



*Diskussionspapier Nr. 8*

---

# Zur Diskussion der Effekte Künstlicher Intelligenz in der wirtschaftswissen- schaftlichen Literatur

---

*Christoph Menzel, Christian Winkler*

# Zur Diskussion der Effekte Künstlicher Intelligenz in der wirtschaftswissenschaftlichen Literatur

Christoph Menzel, Bundesministerium für Wirtschaft und Energie  
Christian Winkler, Praktikant im Bundesministerium für Wirtschaft und Energie

Oktober 2018

## Kurzzusammenfassung

In der wirtschaftswissenschaftlichen Literatur sind Künstliche Intelligenz und ihre Auswirkungen zunehmend Gegenstand der Debatte. Aufgrund (noch) fehlender Daten und des jungen Forschungsstands ist die Diskussion jedoch arm an empirischer Evidenz und reich an kontroversen Einschätzungen.

Die Literaturübersicht zeigt, dass KI und mit dieser verknüpfte Technologien das Potenzial haben, wirtschaftliche Strukturen wesentlich zu verändern. Negative Effekte auf bestimmte, auch kognitive Tätigkeiten können durch KI-basierte Wachstums- und Beschäftigungsimpulse in anderen Bereichen (über)kompensiert werden. Neben den Auswirkungen auf Beschäftigung und Produktivität bzw. Wirtschaftswachstum stehen auch Effekte auf Marktstruktur, Einkommensverteilung und Innovation im Fokus der wissenschaftlichen Diskussion. Eine Mehrheit der Wissenschaftler warnt dabei vor negativen Auswirkungen auf die Einkommens- und Vermögensverteilung sowie den Wettbewerb. Die Forschung rät dazu, potenziellen negativen Auswirkungen durch wirtschaftspolitische Maßnahmen frühzeitig zu begegnen, ohne jedoch dabei die Entwicklung Künstlicher Intelligenz und darauf basierender Anwendungen zu behindern.

*Keywords:* Digitale Revolution, technischer Fortschritt, Künstliche Intelligenz, Produktivität, Arbeitsmarkteffekte  
*JEL-Classification:* D31, D40, J23, J24, J63, O31, O33, O47

## Einleitung

Auf Künstlicher Intelligenz (KI) beruhende Systeme gelten als vielversprechende Innovationen, um die physische Leistungsfähigkeit von Maschinen um geistiges Lern- und Denkvermögen zu ergänzen. Erste Erfolge bei kognitiven Aufgaben sind beispielsweise bei den KI-basierten Systemen *Watson*, *Google Now* oder *Amazon Echo*, bei humanoiden Robotern oder auch bei autonomen Waffensystemen erkennbar. Dennoch befindet sich KI erst im Anfangsstadium der Anwendungsmöglichkeiten. Mittelfristig wird diese Technologie zu einer fundamentalen Transformation aller Lebensbereiche führen, mit weitreichenden Konsequenzen für unsere Gesellschaft (OECD 2017). Welche Auswirkungen Künstliche Intelligenz auf die Wirtschaft haben wird, ist auch Gegenstand jüngster wirtschaftswissenschaftlicher Forschung, welche im Folgenden dargestellt werden soll.

Zunächst soll KI definiert und von anderen Technologien abgegrenzt werden. Dann sollen die viel diskutierten Auswirkungen Künstlicher Intelligenz auf Beschäftigung und wirtschaftliche Ungleichheit dargestellt werden. Anschließend stehen die Effekte von KI auf Produktivität und Wirtschaftswachstum im Vordergrund. Des Weiteren sollen Implikationen auf Wettbewerb, Marktstrukturen, Einkommensverteilung und Innovation beleuchtet werden.

## Künstliche Intelligenz – Definition und Abgrenzung

Die Entwicklung von KI kann als die jüngste Welle der seit der Industrialisierung anhaltenden Automatisierung verstanden werden (Gordon 2015). Während im späten 19. und frühen 20. Jahrhundert der Fokus der Automatisierung auf einer Substitution physischer menschlicher Arbeit durch Maschinen lag, ist KI der Versuch, menschenähnliche Wahrnehmungs- und Entscheidungsstrukturen nachzubilden, also Maschinen in die Lage zu versetzen, bestimmte (kognitive) Aufgaben genau so gut wie ein Mensch (oder sogar besser) auszuführen. Jedoch ist der Begriff „Künstliche Intelligenz“ derzeit nicht eindeutig definiert<sup>1</sup>. Um eine Abgrenzung zu anderen Technologien ziehen zu können, wird KI wie folgt definiert:

„KI-Technologien sind als Methoden und Verfahren zu verstehen, die es technischen Systemen ermöglichen, ihre Umwelt wahrzunehmen, das Wahrgenommene zu verarbeiten und selbständig Probleme zu lösen, Entscheidungen zu treffen, zu handeln und aus den Konsequenzen dieser Entscheidungen und Handlungen zu lernen.“ (Russell und Norvig 1995)

Grundsätzlich wird zwischen einer starken und einer schwachen KI unterschieden.

Die schwache KI (engl.: *weak AI* oder *narrow AI*) zielt auf die Lösung konkreter, klar umrissener Anwendungsprobleme ab. Dies erfolgt auf der Grundlage mathematischer Methoden (Algorithmen), die speziell für die jeweilige Anforderung entwickelt und optimiert werden. Schwache KI ist darauf ausgerichtet, den Menschen bei einer speziellen Tätigkeit zu unterstützen, kann dabei aber nur auf Methoden zurückgreifen, die für die Problemlösung zur Verfügung gestellt werden. Es handelt sich dabei um regelbasierte Systeme, die vor allem auf die Erfüllung klar definierter Aufgaben ausgerichtet sind, ohne ein tieferes Verständnis für die Problemlösung zu erlangen. Diese Form der KI findet bereits Anwendung in vielen Bereichen, wie beispielsweise in der Zeichen- und Bilderkennung, der individuellen Aussteuerung von Werbung, wissensbasierten Expertensystemen oder Navigationssystemen.

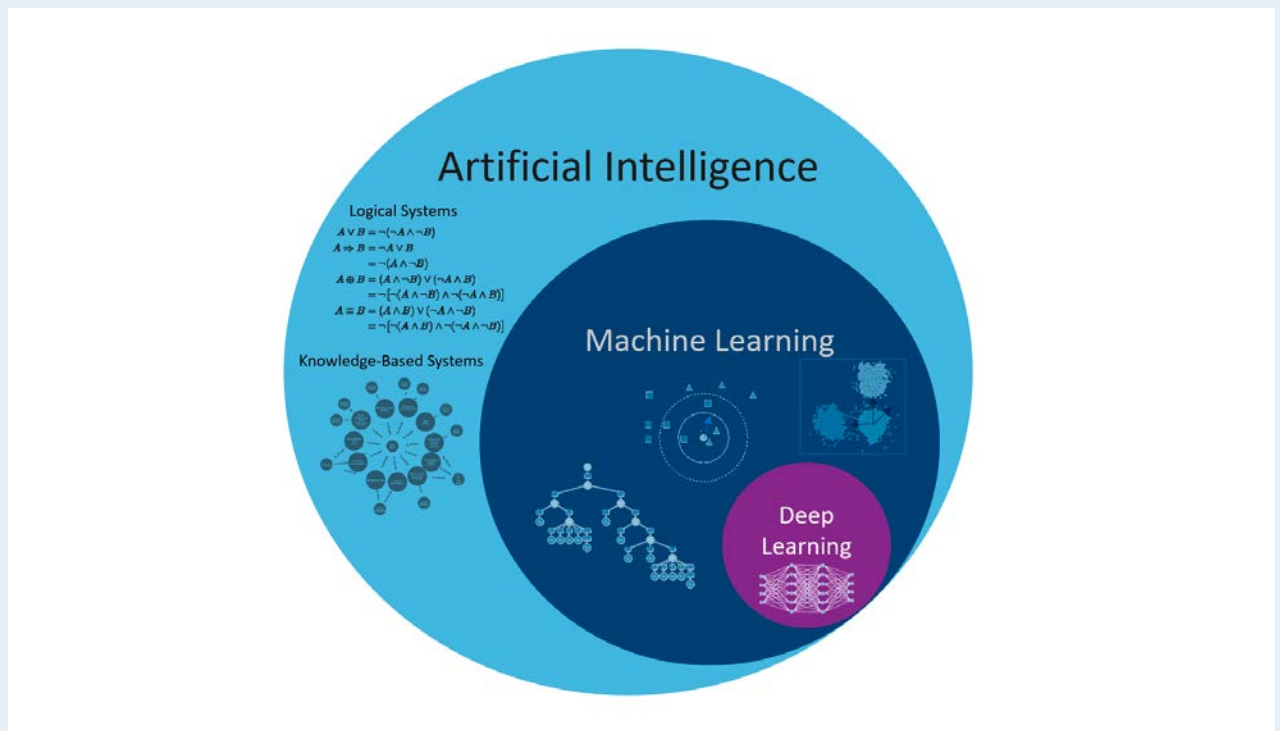
Im Gegensatz dazu zeichnet sich eine starke KI (auch Superintelligenz oder engl.: *strong AI* oder *general AI*) dadurch aus, dass sie die gleichen intellektuellen Fertigkeiten wie der Mensch besitzt oder ihn in diesen sogar übertrifft. Eine starke KI handelt nicht mehr nur reaktiv, sondern auch aus eigenem Antrieb intelligent und flexibel. Die KI soll dabei befähigt werden, Generalisierungen und Abstraktionen neben weiteren kognitiven Fähigkeiten vorzunehmen. Stand heute ist es noch nicht gelungen, eine solche starke KI zu entwickeln. Auch ist nicht klar, ob es möglich ist, dieses Ziel in naher Zukunft zu erreichen.

1 Die älteste KI-Definition ist der sogenannte Turing-Test. Danach ist einer Maschine dann Künstliche Intelligenz zuzuschreiben, wenn ein menschlicher Gesprächspartner in einer Unterhaltung nicht eindeutig identifizieren kann, ob das Gegenüber ein Mensch oder eine Maschine ist.

Auch mit Blick auf Komplexität und Fähigkeiten variieren KI-Systeme. Einfache KI-Systeme basieren auf festgelegten Codes, auf deren Grundlage sie Aufgaben sehr schnell und unendlich oft lösen können. Ein Beispiel hierfür ist die Schachsoftware Deep Blue von IBM. Deep Blue war das erste Computerprogramm, das einen amtierenden Schachweltmeister besiegen konnte. Diese einfache Art der KI beschränkt sich jedoch auf Bereiche mit klar definierten Regeln und sichtbaren Lösungen.

Die nächste Stufe von KI-Systemen ist das sogenannte maschinelle Lernen (engl.: *machine learning*). Es basiert darauf, dass die KI anhand von verfügbaren Daten lernt und dieses Wissen für Entscheidungen nutzt. Dabei ist es einem System möglich, auf Grundlage von Erfahrungen die eigenen Algorithmen zu optimieren und anzupassen. Durch maschinelles Lernen konnte beispielsweise das Computerprogramm Watson die menschlichen Teilnehmer bei der Quizshow Jeopardy! besiegen. Die Herausforderung bei Jeopardy! liegt darin, dass Antworten auf meist mehrdeutig formulierte Fragen innerhalb eines Zeitlimits von fünf Sekunden gefunden werden müssen. Watson verwendete mehrere Arten von maschinellem Lernen wie regelbasierte Syntaxanalyse, Wissensdatenbanken und logistische Regression, um die natürliche Sprache zu interpretieren, Datenquellen auszuwerten, möglichst viele Antworten zu generieren und aus diesen dann mithilfe statistischer Methoden die wahrscheinlichste auszuwählen.<sup>2</sup>

### Abstufungen Künstlicher Intelligenz



Quelle: Data Science Blog

Die jedoch mittlerweile vielversprechendste Disziplin des maschinellen Lernens ist der Einsatz künstlicher neuronaler Netze, auch Deep Learning genannt. Dabei werden riesige Mengen an Daten („Big Data“) analysiert, bewertet, logische Schlüsse gezogen und Lösungswege ausgewählt. Systeme basierend auf Deep Learning sind in der Lage, aus Erfahrungen zu lernen und komplizierte Zusammenhänge in der Welt zu verstehen. Beispielsweise haben Krebsforscher der University of California für die automatische Erkennung von Krebszellen ein innovatives Mikroskop gebaut, das eine hochdimensionale Datenmenge bereitstellt, mit der eine Deep-Learning-Anwendung so trainiert werden kann, dass sie Krebszellen präzise identifiziert (Riverson et al. 2017).

2 Das Programm Watson nutzte im Fall Jeopardy! keine Form des Deep Learning, da aufgrund eines begrenzten Datensatzes (es konnte nur etwa mit 25.000 Fragen trainiert werden) andere Methoden des maschinellen Lernens erfolgversprechender waren. In der Zwischenzeit wurde Watson auch um Algorithmen auf Basis von Deep Learning erweitert.

## Herausforderungen in der methodischen Erfassung

Die Schwierigkeiten, die eine Definition und Kategorisierung von KI mit sich bringen, spiegeln sich in der methodischen Erfassung KI-basierender Technologien wider. Eine Vielzahl der Arbeiten und Studien, die sich mit Effekten der Automatisierung und/oder KI auf Beschäftigung und Wachstum auseinandersetzen, basieren daher auf Daten physischer Industrieroboter (vgl. Graetz/Michaels 2015; Acemoglu/Restrepo 2017; Bessen 2017; Dauth et al. 2017). Dabei greifen die meisten dieser Studien auf Datensätze der International Federation of Robotics (IFR) zurück. Die IFR-Daten sind aufgeschlüsselt nach Ländern, Jahren, Industriezweigen und Anwendungsbereichen, was die Analyse industrie-spezifischer Auswirkungen von Automation ermöglicht. Allerdings deckt die Definition der IFR von Industrierobotern („automatically controlled, reprogrammable, multipurpose manipulator, programmable in three or more axes, which can be either fixed in place or mobile for use in industrial automation applications“) eine Vielzahl von KI-basierten Technologien nicht ab. Aus diesem Grund haben jüngst Raj/Seamans (2018) in einem ausführlichen Plädoyer eine systematische Erfassung aller KI-basierten Technologien und Anwendungen gefordert.

Dieser Aufforderung kommt die kürzlich erschienene Studie *Notes from the AI frontier – insights from hundreds of use cases* (2018) des McKinsey Global Institutes (MGI) in weiten Teilen nach. Im Fokus der Studie stehen vor allem Effekte auf Beschäftigung, die Zukunft der Arbeit sowie auf das Wirtschaftswachstum. Die Auswirkungen von KI werden auf globaler, nationaler und sektoraler Ebene untersucht und zusätzlich werden auch mögliche Effekte auf einzelne Unternehmen und Beschäftigte thematisiert. Dabei nimmt das MGI eine vergleichsweise enge Definition KI-basierter Technologien vor. Auf Unternehmensebene untersucht die Studie folgende fünf KI-Kategorien: *computer vision, natural language, virtual assistants, robotic process and advanced machine learning*. Außerdem unterscheidet die Studie zwischen dem reinen Investieren in eine oder mehrere dieser Technologien (*adoption*), der Verbreitung dieser Anwendungen innerhalb der Organisation (*diffusion*) und der Art und Weise, wie diese Technologien in dem jeweiligen Unternehmen Anwendung finden (*absorption*).

## Effekte auf Produktivität und Wachstum

Schon frühere Innovationswellen haben Diskussionen um mögliche Produktivitätseffekte durch neue Technologien hervorgerufen. In den 1980er-Jahren – im Zuge der massenhaften Verbreitung von PCs – formulierte der Ökonom Robert Solow (1987) das sogenannte Produktivitätsparadoxon wie folgt: „Das Computerzeitalter sieht man überall, nur nicht in den Produktivitätsstatistiken.“ Auch heute ist die Frage, inwiefern digitale Technologien – und insbesondere KI – Einfluss auf die Wirtschaft und das Produktivitätswachstum haben, Gegenstand kontroverser wissenschaftlicher Diskussion.

Der These einer „säkularen Stagnation“, die von Technologie-Skeptikern wie Gordon (2015) vertreten wird, steht jedoch eine Vielzahl kürzlich veröffentlichter Studien entgegen, die die Effekte neuer Technologien auf die Produktivität und das Wachstum positiv einschätzen (McKinsey Global Institute 2018; PwC 2017; OECD 2017). Demnach können digitale Innovationen wie KI nicht nur zu Effizienzsteigerungen und geringeren Kosten bei der Produktion führen, sondern Produktinnovation stimulieren und neue Geschäftsmodelle ermöglichen und damit zu höheren Wachstumsraten führen.

Skeptiker der technologieoptimistischen Perspektive wie der amerikanische Ökonom Gordon (2015) halten das produktivitätssteigernde Potenzial neuer Technologien, insbesondere der KI, für überschätzt und argumentieren, dass auch langfristig mit niedrigen Wachstumsraten zu rechnen sei. Aus konservativer Sicht ist das Aufkommen der KI-Technologie nur ein weiterer Schritt in der graduell fortlaufenden Automatisierung, bedeutende Effekte mit Bezug auf das Wirtschaftswachstum seien nach dieser Sichtweise nicht zu erwarten. Gordon ist davon überzeugt, dass die neuen digitalen Technologien nicht die gleichen tiefgreifenden Veränderungen wie frühere Basisinnovationen (Elektrizität, Mikrochips) mit sich bringen. Auch Brynjolfsson et al. (2017) weisen darauf hin, dass sich die Produktivitätswachstumsraten in den entwickelten Ländern im letzten Jahrzehnt trotz zunehmender Automatisierung nicht spürbar erhöht haben.

Im Gegensatz dazu ist für Technologie-Optimisten die KI eine neue Basistechnologie, d.h. ein bahnbrechender Durchbruch, mit dessen Hilfe ein Ausbruch aus dem „modern productivity paradox“ (Brynjolfsson et al. 2017) möglich scheint. Acemoglu/Restrepo (2017) gehen davon aus, dass weitere Automatisierung wie der Einsatz von KI die Produktionskosten verringern und einen produktivitätssteigernden Effekt auslösen wird. Unterstützung für diese Annahme liefern zahlreiche Studien: So analysierten Purdy/Daughter (Accenture 2016) zwölf Industrieländer auf mögliche Wachstumseffekte von KI und kommen zu dem Ergebnis, dass deren Einsatz die Wachstumsraten dieser Länder verdoppeln könnte. Auch das McKinsey Global Institute (2018) kommt zu dem Schluss, dass die Verbindung von KI und Industrierobotern die globale Produktivität um 0,8 bis 1,4 Prozentpunkte jährlich steigern könnte. Die Unternehmensberatung PwC (2017) schätzt, dass die Verbreitung von KI einen Anstieg des globalen BIP um 14 Prozent (dies entspräche etwa 15,7 Billionen US-\$) bis 2030 zur Folge haben könnte. Allerdings basieren die Vorhersagen dieser Studien auf starken Kernannahmen, unter anderem darauf, dass der Anteil der Arbeit an der Wertschöpfung über die Zeit konstant bleibt.

## Effekte auf Beschäftigung

Im Fokus der wirtschaftswissenschaftlichen Diskussion um die Auswirkungen von KI steht vor allem die Frage, ob Beschäftigungseffekte zu erwarten sind und – falls ja – wie diese ausfallen werden. Einerseits ist zu erwarten, dass es infolge einer Substitution von arbeits- durch kapitalintensive Produktionsverfahren zu geringerer Arbeitskräftenachfrage vor allem in niedrig- und mittelqualifizierten Tätigkeitsbereichen mit einem hohen Routineanteil kommt. Allerdings kann sich die Einführung neuer Technologien auch in höherer Produktivität, sinkenden Preisen und schließlich einer insgesamt steigenden Nachfrage niederschlagen, welche wiederum einen positiven Effekt auf die Arbeitsnachfrage zur Folge haben kann. Zusammen mit neu entstehenden Tätigkeiten könnte dies dazu führen, dass negative Beschäftigungseffekte in betroffenen Berufsfeldern langfristig (über)kompensiert werden. Im Folgenden soll dargestellt werden, wie die jüngere wirtschaftswissenschaftliche Literatur die Auswirkungen Künstlicher Intelligenz auf Beschäftigung einschätzt. Für einen differenzierten Überblick soll zwischen Verluststudien und Gesamtstudien<sup>3</sup> unterschieden und Deutschland im internationalen Vergleich betrachtet werden.

Eine Mehrheit der Studien, die nur Beschäftigungsverluste betrachten, geht davon aus, dass eine signifikante Anzahl heute ausgeübter Berufe ein hohes Automatisierungsrisiko aufweisen und deshalb langfristig nicht zukunftsfähig sein dürften. Eine der einflussreichsten Studien ist die viel zitierte Arbeit von Frey und Osborne (2013), in der die Autoren zu dem Schluss kommen, dass 47 Prozent der Arbeitsplätze in den USA der Automatisierung zum Opfer fallen könnten. Die Autoren kategorisieren Berufe nach ihrer Möglichkeit zur Automation und verknüpfen diese mit Beschäftigungs- und Lohndaten. Die Methodik hinter diesem Ergebnis ist jedoch nicht unumstritten. So kritisieren Heinen, Heuer und Schautschick (2017), dass der Ansatz von Frey und Osborne auf stark vereinfachten Annahmen und Generalisierungen beruht, und plädieren für einen tätigkeitsbasierten Ansatz, welcher einzelnen Tätigkeiten (statt Berufen) Automatisierungswahrscheinlichkeiten zuordnet. Auf Basis dieses tätigkeitsbasierten Ansatzes kommen Bonin et al. (2015) zu dem Ergebnis, dass nur zwischen neun und zwölf Prozent der Arbeitsplätze eine hohe Automatisierungswahrscheinlichkeit aufweisen. Global betrachtet schätzen Bloom et al. (2018) eine direkte Substitution von ca. 60 Millionen Arbeitskräften durch intelligente Industrieroboter bis zum Jahr 2030. Eine Studie von Manyika et al. (2017) nimmt an, dass ca. 60 Prozent der Berufe mindestens zu einem Drittel automatisierbare Tätigkeiten beinhalten und somit teilweise substituiert werden können. Zu einem ähnlichen Ergebnis kommen Dengler und Matthes (2018), die davon ausgehen, dass rund 25 Prozent aller Arbeitsplätze bereits heute zu mindestens 70 Prozent durch Automatisierung ersetzbar sind.

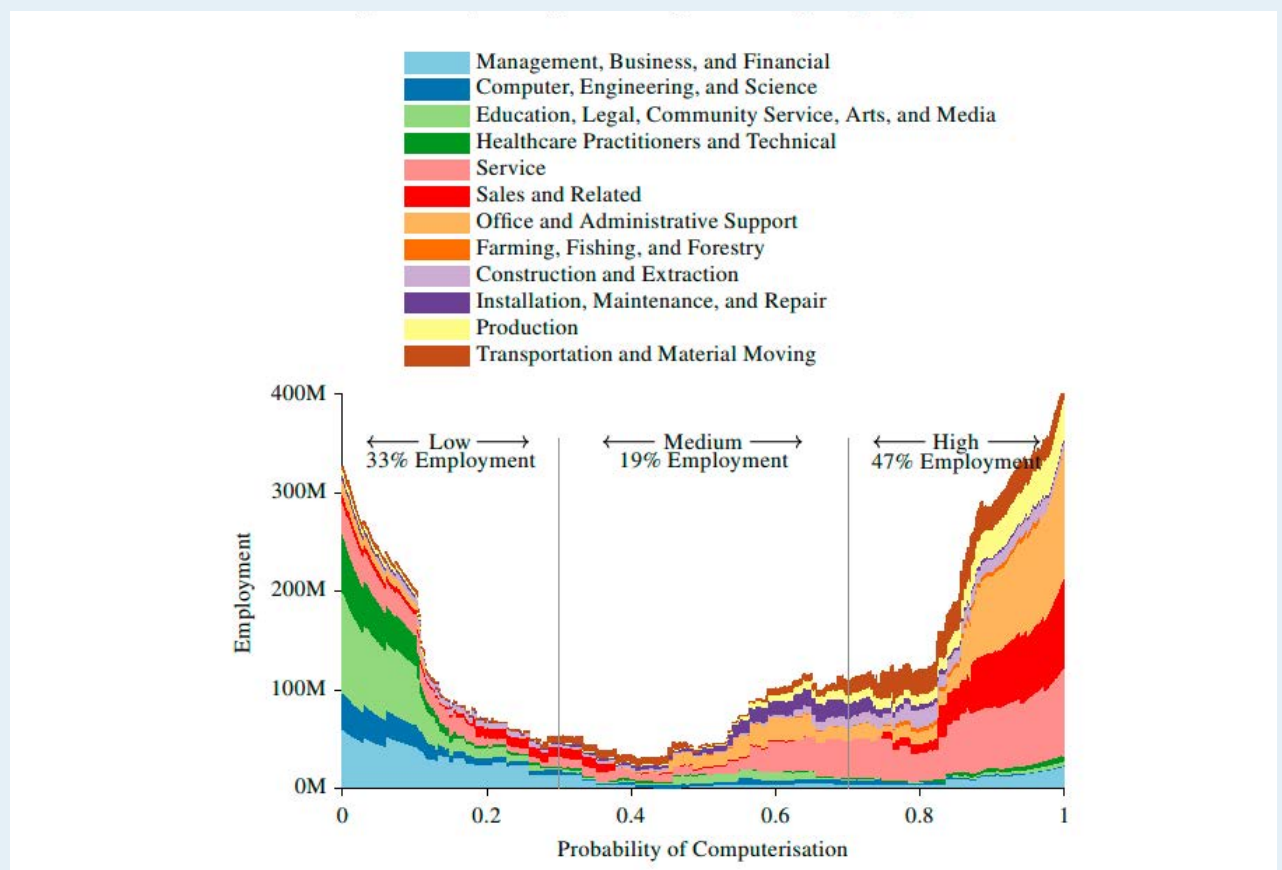
Im Gegensatz dazu kommen Studien, die sowohl Beschäftigungsverluste als auch -gewinne betrachten, zu deutlich optimistischeren Ergebnissen. Beispielsweise kommt die Gesamtstudie von McKinsey (Global Institute 2017) zu dem Schluss, dass bis 2030 rund zehn Millionen Arbeitsplätze zusätzlich entstehen werden; davon werden aber rund neun Millionen Arbeitnehmer aufgrund von Automatisierungsprozessen eine andere Tätigkeit ausüben. Auch Acemoglu/Restrepo (2018) kommen zu dem Ergebnis, dass die negativen Effekte einer größeren Roboterdichte auf die Beschäfti-

3 Verluststudien beschäftigen sich einseitig nur mit den Beschäftigungsverlusten durch technologische Neuerungen („Wie viele Jobs sind durch technologische Neuerungen bedroht?“) und lassen die Gewinne („Wie viele Jobs könnten neu entstehen?“) unberücksichtigt, während Gesamtstudien beides berücksichtigen.

gung durch Kompensationsmechanismen, basierend auf der Schaffung neuer Arbeitsaufgaben, weitgehend aufgefangen werden können. Einen alternativen Ansatz verfolgt Bessen (2018), der mithilfe eines Nachfragemodells anhand der US-amerikanischen Textil-, Stahl- und Automobilindustrie zeigt, dass die Auswirkungen von KI auf Beschäftigung vor allem durch die Preiselastizität der Nachfrage bestimmt werden. Produktivitätssteigernde Technologien führen zu höheren Beschäftigungszahlen in den Industriezweigen, in denen die Nachfrage nach den dort produzierten Gütern ausreichend elastisch ist.

Ungeachtet der Differenzen zwischen Verlust- und Gesamtstudien geht die Mehrheit der Forschung davon aus, dass Automationsrisiken entscheidend von der Art der Tätigkeit abhängen. Besonders betroffen von Automatisierung sind demnach Tätigkeiten in der Produktion, Administration, im Verkauf sowie in Logistik- und Transportdienstleistungen, die einen hohen Routineanteil aufweisen. Im Gegensatz dazu haben Tätigkeiten, die das Verstehen und Wahrnehmen unregelmäßiger, nicht linearer Probleme voraussetzen, wie Reparaturtätigkeiten, Installations- und Wartungsarbeiten, ein mittleres Risiko, automatisiert zu werden. Am wenigsten betroffen von Automatisierung sind Tätigkeiten, die Kreativität und soziale Intelligenz beziehungsweise Fähigkeiten erfordern, wie etwa Tätigkeiten in Bildung, Wissenschaft, Kunst, Medien oder dem Gesundheitswesen. Darüber hinaus fanden Frey und Osborne (2017) eine stark negative Korrelation zwischen Bildungsgrad und Gehalt und dem Risiko, durch Automation ersetzt zu werden. Aus einer Studie der Unternehmensberatung PwC (2017) geht zudem hervor, dass Tätigkeiten, die von Männern ausgeübt werden, ein höheres Automationsrisiko (34 Prozent) aufweisen als Tätigkeiten, die vor allem von Frauen ausgeführt werden (26 Prozent).

### Automatisierung in verschiedenen Tätigkeitsbereichen



Quelle: C. Frey, M. Osborne/Technological Forecasting & Social Change 114 (2017) 254–280

Während die Mehrzahl der Studien für Deutschland von moderaten Arbeitsmarkteffekten ausgeht, sind die Auswirkungen im globalen Vergleich umstritten. Während Bonin et al. (2015) für die USA zu dem Ergebnis kommen, dass 49 Prozent der Arbeitsplätze durch neue Technologien bedroht sein könnten, sind es in Deutschland nur 42 Prozent. In einer jüngst veröffentlichten Studie der OECD untersuchen Nedelkoska/Quintini (2018) 32 Länder und schätzen, dass 18 Prozent der Tätigkeiten in Deutschland einem hohen Automatisierungsrisiko ausgesetzt sind, während es im internationalen Durchschnitt nur 14 Prozent der Tätigkeiten sind. Mit Blick auf vergangene Entwicklungen zeigen Dauth et al. (2017), dass der steigende Einsatz von Industrierobotern in Deutschland bisher nicht zu einem Rückgang der regionalen und branchenspezifischen Beschäftigung geführt hat. Allgemein kommen Studien, die sowohl Gewinne als auch Verluste berücksichtigen, zu dem Schluss, dass in Deutschland technologischer Fortschritt in der Vergangenheit zu keinem Rückgang der Arbeitsplätze insgesamt geführt hat und dieser daher auch in Zukunft nicht zu erwarten ist; für die USA legt die empirische Evidenz allerdings nahe, dass vergangene Automatisierungswellen eher negative Auswirkungen auf das Beschäftigungsniveau zur Folge hatten.

## Effekte auf wirtschaftliche Ungleichheit

Allerdings ist, wie in früheren Phasen mit technologischen Umwälzungen, mit signifikanten Veränderungen bei der Beschäftigungsstruktur zu rechnen. Negative Auswirkungen der Automatisierung werden vor allem bei niedrig- und zunehmend auch mittelqualifizierten Erwerbstätigen auftreten, während laut Dauth et al. (2017) hochqualifizierte Arbeitskräfte im Zusammenhang mit der Automatisierung sogar Lohnzuwächse erfahren können. Dies würde die bereits bestehende Divergenz zwischen durchschnittlichen Einkommen der am höchsten und niedrigsten qualifizierten Beschäftigten weiter verschärfen. Inwiefern sich der intensive Einsatz von KI in der Industrie oder anderen Bereichen auf die wirtschaftliche Ungleichheit auswirkt, ist derzeit ebenfalls zentraler Gegenstand der Debatte.

Für die amerikanischen Wissenschaftler Korinek/Stiglitz (2017) ist die Frage nach den Auswirkungen auf die Einkommensverteilung die wichtigste in der Diskussion um KI. Die Autoren warnen, dass die Verbreitung von KI oder anderen arbeitssubstituierenden Technologien nur dann zu einer allgemeinen Wohlstandssteigerung führt, wenn die dadurch entstehenden Gewinne umverteilt werden. Andernfalls würden Erwerbstätige mit durchschnittlichen Einkommen nicht nur einen immer kleiner werdenden Anteil des Nationaleinkommens erhalten, sondern würden auch absolut schlechter dastehen.

Zu diesem Ergebnis kommen auch Acemoglu/Restrepo (2018), die ebenfalls die Ungleichheit steigernde Eigenschaft der neuen Technologien hervorheben. Letztere basieren auf dem Anstieg der Realeinkommen vor allem hochqualifizierter Fachkräfte in den oberen Einkommensschichten und dem gleichzeitigen Arbeitsplatzverlust gering oder wenig qualifizierter Fachkräfte in den unteren Einkommensschichten. Außerdem weisen die Autoren darauf hin, dass – falls dieser Ungleichheit nicht effektiv begegnet werden kann – gesellschaftlicher Widerstand gegen (auch produktivitätssteigernde) technologische Entwicklungen zu erwarten ist.

Goolsbee (2018) verweist darauf, dass KI-Anwendungen enorme Datenmengen benötigen und es somit zu neuen Ungleichheiten im Zusammenhang mit dem Ursprung dieser Datenmengen kommen kann. So können KI-Anwendungen die Ungleichheiten zwischen Land und Stadt, Käufer und Verkäufer oder einkommensschwachen und einkommensstarken Schichten vergrößern.

Zweifelsfrei ist die Frage nach den Effekten von KI auf wirtschaftliche Ungleichheit bedeutend und nimmt gerade im öffentlichen Diskurs eine immer wichtigere Rolle ein. Mit KI eng verknüpfte Themen wie die Einführung eines bedingungslosen Grundeinkommens sind in der Zwischenzeit auch Gegenstand der wirtschaftswissenschaftlichen Debatte (siehe auch Goolsbee 2018; Geiger, Prettnner und Schwarzer 2018). Jedoch sind die genauen Auswirkungen der Automatisierung und des Einsatzes Künstlicher Intelligenz auf die wirtschaftliche Ungleichheit noch nicht quantifizierbar. Weitere Forschung ist in diesem Bereich daher vonnöten.



## Effekte auf Wettbewerb, Marktstruktur und Innovation

Neben möglichen Effekten von KI auf Wirtschaftswachstum, Produktivität und Beschäftigung stehen mehr und mehr auch die Auswirkungen auf andere Bereiche im Zentrum der wissenschaftlichen Debatte. Neben den vielen Vorteilen, die mit der Verwendung von KI verbunden sein dürften, werden auch vermehrt potenzielle Risiken der Technologie für Wettbewerb und Konsumenten diskutiert, die im Folgenden skizziert werden.

Das kürzlich veröffentlichte Hauptgutachten der Monopolkommission (2018) befasst sich ausführlich mit möglichen wettbewerbshindernden Effekten des Einsatzes von Preisalgorithmen, insbesondere mit Blick auf das Risiko von Kollusion<sup>4</sup>. Die Kommission kommt zu dem Ergebnis, dass in datenintensiven Wirtschaftsbereichen Preisalgorithmen Kollusion erleichtern können, da kollusives Verhalten automatisiert und technisch erleichtert wird. Die Entdeckung kollusiven Verhaltens ist dabei für Kartellbehörden schwierig, da selbstlernende Algorithmen explizite wettbewerbsbeschränkende Vereinbarungen entbehrlich und den Nachweis einer möglichen Preisübererhöhung schwierig machen.

Mit Blick auf die Nachfrageseite beschäftigen sich Andre et al. (2017) in ihrer interdisziplinären Arbeit mit den Konsequenzen von KI auf die Entscheidungsautonomie von Konsumenten. Die Autoren argumentieren, dass Entwicklungen wie Big Data, Microtargeting im Marketing und personalisierte Algorithmen sowohl Vor- als auch Nachteile für Marktteilnehmer und Konsumenten mit sich bringen. Auf der einen Seite können diese Technologien helfen, die Kaufentscheidung des Konsumenten zu vereinfachen, praktikabler und effizienter zu machen. Auf der anderen Seite besteht die Gefahr, dass die Autonomie des Konsumenten, frei zu wählen und eine freie Entscheidung zu treffen, unterminiert wird.

Eine optimistischere Sichtweise vertreten Milgrom/Tadelis (2018), die in ihrer jüngst veröffentlichten Arbeit die Effekte von KI auf Handelsplattformen wie eBay oder Amazon untersuchen. Dabei kamen die Autoren zu dem Schluss, dass mithilfe von KI Rechenbarrieren überwunden, die Effizienz von Suchvorgängen erhöht und das Vertrauen in Märkte verbessert werden kann. Dadurch, so die Autoren, können Märkte deutlich effizienter gestaltet und Transaktionskosten gesenkt werden.

Mit der Verbreitung von KI geht zudem die Vorstellung einher, bereits existierende Produkte und Leistungen zu verbessern und Effizienzsteigerungen bei deren Produktion zu erreichen. Cockburn et al. (2017) sind jedoch davon überzeugt, dass der Einfluss von KI noch deutlich tiefgreifender ist, weil er eine neue Methode der Innovation ermöglicht. KI besitzt das Potenzial, einen signifikanten Wandel in der Art und Weise, wie Innovation stattfindet, hervorzurufen. Die Autoren sehen es als wahrscheinlich an, dass die Bedeutung traditioneller menschlicher Forschung und Entwicklung zugunsten des Zusammenspiels von passiv generierten Datenmengen und Algorithmen abnimmt. Gleichzeitig entsteht dadurch ein wirtschaftlicher Anreiz, möglichst große Datenmengen zu akquirieren und zu kontrollieren.

Die Verbreitung von KI hat nicht nur Auswirkungen auf Marktstrukturen, Wettbewerb und Innovation, sondern auch auf internationale Wirtschaftsbeziehungen und den globalen Handel. KI ist sowohl Gegenstand regulatorischer Fragen in internationalen Abkommen wie NAFTA oder TPP-11 als auch Gegenstand strukturpolitischer Versuche, nationale Standortvorteile zu sichern beziehungsweise auszubauen. Goldfarb/Trefler (2017) untersuchen die internationalen Implikationen von KI und kommen zu dem Ergebnis, dass große wissensbasierte Volkswirtschaften von KI überdurchschnittlich profitieren, wobei der Erfolg maßgeblich von der Geschwindigkeit der lokalen Wissensverbreitung abhängt. In diesem Zusammenhang warnen Aghion et al. (2017) vor einer größer werdenden globalen Divergenz, wenn der privilegierte Einsatz von KI aufseiten der Industrieländer das Wohlstandsgefälle zu weniger entwickelten Ländern noch weiter verstärkt.

<sup>4</sup> Unter Kollusion wird typischerweise ein Marktergebnis verstanden, bei dem Unternehmen durch eine Form von Koordinierung höhere Gewinne als im Wettbewerb erzielen, indem sie etwa Preise oder Mengen koordinieren. Kollusives Verhalten geht daher zulasten der Nachfrager und ist aus gesamtgesellschaftlicher Sicht unerwünscht (Monopolkommission 2018).

## Abschließende Betrachtung

Das Thema KI ist in der wirtschaftswissenschaftlichen Debatte angekommen und erfreut sich zunehmender Beliebtheit. Das zeigt nicht nur die hohe Anzahl an Arbeiten und Studien, die jüngst veröffentlicht wurden, sondern vor allem auch der Kampf um die Deutungshoheit in der wissenschaftlichen Auseinandersetzung mit Künstlicher Intelligenz. Eben diese Charakteristik – als noch sehr junges Thema der wirtschaftswissenschaftlichen Forschung und die kontroverse Auseinandersetzung mit diesem – erklärt die (noch) große Diskrepanz in den Einschätzungen und Ergebnissen. Dennoch können einige erste Ergebnisse festgehalten werden:

Erstens: KI und mit dieser verknüpfte Technologien haben das Potenzial, die wirtschaftlichen Strukturen wesentlich zu verändern. Einerseits wird der Einsatz von KI in Verbindung mit weiteren Automatisierungen wie Industrierobotern negative Effekte auf die Beschäftigung haben. Andererseits können jedoch neue, KI-basierte Produkte, Anwendungen und Geschäftsmodelle Wachstums- und Beschäftigungsimpulse geben, die Stellenabbau in anderen Bereichen (über)kompensieren können.

Zweitens: Neben den prominenten Effekten von KI und Automatisierung auf die Beschäftigung und das Wirtschaftswachstum bzw. die Produktivität gibt es mehrere versteckte Auswirkungen, die nicht unbeachtet bleiben sollten. So sind negative Effekte auf die Einkommens- und Vermögensverteilung sowie beim Wettbewerb nicht auszuschließen. Beide Bereiche bieten starkes (soziales) Konfliktpotenzial und sollten deshalb vermehrt im Fokus der Debatte stehen.

Drittens: Es erscheint sinnvoll, potenziell negative Auswirkungen durch wirtschaftspolitische Maßnahmen frühzeitig aufzufangen, ohne jedoch dabei die Entwicklung von KI selbst zu begrenzen. In diesem Zusammenhang werden Maßnahmen wie Bildungsinvestitionen (Prettner/Strulik 2017), die Besteuerung von Robotern (Guerreiro et al. 2017), die Stärkung traditioneller Sozialnetze oder auch die Einführung eines bedingungslosen Grundeinkommens (Furman 2017) diskutiert.

## Literaturverzeichnis

- Accenture Report (2016): **Why Artificial Intelligence is the future of growth**. Accenture Report.
- Acemoglu, D. und Restrepo, P. (2017): **Robots and Jobs: Evidence from US Labor Markets**. NBER Working Paper 23285.
- Acemoglu, D. und Restrepo, P. (2018): **Artificial Intelligence, Automation and Work**. NBER Working Paper 24196.
- Aghion, P., Jones, B. F., Jones, Ch. (2017): **Artificial Intelligence and Economic Growth**, NBER Working Paper No. 23928.
- Agrawal, A., McHale, J., Oettl, A. (2018): **Finding Needles in Haystacks: Artificial Intelligence and Recombinant Growth**. NBER Working Paper.
- Andre, Q. et al. (2017): **Consumer Choice and Autonomy in the Age of Artificial Intelligence and Big Data**. Springer.
- Bessen, J. (2017): **Automation and Jobs: When Technology Boosts Employment**, Boston University School of Law: Law & Economics Paper No. 17-09.
- Bessen, J. (2018): **AI and Jobs: the role of demand**. NBER Working Paper No. 24235.
- Bloom, D. E., McKenna, M. J. und Prettnner, K. (2018): **Demography, Unemployment, Automation, and Digitalization: Implications for the Creation of (Decent) Jobs, 2010–2030**. International Social Security Review.
- Bonin, H., Gregory T. und Zierahn U. (2015): **Übertragung der Studie von Frey/Osborne (2013) auf Deutschland**. Bundesministerium für Arbeit und Soziales, Mannheim.
- Brynjolfsson, E., Rock, D., Syverson, Ch. (2017): **Artificial Intelligence and the Modern Productivity Paradox: A Clash of Expectations and Statistics**, NBER Working Paper No. 24001.
- Cockburn, I. M., Henderson, R., Stern, S. (2018): **The Impact of Artificial Intelligence on Innovation**, NBER Working Paper No. 24449.
- Dauth, W., Findeisen, S. Suedekum, J. und Woessner, N. (2017): **German Robots – The Impact of Industrial Robots on Workers**. CEPR Discussion Paper 12306.
- Dengler, K. und Matthes, B. (2018): **Substituierbarkeitspotenziale von Berufen: Wenige Berufsbilder halten mit der Digitalisierung Schritt**. IAB-Kurzbericht 04/2018, Nürnberg.
- Frey, C. B. und Osborne, M. A. (2013): **The Future of Employment: How Susceptible Are Jobs to Computerization?** University of Oxford.
- Frey, C. B. und Osborne, M. A. (2017): **The Future of Employment: How Susceptible Are Jobs to Computerisation?** Technological Forecasting and Social Change 114(C): 254–280.
- Furman, J. (2017): **Should We Be Reassured If Automation in the Future Looks Like Automation in the Past?** Harvard Kennedy School and Peterson Institute for International Economics, December 22, 2017.
- Geiger, N., Prettnner, K., Schwarzer, J. (2018): **Automatisierung, Wachstum und Ungleichheit**. Hohenheim Discussion Papers in Business, Economics and Social Science.
- Goldfarb, A., Treffler, D. (2018): **AI and International Trade**, NBER Working Paper No. 24254.
- Goolsbee, A. (2018): **Public Policy in an AI economy**, NBER Working Paper No. 24653.

- Gordon, R. J. (2016): **The Rise and Fall of American Growth: The U.S. Standard of Living since the Civil War**. Princeton: Princeton University Press.
- Graetz, G. and Michaels, G. (2015): **Robots at Work**, Centre for Economic Performance Discussion Paper No. 1335.
- Guerreiro, J., Rebelo S. und Teles, P. (2017): **Should robots be taxed?** NBER Working Paper 23806.
- Heinen, N., Heuer, A., Schautschick, Ph. (2017): **Künstliche Intelligenz und der Faktor Arbeit: Implikationen für Unternehmen und Wirtschaftspolitik**. Wirtschaftsdienst Nr.10, S. 714-720.
- Korinek, A., Stiglitz, J. (2018): **Artificial Intelligence and its implications for income distribution and unemployment**, NBER Working Paper No. 24174.
- McKinsey Global Institute (2017): **A Future that works: Automation, Employment, and Productivity**. McKinsey & Company, Research Insight Impact.
- McKinsey Global Institute (2018): **Notes form the AI frontier – insights from hundreds of use cases**. McKinsey & Company, Discussion Paper.
- Milgrom, P. R., Tadelis, S. (2018): **How Artificial Intelligence and Machine Learning Can Impact Market Design**, NBER Working Paper No. 24282.
- Monopolkommission (2018): **Wettbewerb 2018 – XXII. Hauptgutachten der Monopolkommission**. Nomos-Verlag, Baden-Baden.
- Nedelkoska, L. und Quintini, G. (2018): **Automation, Skills Use and Training**. OECD Social, Employment and Migration. Working Papers No. 202, Paris.
- OECD (2017): **OECD Digital Economy Outlook 2017, Chapter 7 Technology Outlook**. OECD Publishing, Paris, S. 293-321.
- OECD (2018): **Putting faces to the jobs at risk of automation**. OECD Policy Brief, Paris.
- Peitz, D. (2018): **„Der Mensch muss der Maschine eigentlich vertrauen“**. Zeit Online [letzter Zugriff: 10.08.2018].
- Prettner, K. und Strulik, H. (2017): **The Lost Race Against the Machine: Automation, Education, and Inequality in an R&D-Based Growth Model**. cege Discussion Paper 329.
- PwC (2017): **Sizing the price: What's the real value of AI for your business and how can you capitalise?** PwC's Global Artificial Intelligence Study.
- Rivenson, Y., Zhang, Y., Günaydın, H., Teng, D. und Ozcan, A. (2017): **Phase recovery and holographic image reconstruction using deep learning in neural networks**. Light: Science & Applications accepted article preview, doi: 10.1038/lsa.2017.141.
- Russell, S. J., Norvig, P. (1995): **Artificial Intelligence: A Modern Approach**. Prentice Hall.
- Seamans, R. und Raj, M. (2018): **AI, Labor, Productivity and the Need for Firm-Level Data**. NBER Working Paper No. 24239.
- Solow, R. M. (1987): **We'd Better Watch Out**. New York Times Book Review.