

Gute Arbeit als Voraussetzung für produktive Arbeit mit KI

Von Christian Kellermann und Tobias Kämpf

1. Einleitung: Die verkehrte Kausalität im herrschenden Produktivitätsdiskurs

Die ökonomische und politische Debatte über Künstliche Intelligenz ist in hohem Maße von einer bestimmten Kausalvorstellung geprägt. KI gilt als exogener Produktivitätstreiber, der automatisch Effizienzgewinne erzeugt, die sich in wirtschaftlichem Wachstum, höheren Löhnen und gesellschaftlichem Wohlstand niederschlagen. Unternehmensberatungen versprechen jährliche KI-induzierte Produktivitätssteigerungen von bis zu drei Prozent. Politische Entscheidungsträger hoffen, dass KI den demografischen Wandel ausgleichen und das Wirtschaftswachstum wiederbeleben werde (Herr, Kellermann & Nettekoven, 2026). Seit dem Aufstieg generativer KI-Systeme wie ChatGPT haben diese Erwartungen nochmals neuen Auftrieb erhalten. Beratungsunternehmen versprechen nicht weniger als einen grundlegenden „next productivity frontier“ in der Wirtschaft (Chui et al., 2023). Diese Erwartungen beanspruchen, Investitionsentscheidungen, industriepolitische Programme und betriebliche Strategien der KI-Einführung zu prägen. Ob sie es tatsächlich tun und mit welchen Ergebnissen, ist eine empirische Frage, die dieser Beitrag aufwirft.

Schon beim Übergang von der populären zur wissenschaftlichen Debatte wird das Bild erheblich differenzierter. Auf der einen Seite stehen technizistische Heilserwartungen und dystopische Untergangsszenarien, während die empirische Forschungslandschaft ein deutlich nüchterneres Bild zeichnet. Studien auf Makro- und Sektorebene verzeichnen allenfalls moderate Produktivitätseffekte. Klare mikroökonomische Vorteile auf der Ebene einzelner Tätigkeiten schlagen sich kaum in makroökonomisch messbaren Aggregaten nieder. Das ist ein Phänomen, das in der Makroökonomie als „KI-Produktivitätsparadoxon“ bezeichnet wird (Kellermann & Markert 2023; vgl. dazu auch Butollo 2026).¹ Daron Acemoglu (2024) schätzt, dass

1 Diese Struktur ist nicht ohne historisches Pendant, denn auch der New-Economy-Boom der späten 1990er Jahre wurde zunächst als epochaler Produktivitätssprung ge-

die Gesamtfaktorproduktivität durch KI über zehn Jahre um nicht mehr als 0,66 Prozent steigen dürfte.

Dieser Beitrag stellt eine weitergehende Gegenthese auf: Nicht KI erzeugt automatisch produktive Arbeit, sondern gute Arbeitsbedingungen sind die Voraussetzung dafür, dass KI-Systeme überhaupt ihr produktives Potenzial entfalten können. Diese Umkehrung der Kausalität ist keine rhetorische Figur. Sie folgt aus einer kritischen Analyse der dominanten ökonomischen Modellierungsansätze einerseits und aus arbeitssoziologischen Erkenntnissen über die tatsächliche Praxis der KI-Einführung in deutschen Unternehmen andererseits. Der Beitrag entwickelt eine arbeitsorientierte Perspektive, die drei Dimensionen integriert: erstens eine Kritik der gängigen Produktivitätskonzepte, die die soziale Konstitution von Produktivität systematisch ausblenden; zweitens eine post-keynesianische Ergänzung, die funktionale Einkommensverteilung, Lohnstrukturen und Nachfragedynamiken in den Mittelpunkt stellt; und drittens einen empirisch fundierten Gestaltungsansatz, der betriebliche Mitbestimmung, Qualifizierungsstrategien und Arbeitsorganisation als zentrale Stellschrauben für produktive KI-Integration begreift. Der mehrdisziplinäre Ansatz verbindet dabei arbeitssoziologische und politökonomische Perspektiven und stellt die Erfahrungen und Interessen der Beschäftigten konsequent ins Zentrum.

2. Zur Kritik gängiger Produktivitätskonzepte

2.1 Die Produktivitätsdebatte zwischen Hype und empirischer Realität

Bevor wir zur konzeptionellen Kritik kommen, lohnt ein genauerer Blick auf den empirischen Stand der Produktivitätsdebatte, denn er illustriert das Problem bereits auf der deskriptiven Ebene. Die aktuellen mikroökonomischen Erkenntnisse zeigen übereinstimmend, dass generative KI-Systeme tatsächlich zu erheblichen Produktivitätssteigerungen auf Aufgabenebene führen können. Diese sind jedoch ungleichmäßig verteilt über verschiedene Arbeitnehmergruppen. Brynjolfsson et al. (2025) stellen fest, dass KI-Unterstützung die Produktivität im Kundensupport um etwa 15 Prozent steigert, wobei die größten Verbesserungen bei gering qualifizierten Arbeitneh-

feiert. Gordon (2000) zeigte, dass die damaligen Produktivitätsgewinne fast ausschließlich auf die Herstellung von IT-Hardware konzentriert waren und gesamtwirtschaftlich kaum ins Gewicht fielen. Was KI von dieser Episode unterscheidet oder was strukturell ähnlich ist, ist eine Frage, die die Forschung erst zu beantworten beginnt.

mern zu verzeichnen sind. Ähnliche Befunde zeigen Studien zum Einsatz von GitHub Copilot für Softwareentwickler:innen (Cui et al., 2025) und zum Produktivitätseffekt generativer KI auf Texterstellung (Noy & Zhang, 2023).

Auf Makro- und Sektorebene zeichnen Studien jedoch ein vorsichtigeres Gesamtbild. Acemoglu (2024) entwickelte einen makroökonomischen Rahmen, der zeigt, wie starke aufgaben- oder tätigkeitsspezifische Effizienzgewinne zu einem nur moderaten Gesamtwachstum der Gesamtfaktorproduktivität führen können. Für diesen Bruch zwischen Mikro- und Makroebene gibt es zwei wesentliche Erklärungen: Erstens zeigen Untersuchungen zur KI-Einführung in der Industrie J-förmige Erträge, bei denen kurzfristige Produktivitätsverluste aufgrund kostspieliger organisatorischer Anpassungen den längerfristigen Gewinnen vorausgehen (McElheran et al., 2025). Zweitens können konzentrierte KI-Gewinne in wenigen wissensintensiven Sektoren durch ein langsames Wachstum in wichtigen, aber weniger automatisierbaren Sektoren ausgeglichen werden (der sogenannte Baumol-Effekt, s. u. 3.2).

2.2 Das Task-Modell und seine Grenzen

Ein einflussreicher Versuch einer makroökonomischen Bestimmung der KI-Produktivitätswirkungen stammt von Daron Acemoglu (2024). Sein task-basiertes Modell misst die KI-Exposition auf Aufgabenebene unter Rückgriff auf die US-amerikanische O*NET-Datenbank und aggregiert diese zu gesamtwirtschaftlichen Effekten. Der Ansatz markiert einen wichtigen Fortschritt gegenüber rein spekulativen Szenarien, weil er den optimistischen Erwartungen an die KI-Produktivität empirisch begegnet und zeigt, dass die Wirkungen weit geringer ausfallen als der Hype vermuten lässt. Die Tradition, aus der dieses Modell stammt, reicht von den einflussreichen, aber methodisch vielfach kritisierten Studien von Frey und Osborne (2013) über die Weiterentwicklungen durch Acemoglu und Restrepo bis zu aktuellen Expositionsanalysen. Sie alle teilen die Grundstruktur, dass Automatisierbarkeit von Berufen aus Aufgabenbeschreibungen innerhalb von Berufsbildern abgeleitet und dann mit einer möglichen Beschäftigungs- und Lohnentwicklung in Beziehung gesetzt wird.

Gleichwohl sind diesem Modellrahmen problematische konzeptionelle Grenzen eingeschrieben, die für eine arbeitsorientierte Perspektive jedoch

zentral sind. Es lassen sich mindestens drei strukturelle Schwächen identifizieren (Herr, Kellermann & Nettekoven, 2026):

Erstens setzt Acemoglu konstante Skalenerträge voraus, obwohl KI-intensive Branchen gerade durch zunehmende Skalenerträge, Netzwerkeffekte und Datenmonopole geprägt sind. Wo Skalenerträge zunehmen, bilden sich endogen Oligopole und Monopole. Diese Tendenz ist für die KI-Industrie besonders ausgeprägt. So ist die Konzentration von KI-Ressourcen (Daten, Hardware und Talente) in wenigen Unternehmen und Ländern empirisch gut dokumentiert. In Europa und den USA hat die Marktkonzentration in einer Vielzahl von Sektoren zugenommen (Calligaris et al., 2025). Für die KI-Industrie im Besonderen zeigt sich eine Dominanz weniger US-amerikanischer und chinesischer Technologiekonzerne (Muro & Liu, 2021). Unter diesen Bedingungen ist das makroökonomische Theorem, das eine angemessene Verteilung gemäß der Grenzproduktivität unterstellt, nicht anwendbar. Die Annahme konstanter Skalenerträge führt somit zu einer systematischen Unterschätzung der Monopolrenten und ihrer Wirkung auf die Einkommensverteilung zwischen Kapital und Arbeit.

Zweitens setzt das Modell einen messbaren Kapitalstock voraus, ohne die grundlegenden Messprobleme zu adressieren, auf die schon die sog. Cambridge-Kontroverse der 1950er und 1960er Jahre hingewiesen hat. Der Wert eines gegebenen Kapitalstocks hängt von der Struktur der relativen Preise ab, die ihrerseits von der funktionalen Einkommensverteilung abhängt. Jede Veränderung der Einkommensverteilung, durch KI-induzierte Produktivitätssteigerungen, durch Lohnentwicklungen oder durch Verschiebungen im Profit-Markup, verändert zugleich die Struktur der relativen Preise und damit den gemessenen Wert des Kapitalstocks. KI verändert die Produktivität, die Einkommensverteilung, die Preisstruktur und den gemessenen Wert des Kapitalstocks gleichermaßen. Das ist ein gedanklicher Zirkel, der in den gängigen Modellen nicht aufgelöst wird. Theoretische Schlussfolgerungen über die Verteilungswirkungen von KI, die auf einem konstanten Kapitalkoeffizienten beruhen, sind daher mit grundsätzlicher Vorsicht zu behandeln.

Drittens bleibt (nicht nur) Acemoglus Task-Ansatz statisch und isoliert Tätigkeiten von ihrem Arbeitskontext. Einzelne Aufgaben werden auf ihre prinzipielle KI-Substituierbarkeit geprüft, ohne zu berücksichtigen, dass Tätigkeiten in der betrieblichen Wirklichkeit immer in Arbeitsprozesse eingebettet sind, die soziale Kooperation, implizites Erfahrungswissen und organisationskulturelle Prägungen einschließen. Dass dieser Kontext in standardisierten Tätigkeitsbeschreibungen kaum erfasst wird, hat Pfeiffer

(2018) bereits für frühere Automatisierungsdebatten gezeigt. Berufsklassifikationen wie O*NET bilden den Anteil nicht-kodifizierbarer, situativer Handlungskompetenz systematisch unvollständig ab, weil diese Anteile der Arbeit sich einer formalen Beschreibung entziehen. Die KI-Expositionsindizes, die auf solchen Quellen aufbauen, erben diesen blinden Fleck. Autor und Thompson (2025) haben an diesem Problem mit ihrem Konzept des „task unbundling“ weitergearbeitet und unterscheiden zwischen der quantitativen Exponiertheit von Tätigkeiten gegenüber KI und veränderter Expertise-Anforderungen und zeigen dabei, dass Automatisierung nicht einfach Aufgaben ersetzt, sondern die Qualifikationsanforderungen und damit die Arbeitsangebotsbedingungen fundamental verändert. Wenn KI Expertise-Anforderungen senkt, erweitert sich der Pool potenzieller Arbeitskräfte, was Lohnrückgang begünstigt, selbst wenn Produktivität steigt. Diese kontraintuitive Dynamik, bei der technischer Fortschritt zur Lohnsenkung führen kann, ist in einem statischen Task-Modell nicht erfassbar.

2.3 Die soziale Konstitution von Produktivität

Die konzeptionellen Schwächen des nach wie vor dominanten Analyse Rahmens verweisen auf ein tieferes Problem. Die gesamte Debatte, von den Anfängen beim Machine Learning durch Frey und Osborne (2013) über Acemoglu (2024) bis zu den aktuellen Prognosen der Unternehmensberatungen, leidet an einem „blinden Fleck“, denn sie argumentiert mit einer empirischen und theoretischen Unwucht primär auf Basis volkswirtschaftlicher Daten und Arbeitsmarktstatistiken, ohne vertiefende und detaillierte empirische Untersuchungen der Arbeitsebene selbst. Wie KI in der Praxis tatsächlich eingesetzt wird und wie sich Arbeitsprozesse und Tätigkeiten ganz konkret verändern, bleibt so unterbelichtet (Autor, 2024; Kämpf 2025; Lühr & Kämpf, 2024).

Hinter diesem methodischen Mangel verbirgt sich eine konzeptionelle Schwäche gängiger neoklassischer Produktivitätskonzepte, die Arbeitsqualität bestenfalls als Epiphänomen technologischer Entwicklung behandeln. Produktivität erscheint als technische Relation zwischen Inputs und Outputs, die durch KI-Exposition einer Tätigkeit bestimmt wird. Produktivität ist allerdings keine rein technische, sondern eine sozial konstituierte Größe. Sie hängt nicht nur davon ab, welche Werkzeuge zur Verfügung stehen, sondern wie Arbeit organisiert ist, welche Kompetenzen Beschäftigte einbringen können, ob sie am Einführungsprozess beteiligt werden, und ob

die Arbeitsbedingungen die tatsächliche Nutzung der eingeführten Technologien überhaupt ermöglichen (vgl. dazu IGZA, 2023; Boes & Kämpf, 2023).

Auch aktuelle Erkenntnisse aus der Organisations- und Arbeitssoziologie belegen, dass die Einführung und Nutzung neuer Technologien wie KI stark von organisatorischen Praktiken, institutionellen Strukturen und den konkreten Handlungen betrieblicher Akteure geprägt wird (Joyce et al., 2023; Howcroft & Taylor, 2023). Die Annahme, dass technisches Substitutionspotenzial sich automatisch in realwirtschaftliche Produktivitätseffekte übersetzt, ignoriert diese soziale Einbettung. Automatisierungspotenziale, die einseitig technikorientiert sind und betriebliche, soziale und institutionelle Rahmenbedingungen nur unzureichend berücksichtigen, sind in ihrer Aussagekraft eingeschränkt. Die Entstehung von Produktivitätsgewinnen, ihre Aushandlung und Verteilung im betrieblichen Kontext bilden einen eigenständigen Forschungsgegenstand, der mit rein technisch-ökonomischen Ansätzen nicht zugänglich ist.

3. Verteilung, Nachfrage und Institutionen

3.1 Funktionale Einkommensverteilung und Profitrate

Aus der sozialen Konstitution von Produktivität folgt unmittelbar die Frage, wem ihre Erträge zugutekommen. Diese Verteilungsfrage lässt sich nicht allein auf betrieblicher Ebene beantworten, sondern verlangt einen Blick auf die makroökonomischen Mechanismen, die bestimmen, wie KI-induzierte Produktivitätsgewinne zwischen Kapital und Arbeit aufgeteilt werden.

Eine arbeitsorientierte Analyse der KI-Produktivitätswirkungen erfordert ein Verständnis der funktionalen Einkommensverteilung, das über Erklärungen anhand der Grenzproduktivität hinausgeht. In einem keynesianischen Ansatz ist die Profitrate, nicht die Grenzproduktivität des Kapitals, der Schlüssel zur Erklärung der Einkommensverteilung (Herr, Kellermann & Nettekoven, 2026). Ausgangspunkt ist Keynes' (1936) Ablehnung der Idee, Kapital erhalte einen angemessenen Einkommensanteil aufgrund seiner Produktivität. Stattdessen betrachtete Keynes Arbeit als den eigentlichen Produktionsfaktor, während Kapital lediglich eine gegebene Umgebung der Technik und Ressourcen darstellt. Keynes richtete sein Hauptaugenmerk auf die makroökonomische Instabilität im Kontext von Lohnrigidität und unzureichender effektiver Nachfrage, weshalb tech-

nologisch induzierter Produktivitätsfortschritt zur Beschäftigungslosigkeit („technologischen Arbeitslosigkeit“) führen kann und nicht automatisch zu Wohlstandsgewinnen. Die post-keynesianische Weiterentwicklung rückt die strukturelle Machtasymmetrie zwischen Kapital und Arbeit bei der Aneignung von Produktivitätsgewinnen in den Vordergrund.

Wichtig sind folglich die Lohnquote sowie die Proftrate und deren Verhältnis zueinander. Die Proftrate wird dabei durch zwei Faktoren bestimmt: erstens durch einen von den Finanzmärkten gesetzten Mindestzinssatz. Der Zinssatz wird durch die Geldpolitik und Finanzmarktkonventionen gesetzt, nicht durch die Produktivität des Kapitals. Zweitens durch die Marktmacht der Unternehmen, die über Preis-Markups Zusatz- (bzw. Über-)gewinne realisieren. Starke Gewerkschaften können dabei zumindest partiell verhindern, dass Gewinne vollständig beim Kapital verbleiben, indem sie die Markups beschränken. Die Corporate Governance der Unternehmen und die Machtstrukturen im Finanzsystem spielen dabei eine entscheidende Rolle.

Diese theoretische Perspektive verändert die Einschätzung der KI-Produktivitätswirkungen. KI erhöht nicht automatisch den Wohlstand aller. Sie erhöht primär die Marktmacht KI-entwickelnder Unternehmen, die durch Netzwerkeffekte, Datenprivilegien und hohe Markteintrittsbarrieren strukturelle Extragewinne erzielen. Davon profitiert tendenziell die Proftrate zu Lasten der Lohnquote. Das Ergebnis ist tendenziell eine sinkende Lohnquote, also der Anteil der Lohnsumme an der Wertschöpfung, nicht weil Arbeit weniger produktiv würde, sondern weil die Machtposition des Kapitals gestärkt wird. In der Breite der Wirtschaft dominiert überdies ein Einsatz von KI, der primär auf Kostensenkung und den Abbau von Personal zielt, nicht auf die Erschließung neuer Wachstumspotenziale.

Diese theoretische Herleitung wirft die Frage auf, ob sich der Zusammenhang auch empirisch nachweisen lässt. Die empirischen Belege sind vorhanden, wenngleich nicht monokausal. Eine Reihe anderer Faktoren sind verantwortlich für das Sinken der Lohnquote insbesondere seit Beginn der 2000er Jahre. OECD-Daten zeigen gleichzeitig einen Anstieg des durchschnittlichen Unternehmens-Markups seit Beginn der 2000er Jahre (Dlugosch et al., 2025). KI verschärft diesen Trend potenziell. Die KI-Industrie ist hochgradig konzentriert, und es ist zu erwarten, dass dieser Konzentrationsprozess anhält. Die zunehmende Konzentration von KI-Ressourcen in wenigen Firmen und bei deren Aktionären könnte die Vermögensungleichheit weiter verschärfen. Zugleich schreiten große Unternehmen, die KI-Adoptionsprozesse sehr viel häufiger realisieren können als kleinere, in

der Diffusion weit voran, womit KI bestehende Produktivitätsungleichgewichte und Marktkonzentrationsprozesse in der Gesamtwirtschaft weiter verstärkt.

Interessanterweise kommt Acemoglu (2024) zu einem ähnlichen Befund, was die Verteilung von Produktivitätseffekten betrifft, allerdings aus anderen Gründen. In seinem Modell sinkt die Lohnquote wegen der Substitutionseffekten von KI auf Aufgabenebene und der damit verbundenen Verdrängungseffekte. Aus post-keynesianischer Perspektive ist der Mechanismus ein anderer: im Fokus steht die strukturelle Zunahme von Unternehmensmarktmacht, die jedoch nicht durch Grenzproduktivität, sondern durch politische Macht und Marktstrukturen erklärt wird und schließlich die Lohnquote drückt. Dieser Unterschied ist politisch bedeutsam, weil er die Lösungsperspektive von der Förderung des technischen Wandels hin zur Regulierung von Marktmacht und zur Stärkung kollektiver Verhandlungspositionen verschiebt.

3.2 Baumol-Effekt und struktureller Wandel in der Informationsökonomie

Eine weitere Dimension, die die gängigen Modelle systematisch ausblenden, ist der Baumol-Effekt. In einer gemeinsamen Arbeitswelt können Löhne in Sektoren mit geringem Produktivitätswachstum nicht vollständig von der Lohnentwicklung in Hochproduktivitätssektoren abgekoppelt werden, ohne dass das Arbeitskräfteangebot in systemrelevanten Bereichen zusammenbricht. Wer in der Pflege arbeitet, muss zumindest in einem gewissen Maß dem Lohnniveau der Industrie folgen, auch wenn die Produktivität im Pflegesektor langsamer wächst. Die Einführung von KI in hochproduktiven Sektoren erhöht dort die Löhne und zwingt, durch Baumol-Effekte vermittelt, auch weniger produktive Sektoren zu Lohnsteigerungen, die ihrerseits Preissteigerungen in diesen Sektoren erzeugen. Konzentrierte KI-Gewinne in einigen wenigen wissensintensiven Sektoren können so auf der gesamtwirtschaftlichen Aggregatebene durch langsames Wachstum in wichtigen, aber weniger automatisierbaren Sektoren aufgezehrt werden (Acemoglu, 2024).

Die Lohnstruktur innerhalb und zwischen Sektoren spiegelt dabei keineswegs einfach Produktivitätsdifferenziale wider, sondern wird wesentlich durch außerökonomische Faktoren, wie Gewerkschaftsmacht, Mindestlöhne, Traditionen und Gerechtigkeitsnormen geprägt. Länder mit starken Arbeitsmarktinstitutionen und komprimierten Lohnstrukturen können ent-

sprechend andere KI-Wirkungen erfahren, als solche mit schwachen Gewerkschaften und hoher Lohnspreizung.

3.3 Nachfrage, Wachstumsregime und Beschäftigung

Die Wirkung von KI auf Beschäftigung lässt sich nicht aus Produktivitätsveränderungen allein ableiten. Beschäftigung bleibt konstant oder wächst, wenn das BIP mindestens so schnell steigt wie die Produktivität. Ob KI-induzierte Produktivitätsgewinne zu Beschäftigungsabbau oder zu neuen Tätigkeitsfeldern führen, hängt also entscheidend von der gesamtwirtschaftlichen Nachfragedynamik und damit vom jeweiligen Wachstumsregime ab. Dies ist der zentrale Beitrag des keynesianischen Paradigmas gegenüber angebotsseitigen Ansätzen, die automatisch annehmen, dass Produktivitätssteigerungen stets zu wirtschaftlichem Wohlstand führen.

In einem dynamischen Wachstumsregime mit hoher Investitionsneigung, konsumgetriebener Nachfrage auf der Basis gleichmäßiger Einkommensverteilung und stabilisierender Fiskalpolitik entfaltet KI völlig andere Wirkungen als in einem Regime der Stagnation. Ein innovatives Regime mit bewusst niedrigem Wachstum, wie es im Kontext ökologischer Transformation und Nachhaltigkeit ja denkbar ist, könnte die Effekte von KI durch reduzierte Arbeitszeiten, weitere Qualifizierung und eine gezielte Regulierung der Einführungsweise positiv integrieren. KI kann in einem solchen Rahmen zum Instrument der Arbeitszeitverkürzung werden, nicht notwendigerweise zum Instrument des Stellenabbaus.

Für Deutschland ist dieser Zusammenhang besonders relevant. So zeigt die empirische Forschung zu früheren Automatisierungswellen, dass Deutschland dank starker Institutionen des sozialen Dialogs, vor allem der Betriebsräte und Gewerkschaften, Beschäftigungseffekte des technologischen Wandels deutlich besser abgefedert hat als liberale Marktwirtschaften. Während Acemoglu und Restrepo (2018) erhebliche Verdrängungseffekte durch Industrieroboter auf dem amerikanischen Arbeitsmarkt dokumentierten, fanden Dauth et al. (2021) keinen vergleichbaren Anstieg der Arbeitslosigkeit in Deutschland, wo Beschäftigungseffekte durch Dienstleistungswachstum und betriebliche Umschulung abgepuffert wurden. Ob diese institutionellen Stärken auch in der Ära generativer KI wirksam bleiben, ist eine offene empirische Frage, denn die institutionellen Voraussetzungen für solche Puffer stehen selbst unter Druck. Gewerkschaftliche Organisationsgrade sinken, atypische Beschäftigungsformen erodieren die Mitbestim-

mungsinfrastruktur, und der politische Kontext begünstigt gegenwärtig eher einen Abbau sozialstaatlicher Sicherungssysteme als ihren Ausbau. Was bei früheren Automatisierungswellen gelang, ist für die Ära generativer KI kein institutionelles Versprechen, sondern eine aktive Gestaltungsaufgabe.

4. Produktivitätsgewinne brauchen gute Arbeit

4.1 Blick in die Praxis

Eine ökonomisch orientierte Forschungsperspektive fragt also, welche Produktivitäts- und Beschäftigungswirkungen erzeugt KI in verschiedenen politischen, volkswirtschaftlichen und wettbewerblichen Rahmenbedingungen. Diese quantitativ orientierte Fragerichtung ist durchaus legitim, offen bleibt aber, welche Arbeitsbedingungen auf dem „shop-floor“ notwendig sind, damit KI überhaupt erfolgreich eingesetzt werden kann.

Unsere eigene langjährige empirische Forschung zeigt, dass diese Umkehrung der Perspektive durchaus instruktiv sein kann. Der Blick in die Praxis macht deutlich, dass die erfolgreiche Einführung von KI in Unternehmen ein komplexer Transformationsprozess ist, der weit über die bloße Implementierung von Technik hinausgeht.²

Ausgangspunkt dafür ist, dass die Entwicklung und der Betrieb von KI erheblich mehr menschliche Arbeitskraft erfordern als gemeinhin angenommen: KI braucht Arbeit. Wie wichtig das Wissen der Beschäftigten ist, konnten wir in zahlreichen Fallstudien immer wieder rekonstruieren. Mit Blick auf den Ablauf und den Lebenszyklus betrieblicher KI-Projekte sind hier drei Ebenen zu berücksichtigen (Kämpf & Langes, 2021; Lühr & Kämpf, 2024; Kämpf, 2025):

- Zunächst erweist es sich in den Fallunternehmen als große Herausforderung, überhaupt sinnvolle Use-Cases für den Einsatz von KI zu finden.

2 Die empirische Basis bilden die Ergebnisse mehrerer Forschungsprojekte, die u.a. von BMBF, BMAS und HBS gefördert wurden und gemeinsam mit dem ISF München sowie dem DFKI durchgeführt wurden und werden. Im Fokus der Projekte stand zum einen die Frage, wie KI in der Arbeitswelt nachhaltig gestaltet werden kann und zum anderen welche Anforderungen sich für die Mitbestimmung ergeben. Insgesamt gehen so mehr als 140 qualitative Interviews mit KI-Expertinnen, Führungskräften, Betriebsräten und Beschäftigten in die Analyse ein (ausführlich dazu u.a. Kämpf & Langes, 2023; Lühr & Kämpf, 2025; <https://www.university-of-labour.de/forschungsprojekte/mooc4mitbestimmung/>).

Diese müssen zugleich nützlich und technisch umsetzbar sein. Dahinter verbirgt sich keine triviale Aufgabe, sondern sie erfordert viel Erfahrungswissen über Produkte, Abläufe und Prozesse in den betroffenen Arbeitsbereichen und menschliche Kreativität. Oft gilt es gemeinsam mit externen IT-Partnern, überhaupt tragfähige Anwendungskonzepte und Prototypen zu entwickeln. Der auch im öffentlichen Diskurs verbreitete Eindruck, man müsse KI nur „einschalten“ und die Produktivitätsgewinne folgten automatisch, ist mit diesen betrieblichen Realitäten nicht vereinbar.

- Aber auch um die entsprechenden Use-Cases dann tatsächlich umsetzen zu können, braucht es menschliche Arbeit. Die Algorithmen müssen mit den entsprechenden betrieblichen Daten trainiert werden. Dazu müssen die notwendigen Datenbestände aufbereitet und nutzbar gemacht werden. Dies bedeutet z.B., dass Daten strukturiert, klassifiziert, geprüft und kategorisiert werden müssen (ausführlich zu dieser Tätigkeit Krzywdzinski et al., 2023). Insbesondere die initiale Bereitstellung und Zusammenführung der Daten sind in vielen Unternehmen mit ihren gewachsenen IT-Systemen und organisationalen Silos komplexe und arbeitsintensive Aufgaben.
- Der anschließende Betrieb der KI-Systeme läuft ebenfalls keineswegs voll automatisiert, sondern erfordert kontinuierlich menschliche Arbeitskraft. Algorithmen müssen weiter trainiert und ihre Güte permanent überprüft werden. Ohne ein entsprechendes Monitoring und eine fortlaufende Wartung der Algorithmen können im Betrieb allmählich Verzerrungen entstehen (Biases), die zu falschen Ergebnissen führen. Es erweist sich in der Praxis als ein Mythos, dass sich betriebliche KI-Anwendungen einfach selbständig weiterentwickeln und von alleine immer besser werden. Dies geschieht nicht durch „selbstlernende Systeme“, sondern durch Beschäftigte, die ihr Wissen und ihre Arbeitserfahrungen einbringen. Sie müssen die mit KI gewonnenen Ergebnisse immer wieder neu interpretieren und für eine beständige Weiterentwicklung und Innovation der Systeme nutzen.

In all diesen Phasen braucht es die Beschäftigten mit ihrer täglichen Arbeitserfahrung, mit ihrem Kontextwissen und mit ihrer Fähigkeit, unerwartete Situationen zu handhaben. Ihre Fähigkeiten und ihr Wissen ist, im Sinne von Polanyis (1966) Konzept des „tacit knowing“, nicht vollständig kodifizierbar und in keiner Datenbank hinterlegbar. Ohne die aktive Beteiligung ihrer Mitarbeiter:innen können Unternehmen deshalb KI kaum

erfolgreich einführen. Gebraucht wird nicht nur das technische Expertenwissen von „Data Scientists“ und IT-Spezialisten, sondern vor allem das Domänenwissen derjenigen, in deren Arbeitsbereich KI neu zum Einsatz kommen soll.

Die Differenz zwischen dem technischen Potenzial von KI (KI-Exposure) und seiner tatsächlichen betrieblichen Realisierung (KI-Experience) ist deshalb erheblich. Diese Differenz ist nicht zufällig. Sie erklärt sich aus organisationalen, sozialen und arbeitsinhaltlichen Faktoren und damit zentral aus der Qualität der Arbeit selbst.

4.2 Dimensionen guter Arbeit als Voraussetzung für KI-Produktivität

Partizipation und Mitbestimmung

KI-Systeme werden dort erfolgreich und produktiv eingesetzt, wo Beschäftigte Einfluss auf die Einführung und Ausgestaltung nehmen können. In unseren eigenen empirischen Untersuchungen zeigt sich immer wieder, dass die systematische Einbindung der betroffenen Beschäftigten der Schlüssel zum Erfolg bei der Implementierung von KI-Systemen ist (Kämpf & Langes, 2023). Immer dann, wenn die Beschäftigten von Anfang an, also bereits bei der Konzeption der ersten Use-Cases, beteiligt wurden, entwickelten sich KI-Projekte positiv (ebd.). Partizipation ist daher nicht einfach nur normativ wünschenswert, sondern funktional notwendig: denn Beschäftigte können z.B. am besten beurteilen, wo es in ihrem Arbeitsbereich Innovationschancen und Verbesserungsbedarfe gibt. Sie verfügen über das kontextspezifische Erfahrungswissen, das für die sinnvolle Integration von KI in reale Arbeitsprozesse unerlässlich ist.

Beteiligung braucht jedoch die richtigen betrieblichen Rahmenbedingungen. Unterschwellig wurden in unseren Untersuchungen immer wieder Ängste und Unsicherheiten erkennbar. Beschäftigte fragen sich, ob man als Arbeitskraft auch in Zukunft wirklich noch gebraucht wird (ausführlich dazu Lühr & Kämpf, 2025). Dies gilt umso mehr, wenn KI vor allem im Sinne einer Rationalisierungs- und Kostensenkungsstrategie voran getrieben wird. Für echte Beteiligung brauchen Beschäftigte jedoch Sicherheit und Zukunftsgewissheit. Nur wenn sie keine Angst haben und sich sicher sein können, nicht den Ast abzusägen, auf dem sie sitzen, werden sie bereit sein, sich proaktiv einzubringen und die Nutzung von KI in der Organisation voranzutreiben. Betriebsvereinbarungen und tarifvertragliche

Regulierungen, die Jobsicherheit und Rationalisierungsschutz garantieren, sind deshalb ein entscheidender Erfolgsfaktor, nicht trotz, sondern gerade wegen der Produktivitätsziele.³

Dies bestätigt sich auch empirisch. Für Betriebsräte ist KI zu einem immer wichtigeren Handlungsfeld geworden (siehe dazu auch Grasy et al., 2024; Krzwydinski & Wotschak, 2026). Schon 2022 gaben in einer quantitativen Studie fast 50 Prozent der befragten Betriebsräte an, sich intensiv mit KI auseinanderzusetzen (Hoppe, 2022). Gleichzeitig berichten viele Betriebsräte jedoch von erheblichen Schwierigkeiten in der Praxis (vgl. Doellgast et al., 2026; Kämpf, 2025): Viele werden vom Arbeitgeber kaum in KI-Projekte eingebunden oder treffen sogar auf Widerstand, wenn sie nur informiert werden wollen, wo im Betrieb der Einsatz von KI geplant ist.

Erste Betriebsvereinbarungen in Vorreiterunternehmen zeigen dabei jedoch, wie produktiv eine sozialpartnerschaftliche Gestaltung des Wandels in der Praxis sein kann. In Unternehmen wie IBM oder der Deutschen Telekom wurden weitreichende Rahmenbetriebsvereinbarungen abgeschlossen, die auf Basis eines gemeinschaftlich erarbeiteten Vorgehensmodells die eingesetzten KI-Lösungen kategorisieren und nach ihrem Risiko klassifizieren (vgl. dazu z.B. Remers & Hegner, 2023; Hoppe & Suriano, 2023). Zentraler Fortschritt ist dabei, dass der betriebliche Einsatz von KI damit transparent und damit gestaltbar wird (Kämpf, 2025; Doellgast & Kämpf, 2023; Doellgast et al., 2026). Interessant ist dabei nicht zuletzt, dass die Betriebsparteien dabei auch bereit waren, neue Wege zu gehen. Bei IBM wurde z.B. mit einem „Ethikrat“ ein eigenständiges Gremium geschaffen, das unter Beteiligung des Betriebsrats bei besonders kritischen Anwendungen beratend aktiv wird.

Fest steht, dass sich im KI-Zeitalter Mitbestimmung weder als Relikt einer „Old Economy“ noch als „Innovationsbremse“ erweist (Kämpf & Langes, 2023). Vielmehr gilt, dass eine sozialpartnerschaftliche Gestaltung die Grundlage dafür schafft, dass Sprunginnovationen wie KI und ein signifikantes Produktivitätswachstum in der Arbeitswelt möglich werden.

3 Erstens erlaubt Mitbestimmung eine Partizipation der Beschäftigten an der Gestaltung von KI-Einführungsprozessen. Zweitens sichert Mitbestimmung die Aushandlung von Qualifizierungsangeboten und schützt Beschäftigte vor unkontrollierter Leistungsintensivierung. Drittens schafft sie Transparenz über Produktivitätseffekte und über die Verteilung ihrer Erträge zwischen Kapital und Arbeit.

Qualifikation und Kompetenzen

Der Blick in die Praxis zeigt auch, wie produktiv KI-Nutzung sein kann, wenn sie mit gezielter Qualifizierung verbunden wird. In einem Fall-Unternehmen aus dem Bereich Finanz- und Verwaltungsdienstleistungen wurde eine eigene Abteilung aufgebaut, um interne Verwaltungsprozesse mit Robotic Process Automation (RPA) zu automatisieren (ausführlich dazu Lühr & Kämpf, 2024). Die Mitarbeiter:innen dieser Abteilung (ursprünglich Büro- und Bankkaufleute ohne IT-Hintergrund) konnten sich im Rahmen der Projekte weiterqualifizieren, etwa mit Zusatzqualifikationen für Programmiersprachen oder im Rahmen berufsbegleitender BA-Studiengänge. Im Ergebnis sind so aus Sachbearbeiter:innen Business-Analyst:innen, Software-Tester:innen und Programmierer:innen geworden – teils sogar mit akademischen Abschlüssen (Lühr & Kämpf, 2024). Entscheidend für diesen Transformationserfolg war dabei das Domänenwissen dieser Beschäftigten. Mit ihrer täglichen Arbeitserfahrung und ihrem Verständnis der zu automatisierenden Prozesse waren sie für den Erfolg der Abteilung unverzichtbar.

Die Veränderung von Qualifikationsanforderungen durch KI ist dabei kein technisch determinierter Prozess, sondern abhängig davon, wie KI eingeführt wird und welche Qualifizierungsangebote Beschäftigten gemacht werden. Autor und Thompson (2025) zeigen theoretisch, dass die Auswirkungen von KI auf Löhne und Beschäftigung nicht primär vom Grad der Automatisierung abhängen, sondern davon, wie KI die Expertise-Anforderungen von Tätigkeiten verändert. Wenn KI komplementär eingesetzt wird und Beschäftigte bei Aufgaben unterstützt, für die bislang hohes Fachwissen erforderlich war, können auch mittlere Qualifikationsgruppen profitieren und in Arbeitsbereiche vorstoßen, die bislang nur hoch qualifizierten Expert:innen vorbehalten waren (Autor, 2024). Das ist das sogenannte „skill-levelling“-Szenario, in dem KI als „Equalizer“ weniger erfahrenen Beschäftigten hilft, schneller das Niveau ihrer erfahrenen Kolleg:innen zu erreichen. Diese Möglichkeit realisiert sich jedoch nicht von selbst, sondern sie setzt voraus, dass Qualifizierungsangebote gezielt entwickelt und bereitgestellt werden. Betriebliche Mitbestimmung spielt dabei eine entscheidende Rolle, da Betriebsräte Qualifizierungsangebote einfordern, überwachen und mitgestalten können.

Die Qualifizierungsfrage ist schließlich immer auch eine Verteilungsfrage: Wer profitiert von KI-bedingter Qualifizierung, und wer trägt die Anpassungskosten? Die Einführung von KI hat heterogene Auswirkungen auf

verschiedene Beschäftigtengruppen. Die Einführung von KI hat heterogene Auswirkungen auf verschiedene Beschäftigtengruppen, und bestimmte Gruppen wie z.B. Frauen, ältere Beschäftigte, geringer Qualifizierte, sind tendenziell stärker von Substitutionsrisiken betroffen. Eine arbeitsorientierte Qualifizierungspolitik muss diese Heterogenität adressieren und sicherstellen, dass Qualifizierungszugänge nicht entlang bestehender sozialer Ungleichheiten segmentiert werden. Betriebsräte können dabei als Instanzen wirken, die die Reichweite und Zugänglichkeit von Qualifizierungsangeboten überwachen und im Sinne aller Beschäftigten mitverhandeln.

Arbeitsorganisation und Abbau von Belastungen

KI kann unter geeigneten organisatorischen Bedingungen die Arbeitssituation der verbleibenden Beschäftigten verbessern, zum Beispiel durch Entlastung von repetitiven Aufgaben, durch eine Aufwertung von Tätigkeiten und durch erweiterte Freiheitsgrade in der Arbeitsorganisation. In einem unserer Fallunternehmen aus der Energieversorgung konnte die Validierung von Zählerständen mit Hilfe von Machine Learning teilautomatisiert werden (ausführlich dazu Lühr & Kämpf, 2025). Das System prüft die Plausibilität der erfassten Werte und gibt nun einen Großteil vermeintlicher Prüffälle automatisiert frei. Damit ändert sich die Arbeit der Beschäftigten grundlegend, weil sie nicht mehr ein hohes Volumen sehr einfach erkennbarer Fälle repetitiv prüfen und freigeben müssen. Vielmehr können sie sich nun auf die wenigen, tatsächlich komplexen Fälle konzentrieren, für die qualifizierte Facharbeit wirklich notwendig ist. Dies ist ein Beispiel für produktive Entlastung, aber sie setzt voraus, dass die freigewordene Kapazität sinnvoll genutzt wird und nicht schlicht zu Stellenabbau führt.

In einem anderen Fallunternehmen aus der IT-Industrie führte die KI-gestützte Neugestaltung der Lohnbuchhaltung sogar zu einer umfassenden Reorganisation der gesamten Abteilung. Die Einführung von RPA und Chatbots automatisierte einen Teil repetitiver Tätigkeiten. Gleichzeitig entstanden neue Tätigkeitsfelder, die andere Kompetenzen erforderten. Aus vormaligen Sachbearbeiter:innen wurden so schließlich „Data Scientists“ und Chatbot-Betreuer:innen. In der Folge wurde das gesamte Organisationsmodell des Berichts nach dem Vorbild agiler Strukturen umgestaltet und die Beschäftigten arbeiteten in der Folge in selbst organisierten Teams, priorisierten ihre Arbeit selbständig und verfügten über mehr Handlungsspielraum (Kämpf & Langes, 2023).

Gerade der letzte Fall zeigt jedoch auch die Gefahren dieser Entwicklung auf (Kämpf & Langes, 2023): Dasselbe IT-Unternehmen benötigte nach der Neugestaltung weltweit 40 Prozent weniger Personalkapazitäten in den betroffenen Bereichen. Auch wenn den Beschäftigten auf dem internen Arbeitsmarkt alternative Stellen angeboten wurden, ist doch unübersehbar, wie eng in der Praxis Chancen und Risiken beieinander liegen können. Auf der einen Seite werden hier die Potentiale für eine Humanisierung von Arbeit greifbar, zum Beispiel im Sinne einer Zunahme von Freiheitsgraden im Arbeitsprozess und einer Aufwertung der Tätigkeiten. Auf der anderen Seite sind jedoch hier die Rationalisierungspotenziale und das Risiko von Personalabbau kaum von der Hand zu weisen.

4.3 KI zwischen „guter Arbeit“ und „digitalen Fließbändern“

Die Nutzung von KI in der Arbeitswelt ist so an einem Scheideweg angelangt. In unserer Forschung lassen sich gegenläufige Szenarien erkennen (Kämpf & Langes, 2023; Lühr & Kämpf, 2025): Auf der einen Seite eröffnet KI neue Chancen für nachhaltige Produktivitätsgewinne, verbesserte Arbeitsbedingungen und ein Empowerment der Beschäftigten. Gleichzeitig ist jedoch die andere Seite dieser Entwicklung kaum zu übersehen. In der Praxis und in der Forschung sind mittlerweile zahlreiche Fälle gut dokumentiert, in denen KI und „algorithmic Management“ (Kellogg et al., 2020) genutzt werden für den Abbau von Arbeitsplätzen, eine rigide Kontrolle von Beschäftigten und eine fortschreitende Intensivierung von Arbeit. Es drohen dann „digitale Fließbänder“ bis weit in die Sphäre der Wissensarbeit und eine neue Qualität der Beherrschung menschlicher Arbeit.

Chancen und Risiken von KI für die Qualität der Arbeit liegen dabei nicht im technischen System selbst, sondern in der betrieblichen Strategie, und den Machtverhältnissen, unter denen KI eingeführt wird. Ohne gezielte Gestaltung bleibt das transformative Potenzial von KI für Qualitätsverbesserungen, für Innovation und für die Aufwertung von Arbeitsinhalten ungenutzt. In Wirtschaft und Arbeitswelt ist deshalb im Umgang mit KI ein strategischer Perspektivwechsel dringend notwendig. Als Leuchttürme zeigen die skizzierten Fälle zwar das Potential von KI für nachhaltige Produktivitätssteigerungen auf, sie sind bislang aber Einzelbeispiele aus sehr wenigen Vorreiterunternehmen. In der Breite der Wirtschaft in Deutschland folgt der Einsatz von KI kaum dem Leitbild guter Arbeit.

Solange Unternehmen hier KI weiterhin nur als neues Werkzeug für Kostensenkungen und den Abbau von Personal nutzen, werden sie kaum die komplexen Herausforderungen der Transformation in Deutschland bewältigen können. Gebraucht werden neue Ansätze, die das Produktivitätsversprechen von KI systematisch verknüpfen mit nachhaltigen Personalstrategien und dem Ziel guter Arbeit. Damit könnte eine neue Grundlage für erfolgreiche High-Road-Strategien und einen nachhaltigen europäischen Weg in die Informationsökonomie gelegt werden.

5. Fazit

Dieser Beitrag hat eine These entwickelt, die den vorherrschenden Produktivitätsdiskurs systematisch herausfordert: Nicht KI erzeugt automatisch produktive Arbeit, sondern gute Arbeitsbedingungen sind die Voraussetzung dafür, dass KI-Systeme ihr produktives Potenzial überhaupt entfalten können. Diese Umkehrung der Perspektive ist keine rhetorische Wendung, sondern folgt aus drei miteinander verbundenen Analyseebenen.

Auf der konzeptionellen Ebene leidet der dominante Produktivitätsdiskurs an einem toten Winkel, indem er Produktivität als technische Relation zwischen Inputs und Outputs behandelt und ihre soziale Konstitution systematisch ausblendet. Das task-basierte Modell von Daron Acemoglu, das die umfassendste Modellierung der Zusammenhänge derzeit ist, weist ebenfalls strukturelle konzeptionelle Schwächen auf. Es setzt konstante Skalenerträge voraus, ignoriert die Messprobleme des Kapitalstocks, die bereits die frühere Kontroversen der Makroökonomie thematisiert hat, und isoliert Tätigkeiten statisch von ihrem organisationalen und sozialen Kontext. Eine arbeitsorientierte Perspektive muss diese Grenzen benennen und analytisch überschreiten.

Auf der politökonomischen Ebene hat der Beitrag aus post-keynesianischer Sicht gezeigt, dass KI keineswegs automatisch zu allgemeinem Wohlstand führt. Sie stärkt primär die Marktmacht KI-entwickelnder und KI-intensiver Unternehmen und begünstigt tendenziell eine sinkende Lohnquote, nicht weil Arbeit weniger produktiv würde, sondern weil die strukturelle Machtposition des Kapitals gestärkt wird. Dieser Befund verändert die politische Lösungsperspektive grundlegend, da es nicht mehr darum geht, technischen Wandel zu beschleunigen, sondern Marktmacht zu regulieren und kollektive Verhandlungspositionen der Beschäftigten institutionell zu stärken. Die Frage des Wachstumsregimes erweist sich dabei

als entscheidend, denn ob KI-induzierte Produktivitätsgewinne zu Beschäftigungsabbau oder zu gesellschaftlichem Wohlstand führen, hängt von der gesamtwirtschaftlichen Nachfragedynamik, der Lohnentwicklung und der Ausgestaltung des institutionellen Rahmens ab.

Auf der empirischen Ebene schließlich hat der Blick in die betriebliche Praxis gezeigt, dass die Differenz zwischen dem technischen Potenzial von KI und seiner tatsächlichen Realisierung erheblich und keineswegs zufällig ist. KI braucht Arbeit in allen Phasen ihres Lebenszyklus. Die erfolgreiche Integration von KI in Arbeitsprozesse setzt voraus, dass Beschäftigte mit ihrem impliziten Erfahrungswissen aktiv eingebunden werden, dass Qualifizierungsangebote gezielt entwickelt werden und dass die Arbeitsorganisation den Einsatz von KI als Chance zur Aufwertung von Tätigkeiten begreift und nicht als Instrument zur Verdichtung und Kontrolle von Arbeit. Wo dies gelingt, werden nachhaltige Produktivitätsgewinne und eine Humanisierung von Arbeit gleichermaßen möglich. Wo es nicht gelingt, drohen „digitale Fließbänder“ bis weit in die Sphäre der Wissensarbeit.

Betriebliche Mitbestimmung erweist sich in diesem Zusammenhang nicht als Relikt vergangener Produktionsregime, sondern als institutioneller Produktivitätsfaktor. Betriebsräte und Gewerkschaften schaffen Transparenz über den betrieblichen KI-Einsatz, sichern die Aushandlung von Qualifizierungsangeboten, die „bottom up“ entwickelt werden müssen, und sind die einzigen Akteure, die die Interessen der Beschäftigten bei der Verteilung von Produktivitätsgewinnen systematisch vertreten können. Ohne starke Institutionen des sozialen Dialogs tendieren KI-induzierte Produktivitätssteigerungen dazu, ausschließlich beim Kapital zu verbleiben.

Die Implikationen für die Wirtschaftspolitik sind weitreichend. Konkret lassen sich aus dieser Analyse vier wirtschaftspolitische Handlungsfelder ableiten:

Erstens eine aktive Regulierung von Marktmacht in KI-intensiven Sektoren. Wettbewerbspolitik, Mindestlohnpolitik, Datenzugangsrechte und die angemessene Besteuerung von Plattformmonopolen und Kapitaleinkommen sind Kernbedingungen für eine breite Verteilung von KI-Produktivitätsgewinnen.

Zweitens eine Stärkung kollektiver Verhandlungsstrukturen für eine Mitgestaltung des KI-Wandels durch Beschäftigte, also Mitbestimmungsrechte, Tarifbindung, Betriebsratsressourcen, müssen politisch nicht nur verteidigt, sondern aktiv ausgebaut werden.

Drittens eine makroökonomische Nachfragepolitik, die sicherstellt, dass KI-induzierte Produktivitätsgewinne nicht in deflationärer Austerität ver-

sanden, sondern durch Investitionen in Qualifizierung, öffentliche Infrastruktur und ökologische Transformation nachfragewirksam werden.

Viertens eine arbeitsorientierte KI-Regulierung, die die Einführungsweise von KI im Betrieb, dazu gehören Transparenzpflichten, Beteiligungsrechte, Verbote von algorithmischer Intensivierung etc. als eigenständigen Regulierungsgegenstand behandelt und nicht dem Ermessen einzelner Unternehmen überlässt.

Deutschland verfügt mit seinen Institutionen des sozialen Dialogs über institutionelle Ressourcen, die für eine solche High-Road-Strategie grundlegend sind und die in der Ära generativer KI aktiv verteidigt und weiterentwickelt werden müssen. Ob diese institutionellen Stärken auch unter den Bedingungen beschleunigter KI-Diffusion wirksam bleiben, ist eine offene empirische Frage und zugleich eine drängende politische Gestaltungsaufgabe.

Literatur

- Acemoglu, D. (2024). The simple macroeconomics of AI (NBER Working Paper No. 32487). National Bureau of Economic Research.
- Acemoglu, D., & Restrepo, P. (2018). The race between man and machine: Implications of technology for growth, factor shares, and employment. *American Economic Review*, 108(6), 1488–1542.
- Autor, D. (2024). Applying AI to Rebuild Middle Class Jobs (NBER Working Paper No. 32140). National Bureau of Economic Research.
- Autor, D., & Thompson, N. (2025). Expertise Reconsidered: Task Unbundling and Occupational Change (NBER Working Paper No. 33941). National Bureau of Economic Research.
- Baumol, W. J., & Bowen, W. G. (1965). On the performing arts: The anatomy of their economic problems. *American Economic Review*, 55(1/2), 495–502.
- Boes, A., & Langes, B. (Hrsg.) (2019). *Die Cloud und der digitale Umbruch in Wirtschaft und Arbeit*. Freiburg: Haufe.
- Brynjolfsson, E., Li, D., & Raymond, L. (2025). Generative AI at Work. *The Quarterly Journal of Economics*, 140(2), 889–942.
- Butollo, F., Hellbach, L., & Wotschack, P. (2024). Algorithmus und Kontrolle: Die Grenzen von „Algorithmischem Management“ als analytischer Kategorie. *PROKLA*, 54(217), 651–664.
- Butollo, F. (2026). *Das knappe Gut Arbeit. Automatisierung, Arbeitskräftemangel und sozialer Konflikt*. Berlin: Suhrkamp
- Calligaris, S., Criscuolo, C., De Lyon, J., Greppi, A., & Pallanch, O. (2025). Concentration and business dynamics in product markets (OECD Science, Technology and Industry Working Paper No. 2025/04). OECD.

- Calvino, F., & Fontanelli, L. (2023). A portrait of AI adopters across countries. OECD Working Paper.
- Chui, M. et al. (2023). The economic potential of generative AI – The next productivity frontier. McKinsey & Company.
- Cui, Z. K., Demirer, M., Jaffe, S., Musolff, L., Peng, S., & Salz, T. (2025). The effects of generative AI on high-skilled work: Evidence from three field experiments with software developers. SSRN Working Paper 4945566.
- Dauth, W., Findeisen, S., Südekum, J., & Woessner, N. (2021). The adjustment of labor markets to robots. *Journal of the European Economic Association*, 19(6), 3104–3153.
- Glugosch, D., Glanville, M., Hooley, J., Ozturk, F., & Westmore, B. (2025). Understanding the weakness in business investment: A cross-country analysis (OECD Economics Department Working Paper No. 1836).
- Doellgast, V., & Kämpf, T. (2023). Co-determination meets the digital economy: Works councils in the German ICT services industry. *Enterprises et histoire*, 113(4), 32–43.
- Doellgast, V., Kämpf, T., & Langes, B. (2026): "Building Worker Voice and Power in AI Decisions: Three Cases in the German ICT Industry." *Work and Occupations* 53(1), DOI: 10.1177/07308884251412886
- Ellguth, P., & Kohaut, S. (2020). Orientierung an einem Branchentarifvertrag und die Rolle des Betriebsrats bei der Entlohnung. *Industrielle Beziehungen*, 27(4), 371–388.
- Frey, C. B., & Osborne, M. A. (2013). *The Future of Employment: How Susceptible are Jobs to Computerisation?* University of Oxford.
- Grasy, J., Seibold, B., & Klengel, E. (2024): KI und algorithmische Systeme verstehen, bewerten und begrenzen. So gelingt Mitbestimmung bei KI – Praxisbeispiele und Impulse. *Mitbestimmungspraxis* Nr. 59. Düsseldorf: I.M.U. Institut für Mitbestimmung und Unternehmensführung.
- Harcourt, G. C. (1972). *Some Cambridge Controversies in the Theory of Capital*. Cambridge University Press.
- Hoppe, M. (2022): Über die Einstellung von Mitbestimmungsakteuren zu KI-Systemen: Ergebnisse einer Onlinebefragung von Betriebs- und Personalräten zu Vertrauensfaktoren und Regulierungserfordernissen. In: Schröder, L./Höfers, P. (Hrsg.): *Praxishandbuch Künstliche Intelligenz*. Frankfurt: Bund Verlag, S. 351–434.
- Hoppe, M./Suriano, G. (2023). Mitbestimmung als Erfolgsfaktor – wie wir mit Experimentierräumen neue Innovationskulturen von unten schaffen, in: Kämpf, T./Langes, B./Schatilow, L./Gergs, H.-J. (Hrsg.): *Human Friendly Automation: Arbeit und künstliche Intelligenz neu denken*, Frankfurt a. M.: Frankfurter Allgemeine Buch, S. 199–206.
- Herr, H., Kellermann, C., & Nettekoven, Z. (2026). Parameters for Solving the AI Productivity Puzzle from a Post-Keynesian Perspective. [Manuskript, März 2026]
- Howcroft, D., & Taylor, P. (2023). *Automation and the Future of Work*. Cambridge University Press.
- Hulten, C. R. (1978). Growth Accounting with Intermediate Inputs. *Review of Economic Studies*, 45(3), 511–518.
- Joyce, S. et al. (2023). Algorithmic management and worker wellbeing. *Work, Employment and Society*, 37(4).

- Kalecki, M. (1965/1971). *Selected Essays on the Dynamics of the Capitalist Economy*. Cambridge University Press.
- Kämpf, T. (2025). Künstliche Intelligenz und der Wandel von Arbeit. In: W. Däubler & E. Klengel (Hrsg.), *KI im Betrieb*. Frankfurt/Main: Bund-Verlag, S. 66–89.
- Kämpf, T., & Langes, B. (2021). Künstliche Intelligenz und der Wandel der Arbeitswelt: Erste Befunde einer empirischen Analyse. *spw*, 247(06/21), 26–31.
- Kämpf, T., & Langes, B. (2023). Künstliche Intelligenz und der Wandel der Arbeitswelt: Warum wir einen neuen Leitstern brauchen. In: T. Kämpf, B. Langes, L. Schatilow & H.-J. Gergs (Hrsg.), *Human Friendly Automation*. Frankfurt/Main: Campus, S. 230 ff.
- Kämpf, T., & Lühr, T. (2024). Angestellte und Mitbestimmung in der digitalen Transformation. *WSI-Mitteilungen*, 77(1), 34–41.
- Kämpf, T.; & Lühr, T. (2025): Künstliche Intelligenz: Neue Potenziale für „gute Arbeit“ im Büro?. In: Badura, B./Ducki, A./Meyer, M./ Baumgardt, J./ Schröder, H. (Hrsg.): *Fehlzeiten-Report 2025. KI und Gesundheit – Möglichkeiten nutzen, Risiken bewältigen, Orientierung geben*. Berlin/Heidelberg: Springer, S. 207–218
- Kellogg, K. C. et al. (2020). Algorithms at Work: The New Contested Terrain of Control. *Academy of Management Annals*, 14(1), 366–410.
- Kellermann, C., Markert, C. (2023). KI in der Arbeitswelt. *Aus Politik und Zeitgeschichte*, Nr. 42., S.35-40.
- Keynes, J. M. (1936). *The General Theory of Employment, Interest and Money*. Macmillan.
- Krzywdzinski, M. & Wotschack, P. (2026): Zunehmender KI-Einsatz in der Arbeitswelt. Wie Management und Betriebsräte die Einführung und Nutzung von KI-Anwendungen gestalten. *Weizenbaum Discussion Paper 53*. Berlin: Weizenbaum-Institut
- Krzywdzinski, M., Gerst, D., & Butollo, F. (2023). Promoting human-centred AI in the workplace. *Transfer*, 29(1), 53–70.
- Lühr, T., & Kämpf, T. (2024). KI und der Wandel von Angestelltenarbeit. Zum „blinden Fleck“ der aktuellen Automatisierungsdebatte. *WSI-Mitteilungen*, 77(2), 98–106.
- Lühr, T., & Kämpf, T. (2025). Bots im Büro – KI und der Wandel von Angestelltenarbeit in der digitalen Transformation. *Hans-Böckler-Stiftung*.
- McElheran, K., Yang, M. J., Kroff, Z., & Brynjolfsson, E. (2025). The Rise of Industrial AI in America: Microfoundations of the Productivity J-curve(s) (No. 25-27).
- Noy, S., & Zhang, W. (2023). Experimental evidence on the productivity effects of generative artificial intelligence. *Science*, 381(6654), 187–192.
- Muro, M., Liu, S. 2021. The geography of AI: Which cities will drive the artificial evolution? *Brookings Metropolitan Policy Program*
- Pfeiffer, S. (2025). (Generative) Künstliche Intelligenz (KI) als Kollegin? Gestaltung und Mitbestimmung aus Sicht der Beschäftigten. In: M. Wannöffle u.a. (Hrsg.), *Mitbestimmung und Partizipation 2030. Nomos*.
- Polanyi, M. (1966). *The Tacit Dimension*. University of Chicago Press.

- Remers, F./Hegner, C. (2023). Gemeinsame KI-Vision entwickelt. Wie Arbeitgeberin und Mitbestimmung bei IBM menschenfreundliche KI-Systeme voranbringen, in: Kämpf, T./Langes, B./Schatilow, L./Gergs, H.-J. (Hrsg.): *Human Friendly Automation: Arbeit und künstliche Intelligenz neu denken*, Frankfurt a. M.: Frankfurter Allgemeine Buch, S. 209-214.
- Robinson, J. (1953). The production function and the theory of capital. *The Review of Economic Studies*, 21(2), 81–106.
- de Stefano, V. (2018). „Negotiating the Algorithm“: Automation, Artificial Intelligence and Labour Protection. ILO Employment Working Paper No. 246. Geneva: ILO.
- Trist, E. L., & Bamforth, K.W. (1951). Some social and psychological consequences of the Longwall method of coal-getting. In: *Human Relations*, 4(1), 3–38.