercise further usage rights as specified in the indicated licence.

WWW.ECONSTOR.EU

Mitglied der Leibniz-Gemeinschaft

DOI: 10.1007/s10273-017-2203-5

Nicolaus Heinen, Alexander Heuer, Philipp Schautschick

Künstliche Intelligenz und der Faktor Arbeit

Implikationen für Unternehmen und Wirtschaftspolitik

Künstliche Intelligenz und ihre Auswirkung auf den Faktor Arbeit ist zum Modethema in der wirtschaftswissenschaftlichen Politikberatung avanciert. Studien, die alarmistisch die baldige Verdrängung eines Großteils konventioneller Jobprofile beschwören, leiden jedoch unter fragwürdiger Datenqualität und Methodik. Die Unternehmensperspektive zeigt, dass der Wandel der Arbeitswelt durch künstliche Intelligenz weitaus langsamer und weniger disruptiv ablaufen wird. Aus wirtschaftspolitischer Sicht empfiehlt sich in diesem offenen Innovationsprozess eine ordnungspolitische Begleitung anstelle der bereits heute diskutierten prozesspolitischen Interventionen.

Entscheidungsträger in Wirtschaft und Politik haben einen Megatrend wiederentdeckt:[1] die künstliche Intelligenz. Immer bessere Prozessorleistungen verleihen Maschinen und Rechnern kognitive Fähigkeiten, mit denen sie immer mehr Tätigkeiten autonom ausführen können. Skeptiker leiten aus dieser Entwicklung ab, dass ein signifikanter Teil menschlicher Arbeitsleistung bald durch künstliche Intelligenz ersetzt werden kann – und die Nachfrage nach Arbeit langfristig abnimmt. Die Pessimisten unter ihnen warnen vor Massenarbeitslosigkeit und sozialen Verwerfungen als unausweichliche Folge. Daraus resultiert Aktionismus an allen Ecken und Enden. Arbeitsgruppen, Forschungs- und Strategiestäbe in Ministerien und Unternehmen setzen sich mittlerweile umfassend mit der Frage auseinander, inwiefern mittelfristig einzelne Tätigkeiten oder sogar ganze Berufsgruppen ersetzt werden könnten – und was die wirtschaftspolitischen Konsequenzen sein sollten.

Wir Autoren haben in der wirtschaftswissenschaftlichen Politikberatung zu Digitalisierungsthemen oft die Erfahrung gemacht, dass im Eifer des Gefechts unreflektiert auf alarmistische Untersuchungen verwiesen wird, deren empirische Evidenz bei näherem Hinschauen zweifelhaft ist. Dies ist besonders dann problematisch, wenn aus der angeblichen Automatisierbarkeit eines Großteils der Berufe oft, schnell und gerne ein arbeitsmarktpolitischer Gestaltungsanspruch abgeleitet wird. Dieser ist angesichts der methodischen Mängel zahlreicher Studien alles andere als gerechtfertigt. Grundsätzlich gilt: Unternehmen übernehmen neue Technologien dann, wenn ihr Einsatz sich auszahlt und wenn es der politische und regulatorische Rahmen zulässt. Die Wirtschaftspolitik wiederum setzt diesen Rahmen und versucht, die Handlungen von Unternehmen zu antizipieren. Trifft eine der beiden Ebenen Entscheidungen auf Basis falscher Annahmen, kann das enorme Potenzial des digitalen Wandels nicht voll ausgenutzt werden.

1 Schon in den 1960er und 1970er Jahren war das Konzept der künstlichen Intelligenz in Mode. Der Begriff bezog sich hierbei in erster Linie auf computerbasierte Expertensysteme. Zu bestimmten Fragestellungen wurden Experten befragt und deren Lösung in einer Datenbank als Regel hinterlegt. Ein Computer galt dann als intelligent, wenn er auf eine Frage die richtige Expertenlösung präsentierte. Diese Welle fror ein, als offensichtlich wurde, dass diese regelbasierten Systeme für neuartige oder anders formulierte Probleme keine Lösung fanden. Dazu kam, dass sich Experten oft nicht einig sind, was die beste Lösung für ein gegebenes Problem ist, die gefundene Lösung also häufig nicht akzeptiert wurde.

Dr. Nicolaus Heinen leitet die volkswirtschaftliche Abteilung der Linde AG in München. Zuvor war er als Analyst für Deutsche Bank Research tätig.

Alexander Heuer, Dipl.-Volkswirt, ist Senior Business Expert in der volkswirtschaftlichen Abteilung der Linde AG. Zuvor war er bei McKinsey im Bereich Economic und Advanced Industries Research tätig.

Dr. Philipp Schautschick ist Senior Business Analyst in der volkswirtschaftlichen Abteilung der Linde AG. Zuvor war er wissenschaftlicher Mitarbeiter an der Technischen Universität München und Stipendiat am Max-Planck-Institut für Innovation und Wettbewerb.

Umso wichtiger ist es, die Auseinandersetzung mit dem Thema rechtzeitig und gründlich zu führen und dabei Mikro- und Makroebene gemeinsam zu berücksichtigen. Wirtschaftswissenschaftliche Politikberatung liefert dann gute Ergebnisse, wenn sie die Perspektiven von Unternehmen und Ordnungspolitik sinnvoll verknüpft und auf Basis einer besseren Datengrundlage die Handlungsoptionen faktenbasiert bewertet.

Einfluss künstlicher Intelligenz auf den Faktor Arbeit über drei Kanäle

Künstliche Intelligenz ergänzt die physischen Leistungsfähigkeiten von Maschinen mit geistigem Lern- und Denkvermögen. Fortschritte in Sensorik und Vernetzung sowie in der Rechen- und Speicherleistung erhöhen die Zahl verfügbarer Daten. Dadurch nimmt auch die Zahl möglicher Eingriffspunkte im produktiven Ablauf massiv zu. All dies erweitert die Einsatzmöglichkeiten von Maschinen, Geräten und Software. Zum Beispiel versuchen viele der heute eingesetzten Technologien durch Erkennen von Mustern und maschinellem Lernen menschliche Erfahrung nachzuahmen (vgl. Kasten 1).

Historisch gesehen hat jede Innovation, die den Produktionsfaktor Kapital produktiver machte, mittelbar oder unmittelbar auch den Faktor Arbeit beeinflusst. Im Gleichschritt mit den relativen Faktorpreisen sind alte Berufsbilder und Tätigkeiten verschwunden und neue entstanden. Es steht daher außer Frage, dass auch künstliche Intelligenz Berufe und Tätigkeiten beeinflussen wird – und zwar über drei Kanäle:

- *Ersatz menschlicher Arbeit:* Roboter verrichten schon heute viele Tätigkeiten schnell, zuverlässig und in höchster Qualität – und das ohne Pausenzeiten und Feierabend. Allerdings war die Anschaffung und Konfiguration solcher Roboter bislang nur in der Massenproduktion bei stark repetitiven Vorgängen rentabel. Von künstlicher Intelligenz verspricht man sich, dass Roboter eine Vielzahl von Tätigkeiten auch in solchen Umgebungen vollständig übernehmen können, die sich ständig verändern. Dadurch würden sie vielfältiger einsetzbar und durch ein steigendes Angebot auch günstiger.

- *Effizienzsteigerung durch intelligente Zuarbeit:* Intelligente elektronische Datenverarbeitung kann viele Prozesse ersetzen, die zur Unterstützung der eigentlichen Wertschöpfung dienen. Dies beinhaltet beispielsweise die Verarbeitung großer, unstrukturierter Datensätze oder die automatische Einordnung von neuen Meldungen von Kunden oder von vernetzten Maschinen.

Kasten 1

Kognitive Technologien: Mustererkennung und maschinelles Lernen

Bereits heute werden zwei Technologien der künstlichen Intelligenz besonders häufig und erfolgreich eingesetzt:

- *Mustererkennung* (sogenannte pattern recognition) erfolgt durch Algorithmen, die in unstrukturierten Daten wie z.B. Text, Sprache oder Bildern Muster erkennen und einordnen können. Technischer Fortschritt ermöglicht z.B. die stetige Verbesserung von Text- und Spracherkennungssoftware – etwa bei Chatbots im Kundenservice oder in der forensischen Analyse von E-Mails und Textdokumenten.

- *Maschinelles Lernen* (sogenanntes machine learning) erlaubt es Computerprogrammen, sich selbst zu verbessern, indem sie selbstständig neue Informationen zur bestehenden Datenbasis hinzufügen. Neue Information wird dabei mit bekannten Mustern verglichen und eingeordnet. Wenn Teile der neuen Information das bestehende Muster verbessern, werden diese übernommen. Dies ermöglicht neue Einsatzbereiche von Computerprogrammen – z.B. in der Diagnostik sowohl von Krankheiten als auch von technischen Problemen in Produktionsabläufen.

- *Neue Aufgaben für Unternehmen und Arbeitnehmer durch neue Geschäftsmodelle:* Wo standardisierte Aufgaben durch Computerprogramme und Maschinen ersetzt werden, lassen anfallende Daten oft auch neue Aufgaben und wertschöpfende Prozesse entstehen. Ein Beispiel hierfür sind jüngste Entwicklungen im Bereich interaktiver Echtzeit-Navigationssysteme, die Bewegungsdaten von Mobilfunkteilnehmern für eine effizientere und intelligentere Verkehrssteuerung zu vermarkten suchen.

Zahlreiche Studien haben in diesem noch jungen Forschungsfeld zuletzt versucht, die Auswirkungen künstlicher Intelligenz auf den Faktor Arbeit zu bewerten. Sie haben jedoch einige Schwächen.

Aktuelle Studien erlauben allenfalls Tendenzaussagen

Die jüngsten Fortschritte im Bereich der künstlichen Intelligenz sind nur einer von vielen Treibern des strukturellen Wandels der Arbeit. So wirken sich schon heute die Fortschritte in der Messung von nahezu allen Variablen in der Produktion und im täglichen Leben sowie in der Vernetzung von Menschen und Maschinen miteinander und

untereinander auch ohne künstliche Intelligenz massiv auf bestehende Berufe aus. Dennoch nehmen viele Untersuchungen eine Trennschärfe an, die in der Realität nicht gegeben ist.

Vor wenigen Jahren erregte die Pionierstudie von Carl Frey und Michael Osborne[2] viel Aufmerksamkeit mit der Behauptung, dass 47% aller Beschäftigten in den USA mittelfristig sehr wahrscheinlich durch Computerisierung ersetzbar seien. Wer sich jedoch näher mit der Untersuchung befasst, erkennt schnell, dass sie nur ein Startpunkt für weitere Untersuchungen sein kann. Entscheidungsträger in Unternehmen oder Politik sollten sie keinesfalls als Entscheidungsgrundlage für ihr eigenes Handeln heranziehen. Frey und Osborne wählen einen berufsbasierten Ansatz, der sich dadurch auszeichnet, dass im ersten Schritt einzelne Berufe in ersetzbar oder nicht-ersetzbar eingeteilt werden. Diese Klassifizierung dient dann als Grundlage zur Berechnung des Einflusses einzelner Tätigkeiten auf die Ersetzungswahrscheinlichkeit eines Berufes mittels statistischer Methoden. Die folgenden drei Beobachtungen zeigen allerdings, dass Frey und Osborne für diese im Grunde solide Methodik stark vereinfachende Annahmen und Generalisierungen verwenden, um ihre Ersetzungswahrscheinlichkeiten für die US-amerikanischen standardisierten Berufsfelder (SOC) zu erhalten.

1. Die Ersetzungswahrscheinlichkeiten von insgesamt 702 angeführten Berufen in den USA basieren auf einer subjektiven Einteilung 70 ausgewählter Berufe in ersetzbar oder nicht-ersetzbar. Diese Einteilung erfolgte durch qualitative Interviews mit Experten aus dem Fachgebiet maschinelles Lernen. Es wurden nur solche Berufe bewertet, bei denen sich die Forscher „ausreichend sicher“ waren. Für die Bewertung wurden die Aufgaben- und Berufsbeschreibungen der US-amerikanischen Arbeitsmarktdatenbank O*Net für diese 70 Berufe zugrundegelegt.[3] Damit ein Beruf also als ersetzbar gilt, müssen alle für diesen Beruf gelisteten Tätigkeiten ersetzbar sein. Enthält ein Beruf auch nur eine notwendige Tätigkeit, die nicht-ersetzbar ist, so gilt der Beruf als nicht ersetzbar. In diesem Fall gehen dann im nächsten Schritt sämtliche in diesem Beruf enthaltenen Tätigkeiten, auch die zu 100% ersetzbaren, als nicht-ersetzbar in die Statistik ein. Man beachte auch, dass diese Frage weder die Rentabilität einer Computerisierung noch die tatsächliche Verfügbarkeit der benötigten Daten in Zweifel zieht, sondern von dem hypothetischen Fall ausgeht, dass benötigte Daten und Ressourcen zur Verfügung stünden.

2. Die Ersetzungswahrscheinlichkeiten der so eingeteilten Berufe werden auf berufsbeschreibende Variablen regressiert, um mit den so gewonnenen Koeffizienten die Ersetzungswahrscheinlichkeiten aller verbleibenden Berufe zu berechnen. Jeder in O*Net beschriebene Beruf verfügt über eine Menge standardisierter Variablen, mit deren Hilfe die Berufe durch die Zusammensetzung ihrer Aufgaben beschrieben werden. Frey und Osborne verwenden solche Variablen als erklärende Faktoren in einer Gleichung, die die Ersetzungswahrscheinlichkeit des jeweiligen Berufs erklären soll. Auf Basis der 70 subjektiv zugeordneten Berufe werden die Koeffizienten, also der Einfluss dieser Variablen auf die Ersetzungswahrscheinlichkeit, geschätzt. Diese Koeffizienten dienen dann der Berechnung der Ersetzungswahrscheinlichkeiten der restlichen 632 Berufe.

3. Die Grundlage der Ersetzungswahrscheinlichkeit eines einzelnen Berufs bei Frey und Osborne sind allein die Ersetzungswahrscheinlichkeiten von neun aus 218 verfügbaren Fähigkeiten und Tätigkeiten. Unter die vielen ignorierten Fähigkeiten und Tätigkeiten fallen auch kritisches Denken, Problemlösen, Ausbilden und Führen Anderer. Das Ausmaß dieser Vereinfachung ist bemerkenswert: Die Ersetzbarkeit eines Berufs, der nur eine dieser neun Ausprägungen in der Datenbank aufweist, möglicherweise aber beliebig viele andere, entscheidet sich durch die Ersetzbarkeit dieser einen Tätigkeit. Wer die Studie von Frey und Osborne als Grundlage für die eigene Forschung verwenden möchte, muss also akzeptieren, dass alle 702 Berufe durch diese neun Variablen ausreichend beschrieben werden können.[4]

Weitaus zielführender sind daher sogenannte tätigkeitsbasierte Ansätze, wie sie durch Autor et al. maßgeblich geprägt wurden.[5] Diese ordnen im ersten Schritt Tätigkeiten Ersetzungswahrscheinlichkeiten zu. Die Ersetzungswahrscheinlichkeit eines Berufs ergibt sich dann aus der Summe der Wahrscheinlichkeiten der Tätigkeiten, die diesen Beruf ausmachen, gewichtet mit deren Anteil an

2 Vgl. C. Frey, M. Osborne: The Future of Employment: How Susceptible are Jobs to Computerisation?, in: Technological Forecasting and Social Change, 114. Jg. (2017), H. C, S. 254-280. Die Studie wurde 2013 zunächst als Arbeitspapier veröffentlicht.

3 Ein Beruf wurde als ersetzbar eingestuft, wenn die Teilnehmer des Workshops folgende Frage mit Ja beantworteten: „Can the tasks of this job be sufficiently specified, conditional on the availability of big data, to be performed by state of the art computer-controlled equipment?“.

4 Die neun Variablen sind: Fingerfertigkeit, manuelle Fertigkeit, enger Arbeitsplatz/unangenehme Arbeitshaltung, Originalität, Kenntnisse in bildender Kunst, soziale Wahrnehmungsfähigkeit, Überzeugungskraft, Verhandlungsfähigkeit und Empathie. Vgl. Tabelle 1 in C. Frey, M. Osborne: The Future of Employment: How Susceptible are Jobs to Computerization?, Universität Oxford 2013, S. 31.

5 Vgl. D. Autor, F. Levy, R. Murnane: The skill content of recent technological change: an empirical exploration, in: Quarterly Journal of Economics, 118. Jg. (2003), H. 4, S. 1279-1333.

Tabelle 1
Übersicht zu Studien über künstliche Intelligenz

Autoren	Region	Anteil gefährdeter Jobs in %	Basis		Ersetzungswahrscheinlichkeit	
			Beruf	Tätigkeit	aus Frey/Osborne	eigene Schätzung
Frey/Osborne (2013)[1]	USA	47	x			x
Bowles (2014)[2]	EU	46-62	x		x	
De Jong et al. (2014)[3]	Niederlande	24	x		x	
Ekeland et al. (2015)[4]	Finnland, Norwegen	33	x		x	
Brzeski et al. (2015)[5]	Deutschland	59	x		x	
Bonin et al. (2015)[6]	Deutschland	42	x	x	x	
Arntz et al. (2016)[7]	OECD	6-9	x	x	x	
Weltbank (2016)[8]	Welt	37-83	x	x	x	
Chang et al. (2016)[9]	ASEAN-5	44-70	x		x	
World Economic Forum (2016)[10]	15 Länder	-	x			x
Manyika et al. (2017)[11]	46 Länder	5+	x	x		x
Bührer et al. (2017)[12]	Deutschland	46	x		x	

[1] C. Frey, M. Osborne: The Future of Employment: How Susceptible are Jobs to Computerization?, Universität Oxford 2013. [2] J. Bowles: Chart of the Week: 54% of EU jobs at risk of computerization, Bruegel, Blog Post, 24.7.2014, http://bruegel.org/2014/07/chart-of-the-week-54-of-eu-jobs-at-risk-of-computerisation/ (26.9.2017). [3] A. De Jong, M. Fransen, J. Schattorie, B. Vennemann: De impact van automatisering op de Nederlandse Arbeidsmarkt. Een gedegen verkenning op basis van Data Analystics, Deloitte Research, Amstelveen 2014. [4] A. Ekeland, M. Pajarinen, P. Rouvinen: Computerization threatens one-third of Finnish and Norwegian Employment, ETLA Briefs, 22. Research Institute of the Finnish Economy, Helsinki 2015. [5] C. Brzeski, I. Burg: Die Roboter kommen. Folgen der Automatisierung für den deutschen Arbeitsmarkt, ING DiBa Research, Frankfurt a.M. 2015. [6] H. Bonin, T. Gregory, U. Zierahn: Übertragung der Studie von Frey/Osborne (2013) auf Deutschland, ZEW Kurzexpertise, Nr. 57, Mannheim 2015. [7] M. Arntz, T. Gregory, U. Zierahn: The Risk of Automation for Jobs in OECD Countries: A Comparative Analysis, OECD Social, Employment and Migration Working Papers, Nr. 189, OECD Publishing, Paris 2016. [8] Weltbank (Hrsg.): World Development Report 2016, Washington DC 2016. [9] Chang, P. Huynh: ASEAN in Transformation. The Future of Jobs at Risk of Automation, International Labour Organisation Regional Office for Asia and the Pacific Working Paper, Nr. 9, Genf u.a.O. 2016. [10] World Economic Forum: The Future of Jobs: Employment, Skills and Workforce Strategy for the Fourth Industrial Revolution, 2016. [11] J. Manyika, M. Chui, M. Miremadi, J. Bughin, K. George, P. Willmott, M. Dewhurst: A future that works: automation, employment, and productivity, McKinsey Global Institute, 2017. [12] C. Bührer, C. Hagist: The Effect of Digitalization on the Labor Market, in: H. Ellermann; P. Kreutter, W. Messner (Hrsg.): The Palgrave Handbook of Managing Continuous Business Transformation, München 2017, S. 117-139.

diesem Beruf. Die Überlegenheit eines tätigkeitsbasierten Ansatzes lässt sich daher nicht leugnen. Dazu ist in der Regel nicht einmal die Bewertung aller verfügbaren Variablen notwendig, wenn diese so vielfältig wie z.B. bei O*Net vorliegen. Eine systematische Auswahl relevanter Fähigkeits- und Tätigkeitsgruppen, die zusammen das gesamte Spektrum ohne Redundanzen abbilden, reicht aus, um eine präzisere Analyse durchzuführen.

Ein Beispiel für den tätigkeitsbasierten Ansatz bietet die Arbeit von Manyika et al.[6] Im ersten Schritt legen die Autoren die Automatisierbarkeit von 18 Kernfähigkeiten fest, und zwar auf Basis publizierter Daten sowie interner und externer Experteninterviews. Im zweiten Schritt extrahieren sie alle Tätigkeiten und deren Anteile an den Berufen, die sie beschreiben, aus der O*Net-Datenbank. Im dritten Schritt wird für jede Tätigkeit innerhalb eines Berufs festgelegt, zu welchem Grad jede der 18 Fähigkeiten benötigt wird. So kann für jede Tätigkeit eine Automatisierungswahrscheinlichkeit berechnet werden. Die Summe der Wahrscheinlichkeiten aller Tätigkeiten eines Berufs, gewichtet mit deren Anteil an dem Beruf, ergibt dann die Automatisierungswahrscheinlichkeit dieses Berufs. Im vierten Schritt werden die Berufsprofile aus der US-Datenbank mit denen anderer Länder zusammengeführt, um Aussagen über 46 Länder treffen zu können. Im Ergebnis finden die Autoren, dass weniger als 5% aller Berufe vollständig ersetzbar sind, allerdings ca. 60% der Berufe mindestens 30% automatisierbare Aktivitäten beinhalten. Dieser Ansatz greift nicht auf Frey und Osborne zurück, ist aber auch nicht vollständig transparent. Die Nutzung eines ungenannten Algorithmus, um die Notwendigkeit der Kernfähigkeiten für die Tätigkeiten zu beurteilen, schwächt daher die Glaubhaftigkeit auch dieser Studie.

Bei aller berechtigter Kritik ist es der Pionierstudie von Frey und Osborne hoch anzurechnen, dass sie die Öffentlichkeit für das Thema künstliche Intelligenz sensibilisiert und zahlreiche Folgestudien nach sich gezogen hat. Solche Folgestudien, die Grundannahmen und Methodik der Pionierstudie unreflektiert übernehmen, schleppen jedoch deren Schwächen mit und fügen weitere Unge-

6 J. Manyika, M. Chui, M. Miremadi, J. Bughin, K. George, P. Willmott, M. Dewhurst: A future that works: automation, employment, and productivity, McKinsey Global Institute, 2017.

Kasten 2

Fünf Prüfkriterien, um Studien zu künstlicher Intelligenz auf Relevanz und Richtigkeit zu testen[1]

1. *Brutto oder Netto?* Betrachtet die Analyse nur die möglichen Jobverluste oder werden auch mögliche Zugewinne durch neue Jobprofile geschätzt?
2. *Wer ist der Absender?* Unterliegt die Analyse möglicherweise politischen Interessen?
3. *Berufsbasiert oder tätigkeitsbasiert?* Sollte die Analyse sich mit Jobverlusten beschäftigen, ist es für die Qualität entscheidend, ob sie nur den möglichen Verlust von Arbeitsplätzen thematisiert oder auch mögliche Veränderungen in Tätigkeitsprofilen untersucht. Letztere könnten über Fortbildung kompensiert werden.
4. *Werden Zeitrahmen und Opportunitätskosten korrekt reflektiert?* Öffentlichkeitswirksame Studien warnen oft vor strukturellem Wandel, der jedoch erst über längere Zeiträume auftritt und im langfristigen Verlauf oft weniger dramatische Anpassungen erfordert, als große Zahlen es befürchten lassen. Der langsame Wandel ergibt sich auch aus den Opportunitätskosten: Nicht alles, was heute technisch möglich ist, ist auch rentabel durchsetzbar.
5. *Substitut oder Komplement?* Aus heutiger Sicht ist es alles andere als sicher, dass künstliche Intelligenz menschliche Arbeit überwiegend ersetzt. Denkbar ist auch, dass menschliche Arbeit aufgewertet und effizienter wird. Dies hängt letztlich vom Ausbildungsniveau der Anwender ab.

1 In Anlehnung an P. Schwarzkopf: Studien zu Automatisierung und Arbeitsmarkt, Verband Deutscher Maschinen- und Anlagenbau (VDMA), Frankfurt a.M. 2015.

nauigkeiten hinzu. Eine Übersicht über die aktuelle Literaturlage zeigt, dass dies die große Mehrheit der Studien zu dem Thema betrifft (vgl. Tabelle 1).

Aus diesen Überlegungen folgt, dass die Auswirkungen auf den Faktor Arbeit weniger eindeutig sind, als zahlreiche Studien es suggerieren (vgl. Kasten 2). Vor allem exakte Prognosen wie die oft zitierten 47% aller Jobs aus der Studie von Frey und Osborne, die in den kommenden Jahren ersetzbar seien, lassen sich seriöserweise nicht stellen. Dies unterstreichen auch die nachfolgenden Überlegungen aus Unternehmensperspektive.

Unternehmensperspektive: Machbarkeit versus Wirtschaftlichkeit

Insbesondere für Unternehmen stellt sich die Frage, in welchen Bereichen und in welchem Ausmaß künstliche Intelligenz langfristig Arbeitnehmer ersetzen kann. Zu den zuvor skizzierten methodischen Herausforderungen kommen noch drei weitere Schwierigkeiten, die Ergebnisse der Studien auf das eigene Unternehmen zu projizieren.

- *Unzureichende Datenlage:* Selten sind die einzelnen Tätigkeiten aller Berufe den Unternehmen genau bekannt. Noch weniger ist bekannt, wie Mitarbeiter ihre Zeitbudgets auf diese Tätigkeiten verteilen. Abgesehen von einfachen Tätigkeiten in der Akkordarbeit hängt die individuelle Zeitplanung auch von der persönlichen Begabung und den Fähigkeiten des einzelnen Mitarbeiters ab.

- *Veränderung und unterschiedliche Substituierbarkeit:* Berufsprofile verändern sich laufend. Daraus folgt, dass zwar spezifische Tätigkeiten substituierbar sind, nicht jedoch die Berufe als Ganzes. Dies erschwert einerseits die Analyse und Einschätzung der Betroffenheit eines Unternehmens, zeigt andererseits aber auch, dass die Auswirkungen des digitalen Wandels möglicherweise weniger dramatisch sind als angenommen.

- *Branchenspezifische Berufsprofile:* Abhängig von der Branche eines Unternehmens kommen bestimmte Tätigkeiten öfter vor als in der gesamtwirtschaftlichen Betrachtung (z.B. Lokführer), weshalb Durchschnittswerte nicht überall anwendbar sind. Gleichzeitig gilt aber, dass Mitarbeiter in den sogenannten Support-Funktionen – wie etwa im Personalwesen oder den Finanzabteilungen – mit ähnlichen Tätigkeitsprofilen branchenübergreifend arbeiten.

Diese drei Punkte zeigen, dass sich für Unternehmen, die die Ersetzungswahrscheinlichkeit aller Berufsprofile analysieren möchten, vor allem tätigkeitsbasierte Analyseansätze empfehlen, mit denen die eigene Arbeitnehmerstruktur untersucht werden kann (vgl. Kasten 3). Ihre Ergebnisse bilden die Grundlage für eine weitergehende Wirtschaftlichkeitsanalyse. Automatisierung kann zu operativen Kostenvorteilen mittels Personalreduktion und Effizienzsteigerung führen. Gleichzeitig fallen jedoch Investitionskosten an, welche die Automatisierungslösung trotz operativer Kostenvorteile unrentabel machen können. Die Kostenvorteile variieren je nach Region aufgrund unterschiedlicher lokaler Kostenstrukturen und rechtlicher Rahmenbedingungen für Kapital und Arbeit. Unabhängig von der Investitionsrechnungsperspektive kann es aus unternehmensstrategischer Sicht sinnvoll sein, techni-

Kasten 3
Vorgehen für Untersuchungen auf Unternehmensebene

Unternehmen, die über tätigkeitsbasierte Ansätze die Auswirkung künstlicher Intelligenz auf ihre Arbeitnehmer untersuchen möchten, folgen idealerweise drei Schritten:

1. *Tätigkeitsprofile erfassen:* In einem ersten Schritt sollten Unternehmen die Tätigkeitsprofile ihrer Mitarbeiter kategorisieren, um eine möglichst gute Datengrundlage zu erstellen. Freilich ist es insbesondere in Großunternehmen kaum möglich, jede Stelle detailliert zu erfassen. Allerdings gibt es Standardprofile, die ein festes Bündel an Tätigkeiten umfassen (z.B. Dreher, Fahrer, Assistent).

2. *Tätigkeitsprofile auf Ersetzbarkeit untersuchen:* Denkbar sind hier Experteninterviews, die auf dreierlei Art die Tätigkeitsprofile analysieren.
   - Primär: In diesem Fall werden Interviews mit Personen bestimmter Berufsuntergruppen geführt. Ein möglicher Nachteil ist, dass die Vertreter dieser Gruppen aus Angst vor Rationalisierungsmaßnahmen keine realitätsgetreue Einschätzung geben.
   - Indirekt: In diesem Falle werden bestehende Aufgaben nach Berufsgattung gegenübergestellt und von Arbeitsmarktexperten bewertet.
   - Technisch: Hier werden bestehende Wahrscheinlichkeiten für aggregierte Berufsklassen in Einzelteile zerlegt, z.B. Berufsuntergruppen in Tätigkeiten. Anschließend werden Ersetzungswahrscheinlichkeiten für Tätigkeiten/Teilbereiche der Berufe berechnet.

3. *Zeitpfade bestimmen, Prioritäten festlegen:* In einem dritten Schritt sollte über Experteninterviews eine grobe Schätzung vorgenommen werden, welche Tätigkeiten eher zeitnah und welche in ferner Zukunft ersetzbar sind. So sind beispielsweise einfache administrative Tätigkeiten bereits heute automatisiert, z.B. Formulareingaben in unterschiedlichen EDV-Systemen/Autovervollständigen-Funktion. Autonomes Fahren hingegen steckt noch eher in den Kinderschuhen – auch weil hier unabhängig vom Stand der Technologie noch rechtliche Punkte und Haftungsfragen offen sind. Dies ermöglicht dem Unternehmen, richtige Prioritäten zu setzen.

Mit diesen drei Schritten kann der mögliche Einfluss künstlicher Intelligenz auf Vollzeitäquivalente insgesamt oder der Anteil an täglicher Arbeitszeit einzelner Funktionen bzw. Positionen abgeschätzt werden.

sche Entwicklungen mitzugehen, in Kapital zu investieren und Mitarbeiter entsprechend weiter zu qualifizieren. Dies gilt insbesondere in wettbewerbsintensiven Branchen.

Unternehmerische Konsequenzen können vielseitig sein. Es bietet sich eine Unterscheidung entlang des Automatisierungsgrads der Stellen an.

- Bei einfach automatisierbaren Tätigkeiten sollte das jeweilige Berufsprofil weiterentwickelt werden, damit die freigesetzte Zeit anderweitig produktiv eingesetzt werden kann. Dies führt zu mehr Tätigkeiten innerhalb einzelner Berufsprofile, die weniger ersetzbar sind.

- Auch bei schwer zu ersetzenden Nicht-Routinetätigkeiten sind Investitionen in Mitarbeiterfortbildung ratsam, damit Hilfsmittel der künstlichen Intelligenz noch produktiver eingesetzt werden können. Dies wiederum ermöglicht es, dass Experten einen größeren Anteil ihrer Zeit auf wichtigere Aspekte ihrer Arbeit verwenden. Insbesondere die Wertung und die Implementierung der Erkenntnisse wird an Bedeutung zunehmen.

- Unabhängig davon müssen Unternehmen erkennen, dass Rohdaten Vermögenswerte sind. Entsprechend vorsichtig müssen sie in der Kooperation mit Dritten sein. Zugleich stellt sich mittelfristig die Frage, wie die Gesamtheit aller verfügbaren Primärdaten eines Unternehmens in die Unternehmensbewertung einfließen kann.

Implikationen für die Wirtschaftspolitik: Prozesspolitik greift ins Leere

Die Entwicklung im Bereich der künstlichen Intelligenz steht noch ganz am Anfang. Ihr weiterer Verlauf kann kaum prognostiziert werden. Unsere Ausführungen zu den Anwendungsfeldern künstlicher Intelligenz in Unternehmen sprechen jedoch dafür, dass die Entwicklung weitaus länger dauern und gradueller ablaufen könnte als in der wissenschaftlichen und medialen Debatte gemeinhin angenommen wird. Dies wiederum gibt berechtigten Anlass, oft pointiert vorgetragene Horrorszenarien für den Arbeitsmarkt anzuzweifeln. Historisch gesehen hat der technische Fortschritt die Mechanik relativer Faktorpreise noch nie dauerhaft außer Kraft gesetzt. Es besteht kein Anlass zur Sorge, dass es heute anders wäre – auch wenn es kurzfristig zu sogenannter Anpassungsarbeitslosigkeit kommen könnte.

Neu ist jedoch, dass im Gegensatz zu den vergangenen Revolutionen in der Automatisierung der Industrie, in Zukunft nicht nur einfache, standardisierte Aufgaben verdrängt werden könnten. Auch die (Denk-)Aufgaben höherqualifizierter Fachkräfte könnten künftig ersetzt werden. Vertragsentwürfe von sogenannten LegalTech-Programmen in Großkanzleien oder die vollautomatische Börsenberichterstattung nach Handelsschluss geben eine erste Vorahnung auf kommende Entwicklungen. Kopfarbeiter sehen sich daher zum ersten Mal mit Entwicklungen konfrontiert, mit denen sich Arbeiter in weniger anspruchsvollen, physisch arbeitenden Tätigkeiten schon seit Jahrhunderten auseinandersetzen müssen. Letztere haben ihren Einfluss auf die politische Agenda auf Gewerkschaften und Arbeitnehmerverbände als politische Agenten ausgelagert. Offen ist noch, wie die Kopfarbeiter angesichts des stärkeren Verdrängungsdrucks ihre Interessen organisieren werden.

Möglicherweise liegt in dieser neuen Ausgangslage der Grund dafür, dass das Thema in der öffentlichen Debatte nun besonders deutlich artikuliert wird. Aus diesem Blickwinkel mag es nicht verwundern, dass unscharfe Untersuchungen, die allenfalls gesamtwirtschaftliche Tendenzaussagen erlauben, von wirtschaftspolitischen Meinungsbildnern oft unkritisch übernommen und in handfeste politische Agenden gegossen werden. Schon heute wird aus der angeblichen Bedrohung eines Großteils bestehender Beschäftigungsverhältnisse die Notwendigkeit eines bedingungslosen Grundeinkommens abgeleitet.[7] Auch wird die befürchtete Bedrohung durch künstliche Intelligenz gerne zum Anlass für neue regulatorische Eingriffe genommen – wie etwa die Besteuerung von Rechenleistung.[8]

Die meisten dieser Vorschläge schwächeln jedoch in drei Belangen. Erstens sind prozesspolitische Eingriffe, die schon heute darauf abzielen, die möglichen arbeitsmarktpolitischen Folgen künstlicher Intelligenz von morgen vorwegzunehmen oder abzuschwächen, stets mindestens so unscharf wie jene Studien, mit denen sie gerechtfertigt werden. Zweitens dürften einschränkende Maßnahmen ins Leere greifen, weil künstliche Intelligenz in der Regel unabhängig vom Produktionsstandort in digitalen Wertschöpfungsketten bereitgestellt werden kann. Drittens wären sie kontraproduktiv, weil sie möglicherweise Ressourcen von Bereichen abziehen, in denen die potenzielle Wertschöpfung besonders hoch ist.

Ohnehin stehen derartige Maßnahmen der Natur von Innovationsprozessen in freien Marktwirtschaften diametral entgegen: Diese erfolgen in der Regel dezentral, sind daher nur schwer planbar und in den wenigsten Fällen prozesspolitisch steuerbar. Ergebnisoffene Prozesse erfordern vielmehr eine ordnungspolitische Begleitung – etwa über einen einfacheren Zugang zu Wagniskapital, einen besseren Schutz geistiger Eigentumsrechte (vor allem Urheberrechte), klar definierte Haftungsfragen, verlässliche Standards in der Internetsicherheit, die letztlich zu Unternehmensgründungen, mehr Wettbewerb und Innovation führen können. Werden zudem noch Fortbildungsaktivitäten im engen Benehmen mit Betrieben ausgebaut, können Anwendungen der künstlichen Intelligenz die Produktivität von Arbeitnehmern komplementär erhöhen und potenzielle Verschiebungen am Arbeitsmarkt mehr als ausgleichen.[9]

Auf wirtschaftspolitische Entscheidungsträger kommt daher eine doppelte Verantwortung zu: Sie werden sich mit immer neuen Ansprüchen konfrontiert sehen, die insbesondere von argumentativ und wissenschaftlich schlagkräftigen Gruppen hervorgebracht werden, die zum ersten Mal in der Menschheitsgeschichte befürchten müssen, von Maschinen ersetzt zu werden. Und sie müssen der Versuchung widerstehen, ein wirtschafts- und arbeitsmarktpolitisches Gestaltungsmandat abzuleiten, das die Datenlage bislang nicht rechtfertigt.

7 So etwa der Vorstandsvorsitzende der Siemens AG, J. Kaeser, in einem Grußwort auf dem Wirtschaftsgipfel der Süddeutschen Zeitung am 20.11.2016.

8 So etwa die sogenannte Wertschöpfungsabgabe (auch Maschinensteuer), die vom österreichischen Bundeskanzler Christian Kern im Juni 2016 vorgeschlagen wurde.

9 Vgl. hierzu auch E. Weber: Digitalisierung als Herausforderung für eine Weiterbildungspolitik, in: Wirtschaftsdienst, 97. Jg. (2017), H. 5, S. 372-374, https://archiv.wirtschaftsdienst.eu/jahr/2017/5/digitalisierung-als-herausforderung-fuer-eine-weiterbildungspolitik/ (22.9.2017).

Title: *Artificial Intelligence and Human Labour: Implications for Companies and Economic Policy*

Abstract: *Artificial Intelligence (AI) and its potential impact on the demand for human labour has become a fashionable topic – particularly among economic policy advisors. However, most papers that warn about high substitution rates of conventional jobs use questionable data and methodologies. Future economic policy advice ought to include a company perspective – and discover that disruption will be much more gradual and less dramatic than proclaimed by the current topical papers. As this AI revolution is just at its very beginning, economic policy makers are advised to accompany and support digital change instead of actively intervening in digital value chains with taxes and/or subsidies.*

JEL Classification: *L16, J38, O33*