

Projekt "Automatisierungsgrade systematisch erfassen"

Abstract

Die zukünftige Produktivitätsentwicklung ist eine Schlüsselgröße der ökonomischen und sozialen Entwicklung. Ihr wesentlicher Treiber in den letzten 250 Jahren war die Ersetzung menschlicher Arbeit durch Funktionen von Maschinen, wodurch die notwendige Arbeitszeit für die Herstellung vieler Güter und Dienste dramatisch gesunken ist. Heute ist einerseits das Rätselraten in der Wissenschaft um zukünftige Produktivitätspotenziale groß. Andererseits eröffnet die Digitalisierung unverkennbar neue Möglichkeiten der Automatisierung von Tätigkeiten, die bisher einer Automatisierung nicht zugänglich erschienen. Eine Einschätzung über das zukünftige Produktivitätspotenzial ließe sich aus der Kenntnis des Automatisierungsgrades heutiger Herstellprozesse und ihrer zukünftigen Automatisierungspotenziale erschließen.

Der heutige Stand der Automatisierung kann jedoch global oder selbst nur in den entwickeltesten Ländern nur schwer beziffert werden. Wesentliche Kernfragen können heute weitgehend nur als 'educated guess' beantwortet werden, da die Qualität der Empirie zu den aktuellen und Schätzungen zu zukünftigen Automatisierungsgraden dürftig ist.

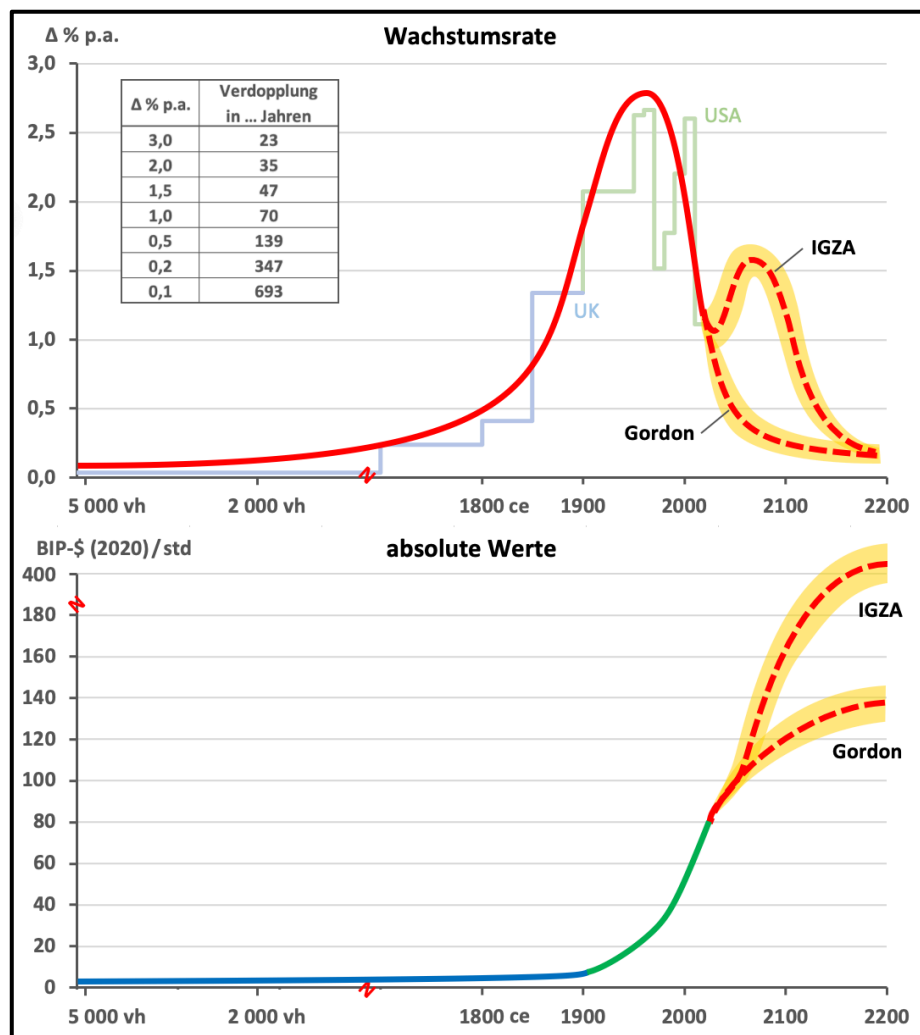
In diesem Papier wird ein Projekt skizziert, das zum Ziel hat, die empirische Basis zur Entwicklung der Automatisierungsgrade und zukünftiger Potenziale zu verbessern. Vorgeschlagen wird die Gründung einer **open source Online-Plattform zu historischen, heutigen und zukünftigen Automatisierungsgraden** - direkt oder indirekt abgeleitet aus Notwendigen Arbeitszeiten für bestimmte Tätigkeiten und Produkte -, auf der systematisch und strukturiert aktuelle Forschungsergebnisse gesammelt werden. Inhalte beitragen kann aufgrund des open source-Ansatzes jede und jeder, die/der sich mit Fragen der Automatisierung empirisch beschäftigt. Das Kernteam hinter der Plattform setzt sich mit methodischen Fragen auseinander und diskutiert (Zwischen-)Ergebnisse. Aus der Gesamtschau der vielen Einzeldaten ("Mosaiksteine") soll sich ein Gesamtbild der historischen Entwicklung und der Potenziale der Automatisierung für die unterschiedlichen Sektoren der Arbeit ergeben.

Motivation

Die charakteristische Entwicklung der Produktivität mit dem ersten, kleinen Schub um den **Faktor x3 vor etwa 5 000 Jahren** (siehe MM, Bd. 2) und dem großen Sprung auf den **Faktor x90 seit Beginn der kapitalistischen Epoche** ist eine zentrale Größe für das Verständnis der Geschichte und Zukunft der Arbeit als Teil der Menschheitsgeschichte.

Die historisch einmalige, regelrechte Explosion der Produktivität seit etwa 250 Jahren beruht im Kern auf der **Substitution menschlicher Arbeit durch Maschinen** durch die innere Wettbewerbsdynamik einer kapitalistischen Marktwirtschaft. Vom "Maschinenzeitalter" zu sprechen, trifft daher einen wesentlichen Kern der neuen Zeit seit 1800.

Bild 1: Produktivitätsentwicklung im historischen Verlauf, reales BIP je Arbeitsstunde, Most-Advanced



Most-Advanced, blau: UK (1700 – 1900); grün: USA (1900 – 2020); rot, vor 2020: Trend (polynomisch), nach 2020: hypothetischer Verlauf. Darstellung in Anlehnung an Gordon (2012, Fig. 2). Q: Eigene Darstellung. Quellen und Anmerkungen siehe MM Bd. 7, Bild 84.

Die Frage, wie es mit der Produktivitätsentwicklung im 21. Jahrhundert weitergeht, wurde in den Wirtschafts- und Sozialwissenschaften in den letzten 20 Jahren intensiv diskutiert, ist jedoch im Ergebnis unentschieden. Ziehen die Produktivitätszuwächse mit Digitalisierung mit Computer, Internet und Künstlicher Intelligenz nochmal an oder ist das produktive Potenzial der Digitalisierung bereits weitgehend erschöpft?

Die Gordon'sche Glockenkurve in Bild 1 stellt die Produktivitätsexplosion der letzten 250 Jahre dar. In der Spitze erreichten die jährlichen Wachstumsraten der Arbeitsproduktivität über 2,5 Prozent. 2,5 Prozent scheinen nicht aufregend; allerdings bedeuten sie eine Verdopplung der Produktionsmenge pro Stunde in 28 Jahren, das heißt innerhalb eines Jahrhunderts um das 16-Fache! Solche Raten hat es in allen vergangenen Jahrtausenden nicht gegeben. Der jährliche Zuwachs vor 1800 lag im langjährigen Durchschnitt unter 0,1 Prozent und war praktisch für eine lebende Generation kaum spürbar.

Aufgrund abgeflachter Wachstumsraten der Arbeitsproduktivität in mehreren OECD-Ländern seit Beginn des Jahrhunderts sind viele Ökonomen verunsichert oder skeptisch, ob das Tempo wieder anzieht (u.a. Summers 2015, Eichengreen 2015, Gordon 2016, Hein 2016, Summers 2018, Borsato 2021, Petach/Tavani 2021, Cruz/Tavani 2023). Gordon beispielsweise geht davon aus, dass die großen historischen Produktivitätspotenziale gehoben sind und die jährlichen Wachstumsraten sich allmählich dem vorindustriellen Niveau annähern. Das Potenzial der Digitalisierung hätte sich in den überdurchschnittlichen Wachstumsraten der USA in den 1990er Jahren bereits niedergeschlagen und sei, bis auf ein bisschen Entertainment und Multimedia, im Prinzip erschöpft (Gordon 2016, 579ff). Die Position des IGZA hingegen ist die Vorstellung einer ›Halbzeit‹, das heißt, wir sind noch inmitten dieses einmaligen historischen Vorgangs. Unsere Hypothese ist, dass das Potenzial vorhanden ist, dass es in den nächsten 100 Jahren noch einen zweiten ›Höcker‹ der Gordon'schen Produktivitätskurve aus Bild 1 geben wird.¹ Diese Hypothese ergibt sich nicht aus ökonometrischen Wachstumsmodellen, sondern aus dem historischen Zusammenhang von Automatisierungsgrad und Produktivitätsentwicklung. Dazu sind zwei Fragen zu beantworten:

- Die erste Frage ist, wie hoch ist die Produktivität heute? Wie viel menschliche Arbeitszeit steckt in einem Produkt, dem Output eines Wirtschaftszweigs oder einer Volkswirtschaft?
- Die zweite Frage ist, wie viel dieser Arbeitszeit kann in den nächsten Jahren und Jahrzehnten realistischerweise durch Funktionen von Maschinen übernommen werden? Wie hoch ist beispielsweise das Potenzial der Digitalisierung auf Basis der Informations- und Kommunikationstechnik? Für vergleichende Analysen liefert die sektor- oder produktspezifische Produktivität keinen gemeinsamen Maßstab für die

¹ Aufgrund des heute höheren bereits erreichten Produktivitätsniveaus entspricht auch ein 'kleinerer' Höcker der Wachstumsraten in der 'Zweiten Halbzeit' großen absoluten Zuwächsen, wie der untere Teil der Grafik zeigt.

Automatisierungspotenziale. Die gemeinsame Maßeinheit ist der Automatisierungsgrad. In der Industrie liegt dieser heute bestenfalls bei 50 %. Die Digitalisierung eröffnet neue Möglichkeiten für eine Steigerung des Automatisierungsgrades im Bereich der Maschinensteuerung, der Instandhaltung und Qualitätssicherung, der Fabriksteuerung und Logistik bis hin zum Management und den indirekten Bereichen des Unternehmens. Schaut man auf die nächsten 50 Jahre, scheint die Chance einer weitgehenden Ausschöpfung der übrigen 50 %, vielleicht in Richtung 80 bis 90 %, nicht unrealistisch. Im Bereich der "Dienstleistungen", konkret der persönlichen Dienste, des Wissens und der Kultur (DWK) ist die Ausgangslage eine andere. Diese Tätigkeiten weisen heute einen geringen Automatisierungsgrad auf. Sie galten noch bis vor wenigen Jahren als schwer bis gar nicht automatisierbar. Dies könnte sich mit der Digitalisierung ändern, die neue Potenziale einer Automatisierung bzw. Teil-Automatisierung aufschließt.

Kurzum: Um die Produktivitätspotenziale der nächsten Jahrzehnte einschätzen zu können, wäre eine gute Empirie zum Stand der Automatisierungsgrade in den einzelnen Sektoren der Arbeit notwendig. Der heutige Stand der Automatisierung kann allerdings global oder selbst nur in den entwickeltesten Ländern schwer beziffert werden. Die Empirie zu diesem außerordentlich wichtigen Thema ist überraschenderweise eher beschränkt. Wesentliche Kernfragen - Wie hoch ist heute der Automationsgrad in den verschiedenen Sektoren? Wie hat er sich entwickelt? Welche Potenziale gibt es für die absehbare nähere und mittlere Zukunft? - können heute weitgehend nur als 'educated guess' beantwortet werden, da die Qualität der Empirie zu den aktuellen und Schätzungen zu zukünftigen Automatisierungsgraden bedauerlich dürftig ist.

Es fehlt nicht nur an belastbaren Zahlen, die über qualitative Einzelfälle oder Schlaglichtstudien (meist von Beratungsunternehmen) hinausgehen, sondern auch an brauchbaren, aktuellen Systematiken der Erfassung, weil die Forschung dazu, die in den 1950er und 1960er Jahren einen Höhepunkt erlebte, nur noch ein Schattendasein fristet. Die Unsicherheiten und damit die Bandbreite möglicher zukünftiger Entwicklungen sind deshalb groß. Die meisten Ökonomen beschäftigen sich lieber mit komplexen Modellen als mit historischer Empirie. In der Soziologie liegt der Fokus eher auf qualitativen Fallstudien, an quantitativen Arbeiten und übergreifenden Zusammenfassungen mangelt es (siehe Anhang A für einen Überblick zu ausgewählten aktuellen Studien).

Die Empirie dazu ist dringend zu ermitteln. Sie zusammenzutragen, ist ein wesentlicher Forschungsauftrag an alle, die sich mit der Zukunft der Arbeit, Technikeinsatz und möglichen Produktivitätseffekten beschäftigen. Dazu möchten wir mit dem "Berliner/ Frankfurter/ ... Tableau" einen gemeinschaftlichen Beitrag leisten.

Erkenntnisinteresse, Projekt- und Forschungsdesign

Erkenntnisinteresse ist die empirische Erfassung des

- **heutigen Stands der Automatisierung in den verschiedenen Sektoren inkl. des historischen Verlaufs und der**
- **zukünftigen Potenziale weiterer Automatisierung im "Zweiten Maschinenzeitalter" (Zeithorizont etwa 2070).**

Dazu soll langfristig eine offene **Online-Plattform** entstehen, in der relevante Veröffentlichungen systematisch gesammelt und abgelegt werden und auf der alle interessierten Forscherinnen und Forscher Beiträge aus ihrer eigenen Forschung einbringen können. So könnte nach und nach eine Sammlung vieler "Mosaiksteine" und aus deren Summe ein Gesamtbild entstehen.

Auf der Online-Plattform werden zwei zentrale Inhalte gesammelt:

- **Datenbank mit notwendigen Arbeitszeiten und Automationsgraden** für bestimmte Tätigkeiten und typische Produkte für verschiedene Sektoren der Arbeit. Der Automationsgrad kann entweder direkt oder indirekt aus den Daten zur notwendigen Arbeitszeit bestimmt werden. Die Empirie zu notwendigen Arbeitszeiten kann anknüpfen an die historischen Daten des Kölner Tableaus (siehe Anhang). Diese Basis soll durch eigene Forschungsprojekte ergänzt und um zukünftige Potenziale ergänzt werden.

'Tableau'

Auf der folgenden Seite ist die Struktur einer solchen Datenbank skizziert, unterschieden nach den notwendigen Arbeitszeiten für einzelne Tätigkeiten (bestimmte Teile der Fertigungskette) und Produkte (gesamte Fertigungskette).

- **Literatursammlung mit den relevantesten Publikationen**, die zum besseren Verständnis der heutigen Automatisierungsgrade und der zukünftigen Potenziale beitragen. Dies können einschlägige Studien zum Thema sein, aber auch bisher unveröffentlichtes Material aus der empirischen Arbeit, z. B. anonymisierte Expertengespräche, die wertvolle Hinweise liefern, aber - aus welchen Gründen auch immer - keinen Eingang in eine Veröffentlichung gefunden haben.

Neben der empirischen Arbeit ist eine tiefe Durchdringung des Themas in Vorarbeiten und begleitender Auseinandersetzung erforderlich. Dazu können in sinnvollen Abständen **Methodenpapiere** veröffentlicht werden, in denen wesentlich Fortschritte dokumentiert und Definitionen festgelegt werden.

Auf regelmäßigen **Konferenzen** sollen die zentralen Ergebnisse sowie der allgemeine Projektfortschritt und kommende Schwerpunkte vorgestellt und diskutiert werden.

Bild 2: Datenbank - Aufbau des 'Tableaus' (Skizze)

a) Notwendige Arbeitszeit für bestimmte Tätigkeiten, d. h. einzelne Teile der Fertigungskette

TÄTIGKEIT	Jahr	Notw. AZ	Beschreibung	Automationsgrad	Quelle
Spinnen: 1 m Garn mittlerer Qualität	bis 1800	238,1 std pro kg Garn	Handspindel, mittlere Garnqualität, Stärke des Garns: 17m/g, Stärke der Drehung des Garns: 360 Drehungen pro m, Frequenz 70 pro Minute, max. Arbeitsleistung: 424 m pro Stunde, durchschnittliche Arbeitsleistung pro Stunde: 300 m Produktivität: 4,2 g/std	0 % Rechnerisch bestimmt, Referenz: Handarbeit 238,1 std.	Bohnsack (2002: Tabelle 4, Tabelle 8)
Spinnen: 1 m Garn mittlerer Qualität	1840	2,8 std pro kg Garn	Wagenspinner, Halbselbfaktor Mule-Jenny, Spinnerei Trumau, mit Wasserkraft, 1000 Spinnmaschinen, 20 Beschäftigte, 7,200 kg	98,8 % Rechnerisch bestimmt, Referenz: Handarbeit 238,1 std.	Bohnsack (2002: Tabelle 8)
Roh-Karosserie (Karobau): Zusammenbau von 1 Karosserie*	1970	6,5 std pro Karosserie	Herstellungszeit einer Karosserie im Karosseriebau Werk Z, x Roboter, y Beschäftigte (VZÄ) > 3 467 von 5 000 Fügeäquivalenten durch Maschinen.	63 % empirischer Wert (auf Basis der Fügeäquivalente)	Buch A (Jahr: Seite)
Roh-Karosserie (Karobau): Zusammenbau von 1 Karosserie*	2023	---	Herstellungszeit einer Karosserie im Karosseriebau Werk Z, x Roboter, y Beschäftigte (VZÄ) > 6 443 von 7 000 Fügeäquivalenten durch Maschinen.	92 % empirischer Wert (auf Basis der Fügeäquivalente)	Aufsatz B (Jahr: Seite)
Roh-Karosserie (Karobau): Zusammenbau von 1 Karosserie*	2028	---	Planzahlen im Karosseriebau Werk C, Japan, x Roboter, y Beschäftigte (VZÄ) > 5 916 von 6 000 Fügeäquivalenten durch Maschinen.	98,6 % empirischer Wert (auf Basis der Fügeäquivalente)	Expertengespräch IGZA (01.04.2024), anonymisiert

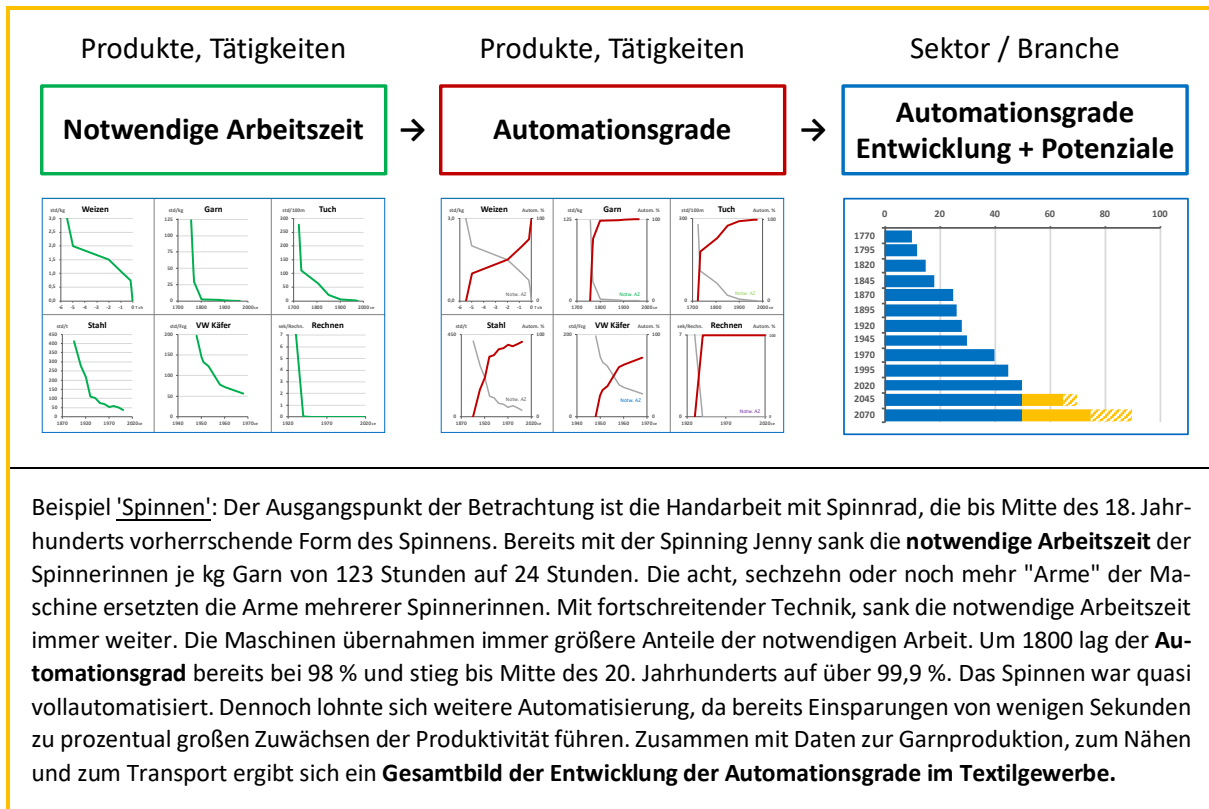
* fiktive Fälle zur Illustration der Bandbreite von Datenquellen.

b) Notwendige Arbeitszeit für bestimmte Produkte, d. h. gesamte Fertigungskette

PRODUKT	Jahr	Notw. AZ	Beschreibung	Automationsgrad	Quelle
1 kg Nägel	1890	27,2 min pro 1 kg Nägel	errechneter Wert auf Basis von Stundenlöhnen und Großhandelspreisen, USA; Referenz für die Handarbeit = frühester verfügbarer empirischer Wert = 27,2 Minuten	0 % rechnerisch bestimmt	IGZA (2023)
	1940	5,1 min pro 1 kg Nägel		81 % rechnerisch bestimmt	
	1969	3,9 min pro 1 kg Nägel		86 % rechnerisch bestimmt	
1 t Stahlschienen	1890	221 std pro 1 t Schienen	errechneter Wert auf Basis von Stundenlöhnen und Großhandelspreisen, USA; Referenz für die Handarbeit = frühester verfügbarer empirischer Wert = 221 Stunden	0 % rechnerisch bestimmt	IGZA (2023)
	1925	78 std pro 1 t Schienen		65 % rechnerisch bestimmt	
	1970	45 std pro 1 t Schienen		80 % rechnerisch bestimmt	
Waschen eines Hemds	um 1900	4 min pro Hemd	Addition der notwendigen Arbeitsschritte: Wasser holen und erhitzen (anteilig), Auf- und Abbau der Wascheräte (anteilig), Einweichen, manuelle Bearbeitung, Ausspülen, Aufhängen zum Trocknen und Abnehmen.	22 % Rechnerisch bestimmt, Referenz: Handarbeit 5,1 Minuten.	IGZA (2023)
1 kg Garn

Wichtig: Für alle Datenpunkte können optional weitere Informationen und Dokumente hinterlegt werden.

Bild 3: Zusammensetzung des 'Big Picture' aus vielen Mosaiksteinen



Beispiel 'Spinnen': Der Ausgangspunkt der Betrachtung ist die Handarbeit mit Spinnrad, die bis Mitte des 18. Jahrhunderts vorherrschende Form des Spinnens. Bereits mit der Spinning Jenny sank die **notwendige Arbeitszeit** der Spinnerinnen je kg Garn von 123 Stunden auf 24 Stunden. Die acht, sechzehn oder noch mehr "Arme" der Maschine ersetzten die Arme mehrerer Spinnerinnen. Mit fortschreitender Technik, sank die notwendige Arbeitszeit immer weiter. Die Maschinen übernahmen immer größere Anteile der notwendigen Arbeit. Um 1800 lag der **Automationsgrad** bereits bei 98 % und stieg bis Mitte des 20. Jahrhunderts auf über 99,9 %. Das Spinnen war quasi vollautomatisiert. Dennoch lohnte sich weitere Automatisierung, da bereits Einsparungen von wenigen Sekunden zu prozentual großen Zuwächsen der Produktivität führen. Zusammen mit Daten zur Garnproduktion, zum Nähen und zum Transport ergibt sich ein **Gesamtbild der Entwicklung der Automationsgrade im Textilgewerbe**.

Q: Eigene Darstellung.

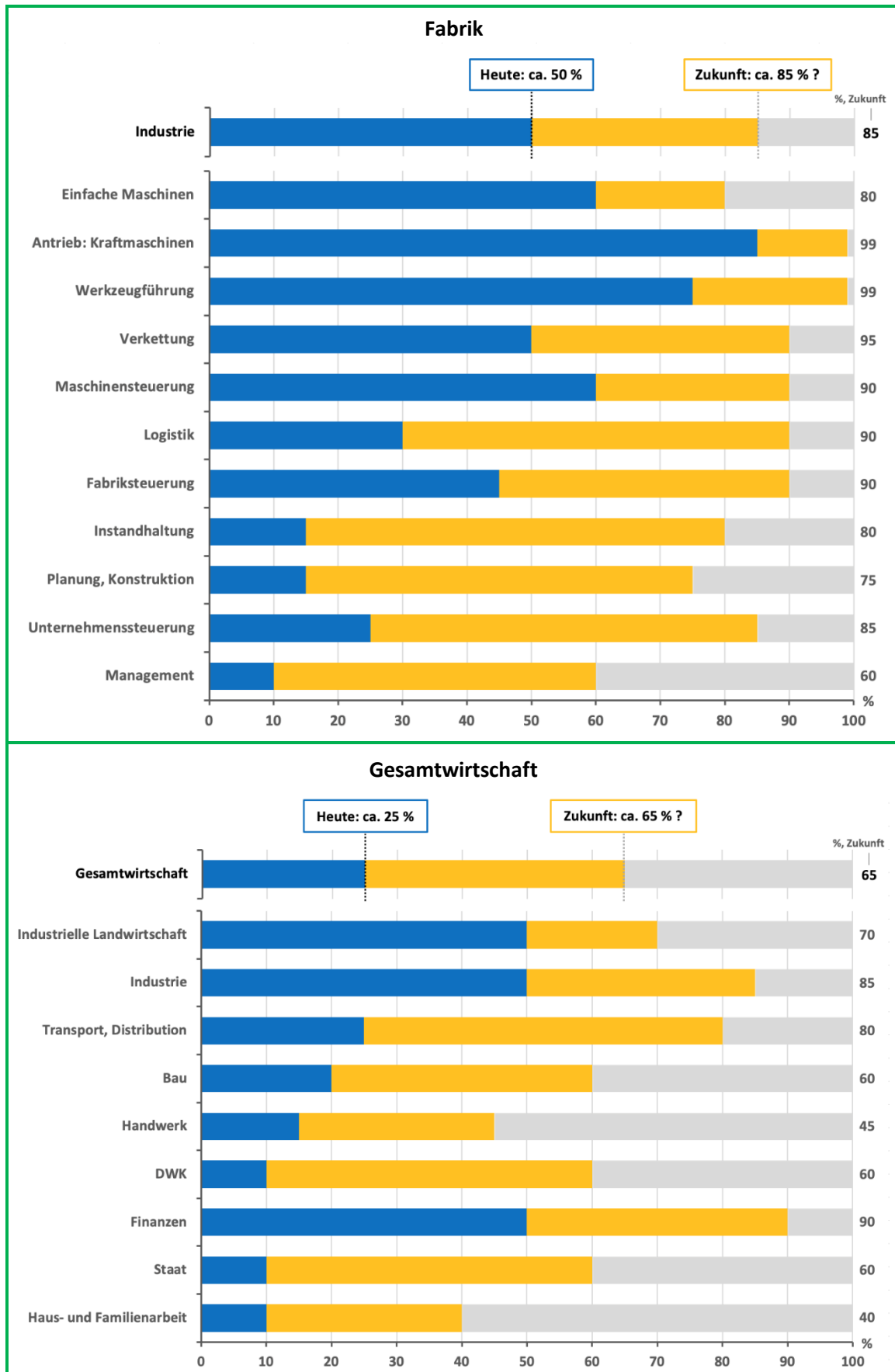
Die Daten des Tableaus zur **Notwendigen Arbeitszeit** liefern die Basis für die näherungsweise Bestimmung der **Automationsgrade**. Dazu ist jeweils die notwendige Arbeitszeit in Hand-/Kopfarbeit mit Werkzeugen für den gleichen Output die Referenz. Die prozentuale Einsparung von Arbeitszeit auf einer bestimmten Technikstufe gibt den Grad der Automatisierung an.

Aus der Gesamtschau der wesentlichen Produkte und zentralen Tätigkeiten eines Sektors oder einer Branche ergibt sich ein **Gesamtbild der Entwicklung und der Potenziale für die unterschiedlichen Sektoren** der Arbeit.

Wie ein solches Gesamtbild aussehen könnte, ist im folgenden Bild 4 dargestellt. Die Balken zeigen eine erste, vorsichtige Schätzung des heutigen Automationsgrades (blau) und der zukünftigen Potenziale bis etwa 2070 (gelb) auf Basis der dürftigen Empirie und dem fachlichen Austausch mit ExpertInnen. Die zukünftigen Potenziale sind zwischen Voll- und Teilautomatisierung unterschieden. Der heutige Stand zeigt, dass der Schwerpunkt der Automatisierung im "Ersten Maschinenzeitalter" bei den materiellen Prozessen lag, in denen große Teile der Arbeit heute durch Arbeits- und Kraftmaschinen übernommen werden. Im "Zweite Maschinenzeitalter" hingegen eröffnen sich auch in den 'indirekten Bereichen' der Fabrik sowie in Sektoren, die lange einer Automatisierung unzugänglich erschienen, neue Automatisierungspotenziale durch die Digitalisierung mit Computer, Internet und KI.

Dieses Bild mit mehr und besserer, belastbarer Empirie zu hinterlegen, ist das Ziel.

Bild 4: Automatisierungsgrade und Potenziale, Zielbild



Blau: Heute. Dunkelgelb: Längerfristiges Potenzial. Prozentangaben: in Vollautomatisierungsäquivalenten, Teilautomatisierungen gehen rechnerisch mit 50 % in den Automatisierungsgrad ein. Q: Eigene Darstellung.

Literatur

- Acemoglu, Daron / Autor, David / Hazell, Jonathan / Restrepo, Pascual (2022): Artificial Intelligence and Jobs: Evidence from Online Vacancies. *Journal of Labor Economics* 40 (1), 293-340.
- Acemoglu, Daron / Restrepo, Pascual (2018): Artificial Intelligence, Automation and Work. NBER Working Paper Series 24196.
- Acemoglu, Daron / Restrepo, Pascual (2019): Automation and New Tasks: How Technology Displaces and Reinstates Labor. *Journal of Economic Perspectives* 33 (2), 3-30.
- Acemoglu, Daron / Restrepo, Pascual (2022): Tasks, automation and the rise in US wage inequality. *Econometrica* 90 (5), 1973–2016.
- Albrecht, Thorben / Kellermann, Christian (2020). Künstliche Intelligenz und die Zukunft der digitalen Arbeitsgesellschaft: Konturen einer ganzheitlichen Technikfolgenabschätzung (Nummer 200). Hans Böckler Stiftung, Working Paper Forschungsförderung.
- Autor, David / Chin, Caroline / Salomons, Anna (2022): New Frontiers: The Origins and Content of New Work, 1940–2018
- Bauernhansl, Thomas (2023): Die Entwicklungsstufen der Digitalen Transformation. In: Bauernhansl, Thomas (Hrsg.): *Handbuch Industrie 4.0*. Springer, Wiesbaden. 3-11.
- Baumol, William J. (2012). *The Cost Disease. Why Computers Get Cheaper and Health Care Doesn't*. Yale University Press, New Haven.
- Baumol, William J. / Bowen, William G. (1966) *Performing Arts: The Economic Dilemma*. The Twentieth Century Fund, New York.
- Bohnsack, Almut (2002). *Spinnen und Weben. Entwicklung von Technik und Arbeit im Textilgewerbe*. Bramscher Schriften Band 3. Rasch, Bramsche.
- Borsato, Andrea (2021). Does the Secular Stagnation hypothesis match the data? Evidence from the USA. *Journal of Post Keynesian Economics*, 1-29.
- Briggs, Joseph / Kodnani, Devesh (2023): The Potentially Large Effects of Artificial Intelligence on Economic Growth. Goldman Sachs Global Economics Analyst. Online: <https://www.gspublishing.com/content/research/en/reports/2023/03/27/d64e052b-0f6e-45d7-967bd7be35fabd16.html> (letzter Abruf: 09.02.2024).
- Bright, James R. (1958) *Automation and Management*. Plimpton Press, Massachusetts.
- Bruhn, Manfred / Hadwich, Karsten (2020). Automatisierung und Personalisierung als Zukunftsdisziplinen des Dienstleistungsmanagements. *Automatisierung und Personalisierung von Dienstleistungen: Methoden–Potenziale–Einsatzfelder*, 3-44.
- Brynjolfson, Erik / Li, Danielle / Raymond, Lindsey (2023): *Generative AI at Work*. Working Paper.
- Brynjolfsson, Erik / McAfee, Andrew (2014). *The Second Machine Age – Work, Progress, and Prosperity in a Time of Brilliant Technologies*. W.W. Norton & Company, New York.

- Butollo, Florian / Feuerstein, Patrick / Krzywdzinski, Martin. (2021). Was zeichnet die digitale Transformation der Arbeitswelt aus? Ein Deutungsangebot jenseits von Großtheorien und disparater Empirie. *AIS-Studien*, 14(2), 27-44.
- Butollo, Florian / Jürgens, Ulrich / Krzywdzinski, Martin. (2018). Von Lean Production zur Industrie 4.0: Mehr Autonomie für die Beschäftigten?. *ais-Studien*, 11(2), 75-90.
- Cazzaniga, Mauro / Jaumotte, Florence / Li, Longji / Melina, Giovanni / Panton, Augustus J. / Pizzinelli, Carlo / Rockall, Emma / Tavares, Marina M. (2024): Gen-AI: Artificial Intelligence and the Future of Work. IMF Staff Discussion Note SDN2024/001
- Cruz, Manuel D. / Tavani, Daniele (2023). Secular stagnation: a Classical–Marxian view. *Review of Keynesian Economics*, 11(4), 554-584.
- Eichengreen, Barry (2015). Secular stagnation: the long view. *American Economic Review*, 105(5):66–70.
- Felten, Edward / Raj, Manav / Seamans, Robert (2021): Occupational, industry, and geographic exposure to artificial intelligence: A novel dataset and its potential uses. *Strategic Management Journal* 42, 2195–2217.
- Felten, Edward / Raj, Manav / Seamans, Robert (2023): Occupational Heterogeneity in Exposure to Generative AI. Working Paper.
- Frey, Carl Benedikt / Osborne, Michael (2013): *The Future of Employment*. Oxford, Oxford Martin School.
- Frohm, Jörgen / Lindström, Veronica / Stahre, Johan / Winroth, Mats. (2008). Levels of automation in manufacturing. *Ergonomia-an International journal of ergonomics and human factors*, 30(3).
- Gordon, Robert J. (2012). Is US Economic Growth over? Faltering Innovation Confronts the Six Headwinds. NBER Working Paper 18315. <http://www.nber.org/papers/w18315> (11.10.2022).
- Gordon, Robert J. (2016). *The Rise and Fall of American Growth. The U.S. Standard of Living since the Civil War*. Princeton University Press.
- Grymek, Pawel / Berg, Janine / Bescond, David (2023): Generative AI and jobs: A global analysis of potential effects on job quantity and quality. ILO Working Paper 96.
- Hein, Eckhard (2016). Secular stagnation or stagnation policy? A post-Steindlian view. *European Journal of Economics and Economic Policies: Intervention*, 13(2):160–171.
- Hirsch-Kreinsen (2023). Artificial intelligence: a “promising technology”. In: *AI & Society 2023*.
- Hirsch-Kreinsen (2023). Industry 4.0: Options for human-oriented work design. In: *Sci, Special Issue ‘Industry 4.0 – The Global Industrial Revolution: Achievements, Obstacles and Research Needs for the Digital Transformation of Industry’*, 5 (1), 9.
- Hirsch-Kreinsen / Karacic, Anemarie (2019, Hrsg.): *Autonome Systeme und Arbeit. Perspektiven, Herausforderungen und Grenzen der Künstlichen Intelligenz in der Arbeitswelt*. transcript, Bielefeld 2019
- Hirsch-Kreinsen, Hartmut (2020). *Digitale Transformation von Arbeit: Entwicklungstrends und Gestaltungsansätze*. Kohlhammer, Stuttgart.

- Holst, Hajo / Aoki, Katsuki / Herrigel, Gary / Jürgens, Ulrich / Mokudai, Takefumi / Müller, Marvin Schaede, Carsten / Schröder, Martin / Sinopol, Robert (2020). Zeitschrift für wirtschaftlichen Fabrikbetrieb 115 (9), 629-633.
- IGZA (2017). Geschichte und Zukunft der Produktivität: Ende oder Halbzeit eines großen Spiels? Arbeitspapier #3.
- IGZA (2023). Matrix der Arbeit - Materialien zur Geschichte und Zukunft der Arbeit. 7 Bände: Bd. 1: Einleitung / Frühgeschichte der Arbeit, Bd. 2: Die Agrikulturrepoche, Bd. 3: Kapitalistische Marktwirtschaft und Produktionsweise, Bd. 4: Zukunft der Arbeit / Synthese, Bd. 5 + 6: Große Trends, Bd. 7: Datenhandbuch. J. H. W. Dietz, Bonn.
- Jürgens, Ulrich (2023): Automatisierung und Arbeit in der Automobilindustrie. Von Henry Ford zur Industrie 4.0. Nomos, Baden-Baden.
- Kämpf, Tobias / Langes, Barbara (2021). Künstliche Intelligenz in der digitalen Arbeitswelt - Erste Befunde einer empirischen Bestandsaufnahme. DENK-doch-MAL. de Online Magazin, 3, 2021.
- Kämpf, Tobias / Langes, Barbara / Schatilow, Lars / Gergs, Hans-Joachim (2023, Hrsg.): Human Friendly Automation. Arbeit und Künstliche Intelligenz neu denken. Frankfurter Allgemeine Buch, Frankfurt am Main.
- Kärcher, Susann / Grabi, Florian / Maier, Julian / Cuk, Emir / Bauernhansl, Thomas (2020). Automatisierte Montageanalyse und-ablaufplanung.
- Kellermann, Christian (2022): The Future of the Digital Work-Oriented Society. In: F. Schmiedchen et al. (Hg.), Compendium of Digitalisation, Digital Networks, and Artificial Intelligence, 231-240.
- Krzywdzinski, Martin (2020): Automatisierung, Digitalisierung und Wandel der Beschäftigungsstrukturen in der Automobilindustrie: Eine kurze Geschichte vom Anfang der 1990er bis 2018. WZB Discussion Paper, No. SP III 2020-302.
- Krzywdzinski, Martin (2022): Toward a Socioeconomic Company-Level Theory of Automation at Work. Weizenbaum Journal of the Digital Society 2 (1), 1-28.
- Lassébie, Julie / Quintini, Glenda (2022): What skills and abilities can automation technologies replicate and what does it mean for workers? New evidence OECD Social, Employment and Migration Working Papers No. 282.
- Marsh, Robert M. / Mannari, Hiroshi (1981). Technology and size as determinants of the organizational structure of Japanese factories. Administrative science quarterly, 33-57.
- McKinsey & Company (2017): A future that works. Automation, employment and production. McKinsey Global Institute.
- McKinsey & Company (2018): Skill shift. Automation and the future of the workforce. McKinsey Global Institute Discussion Paper.
- McKinsey & Company (2023): The economic potential of generative AI. The next productivity frontier.

- Naveed, Amjad / Wang, Cong (2023). Innovation and labour productivity growth moderated by structural change: analysis in a global perspective. *Technovation*, 119, 102554.
- Nof, Shimon F. (2009, Hrsg.) Springer Handbook of Automation. 1. Auflage. Springer, Heidelberg.
- Nof, Shimon F. (2023, Hrsg.) Springer Handbook of Automation. 2. Auflage. Springer, Heidelberg.
- Officer, Lawrence H. / Williamson, Samuel H. (2022). Annual Wages in the United States, 1774-Present. Measuring Worth. <https://www.measuringworth.com/datasets/uswage/> (12.10.2022).
- Petach, Luke / Tavani, Daniele (2021). Income shares, secular stagnation and the long-run distribution of wealth. *Metroeconomica*, 71(1), 235–255.
- Pizzinelli, Carlo / Panton, Augustus / Tavares, Marina M. / Cazzaniga, Mauro / Li, Longji (2023): Labor Market Exposure to AI: Cross-country Differences and Distributional Implication. IMF Working Paper 23/216.
- Ruff, Heath A. / Narayanan, Sundaram / Draper, Mark H. (2002). Human interaction with levels of automation and decision-aid fidelity in the supervisory control of multiple simulated unmanned air vehicles. *Presence*, 11(4), 335-351.
- Sheridan, Thomas B. (1980). Computer control and human alienation. *Technology review*, 83(1), 61.
- Summers, Larry H. (2015). Demand side secular stagnation. *American Economic Review*, 105(5):60–65.
- Summers, Larry H. (2018). Setting The Record Straight On Secular Stagnation. *Social Europe*, 7.
- Theurer, Christian P. / Tumasjan, Andranik / Welpel, Isabell M. (2018). Contextual work design and employee innovative work behavior: When does autonomy matter?. *PloS one*, 13(10), e0204089.
- Ulrich, Erhard (1968). Stufung und Messung der Mechanisierung und Automatisierung. *MittAB*, 2(1968), 24.
- US Census Bureau (1975). Historical Statistics of the United States, Colonial Times to 1970; and Current Population Reports, Series P-23, Ancestry and Language in the United States: November 1979. US Department of Commerce, Washington D.C.
- Webb, Michael. (2020): The Impact of Artificial Intelligence on the Labor Market. Working Paper.
- World Economic Forum (2023): Future of Jobs Report 2023.