

# Strukturelle Transformation der Arbeitsmärkte

## Inhaltsverzeichnis

Zusammenfassung .....	2
1 Einleitung und Problemstellung .....	3
2 Methodische Einordnung .....	4
3 Die Dichotomie der Arbeitsmärkte: Physische Gebundenheit versus digitale Substitution. ....	4
4 Die Polarisierung des Arbeitsmarktes: „Gut genug“ als neue ökonomische Grenze .....	6
5 Neurobiologische Mechanismen des Exzellenzverlusts .....	6
5.1 Neuroplastizität und kognitive Atrophie .....	7
5.2 Die Unterforderung des präfrontalen Kortex und die Souveränitätsfalle .....	7
5.3 Das vulnerable Entwicklungsfenster .....	8
5.4 Gegenhypothese: KI als Türöffner für Expertise .....	8
6 Historische Präzedenzfälle .....	9
7 Die didaktische Rekonstruktion: Meisterschaft in der KI-Ära.....	10
7.1 Deliberate Practice (Bewusstes Üben).....	10
7.2 Productive Failure (Produktives Scheitern).....	10
7.3 Cognitive Apprenticeship (Kognitive Meisterlehre).....	11
8 Internationale Perspektiven und regulatorische Einordnung .....	12
9 Der Wirtschaftsstandort Deutschland: Mittelmaß als Strukturrisiko .....	12
10 Ethische und gesellschaftspolitische Implikationen .....	13
11 Praktikable Lösungsansätze für Wirtschaft und Unternehmen.....	13
11.1 Makroökonomische Netzwerke: Exzellenzcluster.....	13
11.2 Mikroökonomische Praxis: High Performance Work Systems .....	13
11.3 Messbarkeit von Exzellenz .....	14
12 Limitationen und Forschungsbedarf.....	15
13 Synthese und Schlussfolgerungen .....	16
Referenzen.....	16

## **Strukturelle Transformation der Arbeitsmärkte:**

### **Vom temporären Fachkräftemangel zur systematischen Exzellenzkrise**

#### **im Zeitalter Künstlicher Intelligenz**

Johann Jörgen Schübeler

*Schübeler Consulting – Digitalisierung & Informationsprozessoptimierung*

[www.schuebeler-consulting.de](http://www.schuebeler-consulting.de)

Fachbeitrag – März 2026

*Version 3.1 – Überarbeitete und erweiterte Fassung*

**Schlüsselwörter:** *Exzellenzmangel, Fachkräftemangel, Künstliche Intelligenz, kognitive Atrophie, Neuroplastizität, Deliberate Practice, Productive Failure, Arbeitsmarktpolarisierung, Wissensökonomie*

## **Zusammenfassung**

Die wirtschaftspolitische Debatte fasst unter dem Schlagwort „Fachkräftemangel“ völlig unterschiedliche Arbeitsmarktphänomene zusammen. Das führt zu Fehlentscheidungen in der Bildungs- und Wirtschaftspolitik. Der vorliegende Beitrag argumentiert, dass der quantitative Personalengpass in physisch gebundenen Berufsfeldern zwar real ist, sich aber mit bewährten arbeitsmarktpolitischen Mitteln adressieren lässt. Das eigentliche Zukunftsrisiko liegt woanders: in einem qualitativen *Exzellenzmangel* in wissensbasierten Berufen, der sich im Windschatten der Automatisierung durch generative Künstliche Intelligenz aufbaut. Gestützt auf neurobiologische Erkenntnisse zur kognitiven Atrophie und Neuroplastizität analysiert der Beitrag die Mechanismen, durch die allgegenwärtige KI-Nutzung die Entwicklung menschlicher Expertise untergraben kann. Daraus werden Gegenstrategien auf individueller, organisationaler und bildungspolitischer Ebene abgeleitet – unter Rückgriff auf die Expertiseforschung (Deliberate Practice), die Lernforschung (Productive Failure) und die kognitive Meisterlehre (Cognitive Apprenticeship). Historische Parallelen, internationale Vergleiche und die regulatorische Einordnung über den EU AI Act vervollständigen die Analyse.

## 1 Einleitung und Problemstellung

In der wirtschaftspolitischen und akademischen Debatte hat sich der Begriff des Fachkräftemangels als universelles Erklärungsmodell etabliert – für demografische Engpässe, konjunkturelle Schwankungen und strukturelle Verschiebungen gleichermaßen. Nahezu jeder Lagebericht, jede industriepolitische Projektion und jede Branchenveranstaltung stützt sich auf die Prämisse einer quantitativen Personalknappheit. Der Begriff dient als Erklärungsmuster für ausbleibendes Wachstum, als Legitimation für nachlassende Innovationskraft und als politisches Druckmittel für Deregulierung und Bildungsreformen.

Doch die inflationäre Nutzung dieses Begriffs verstellt den Blick auf eine tiefere Gefahr. Der Fachkräftemangel, so die zentrale These dieses Beitrags, ist primär ein sichtbares *Symptom der Gegenwart*. Das eigentliche Risiko liegt in einem schleichenden *Exzellenzmangel*, der sich im Windschatten der Automatisierung durch generative Künstliche Intelligenz (KI) aufbaut.

Um diese Dynamik zu verstehen, müssen die bisherigen Narrative hinterfragt werden. Wenn über Fachkräftemangel gesprochen wird, werden oft völlig unterschiedliche ökonomische Realitäten unter einem einzigen, unzureichenden Schlagwort zusammengefasst. Die analytische Unschärfe führt zu Fehlallokationen – sowohl in der Bildungspolitik als auch bei strategischen Unternehmensinvestitionen. Es ist daher notwendig, Arbeitsmärkte künftig primär nach einem Kriterium zu unterscheiden: der räumlichen und physischen Gebundenheit der Wertschöpfung.

Der vorliegende Beitrag verfolgt drei Ziele: Erstens die Differenzierung zwischen quantitativem Fachkräftemangel und qualitativem Exzellenzmangel als eigenständige Phänomene. Zweitens die neurobiologische Fundierung der Mechanismen, durch die allgegenwärtige KI-Nutzung die Entwicklung menschlicher Expertise gefährden kann. Drittens die Ableitung von Gegenstrategien auf individueller, organisationaler und bildungspolitischer Ebene.

## 2 Methodische Einordnung

Dieser Beitrag basiert auf einer interdisziplinären Literaturanalyse, die Erkenntnisse aus der Arbeitsmarktökonomie, der Neurowissenschaft, der Kognitionspsychologie, der Expertiseforschung und der Bildungswissenschaft zusammenführt. Die Vorgehensweise folgt dem Ansatz der konzeptionellen Analyse: Empirische Befunde aus verschiedenen Forschungsarbeiten werden in einen übergreifenden Rahmen integriert.

Es sei klar darauf hingewiesen, dass dieser Beitrag keine eigene empirische Erhebung enthält. Die Argumentation stützt sich auf die Zusammenführung bestehender Evidenz und deren Integration in ein analytisches Gesamtbild. Diese methodische Begrenzung wird in Kapitel 12 reflektiert.

## 3 Die Dichotomie der Arbeitsmärkte: Physische Gebundenheit versus digitale Substitution

Eine sinnvolle Arbeitsmarktanalyse erfordert die Unterscheidung zwischen lokal gebundener und digital entkoppelter Wertschöpfung.

Es gibt ein großes Arbeitsmarktsegment, in dem die Leistungserbringung zwingend vor Ort, im physischen Raum und in direkter Interaktion mit der materiellen Welt stattfinden muss. Bauwesen, elektrische Installationen, Maschinenwartung, Pflege am Menschen, persönliche Dienstleistungen – diese Wertschöpfung findet vor Ort statt oder sie findet nicht statt. Sie lässt sich weder durch Offshoring verlagern noch durch Sprachmodelle substituieren.

In diesen Sektoren existiert tatsächlich ein realer, quantitativer Engpass. Der demografische Wandel verknappt das Arbeitskräfteangebot, der Akademisierungstrend entzieht den Ausbildungsberufen Potenzial, rückläufige Ausbildungszahlen verschärfen die Situation. Die Folgen sind greifbar: steigende Wartezeiten, höhere Preise, chronisch überlastete Betriebe. Das ist der Mangel, den die klassische Arbeitsmarktökonomie beschreibt.

Dem gegenüber steht das Segment der digitalisierbaren, wissensbasierten Arbeit. Programmierung, Softwarearchitektur, Buchhaltung, Marketing, Controlling, Administration, Datenanalyse, Dokumentation – diese Tätigkeiten sind inhärent digital, in hohem Maße standardisierbar und zunehmend automatisierbar. In diesem Sektor erleben wir keinen klassischen Fachkräftemangel. Hier vollzieht sich stattdessen ein globaler Verdrängungswettbewerb, der seit dem Durchbruch generativer KI-Modelle 2023 in eine Phase massiver Substitution eingetreten ist.

Die Zahlen belegen die Wucht dieses Prozesses. Goldman Sachs prognostizierte 2023, dass weltweit bis zu 300 Millionen Vollzeitäquivalente durch generative KI ersetzt oder fundamental verändert werden könnten.<sup>[1]</sup> McKinsey Global Institute zeigte 2024, dass bis 2030 rund 30 Prozent der Arbeitsstunden in den USA und Europa durch Automatisierung übernommen werden könnten.<sup>[2]</sup>

Sektor / Tätigkeitsfeld	Anteil Berufswechsel bis 2030	KI-Automatisierungspotenzial
Administrative Bürotätigkeiten	54 %	Sehr hoch (text- und datenbasiert)
Kundenservice und Vertrieb	17 %	Hoch (kommunikativ, regelbasiert)
Produktionsaktivitäten	16 %	Mittel (physische Restriktionen)
MINT-Berufe	Wachsend (bis +25 %)	Gering (komplexe Systemarchitektur)

**Tabelle 1:** Sektorspezifische Berufswechsel und Automatisierungspotenziale in Deutschland. Eigene Zusammenstellung auf Basis von McKinsey Global Institute (2024).

Die Daten zeigen: Der Bedarf an reiner Umsetzungsarbeit und standardisierter Administration bricht zusammen. Unternehmen verschlanken Content- und Marketingabteilungen, automatisieren Buchhaltung und ersetzen Support- und Analysefunktionen durch KI-Agenten. In der Softwareentwicklung sinkt der Bedarf an reiner Codierarbeit drastisch. Im Gegenzug steigt der Bedarf an architektonischer und strategischer Kompetenz.

## 4 Die Polarisierung des Arbeitsmarktes: „Gut genug“ als neue ökonomische Grenze

Diese asymmetrische Betroffenheit führt zu einer massiven Polarisierung. Generative KI ist, isoliert betrachtet, weder visionär noch kreativ. Sie trägt keine juristische oder ethische Verantwortung. Aber sie operiert in vielen kognitiven Bereichen auf einem Niveau, das ökonomisch als „gut genug“ durchgeht. Genau diese Schwelle verändert den Arbeitsmarkt fundamental.

David Autor beschrieb 2015 die zunehmende Aushöhlung mittlerer Qualifikationssegmente als „Job Polarization“ – Wachstum an den Extremen (hochqualifizierte kognitive Arbeit und manuell-physische Dienstleistungen), Schrumpfung in der Mitte.<sup>[3]</sup> Acemoglu und Restrepo (2020) ergänzten, dass technologischer Wandel je nach Ausgestaltung sowohl als Substitution (Automation) als auch als Komplementierung (Augmentation) wirken kann.<sup>[4]</sup> Generative KI verschärft diese Polarisierung, weil sie erstmals nicht nur manuelle Routinetätigkeiten ersetzt, sondern kognitive Mittelfeld-Kompetenzen.

Wenn eine skalierbare, im Betrieb nahezu kostenfreie maschinelle Intelligenz solide Durchschnittsergebnisse in Sekundenbruchteilen liefert, verliert der durchschnittliche Wissensarbeiter seine wirtschaftliche Daseinsberechtigung. Lorenz-Spreen et al. (2025) beschreiben dieses Phänomen als „Expertise Duality“:<sup>[5]</sup> Für Novizen und durchschnittliche Wissensarbeiter wirkt KI als „Gleichmacher“ (*Leveler*) – wer nur kuratiert, zusammenfasst oder standardisierte Prozesse reproduziert, konkurriert direkt mit der Technologie. Für Experten hingegen wirkt dieselbe Technologie als „Verstärker“ (*Amplifier*). Ein Experte mit tiefem Domänenwissen nutzt die automatisierte Routine, um seine Produktivität bei komplexen Problemen zu maximieren.

Das Ergebnis: die Mitte bricht weg. Frey und Osborne hatten bereits 2017 gezeigt, dass 47 Prozent der US-Beschäftigten in Berufen mit hohem Automatisierungsrisiko arbeiten.<sup>[6]</sup> Generative KI hat diese Prognose nicht obsolet gemacht, sondern massiv erweitert. Europäische Arbeitsmarktstudien warnen, dass Arbeitnehmer in den niedrigeren Lohnsegmenten drei- bis fünfmal häufiger zu beruflichen Wechseln gezwungen sein werden als Topverdiener.<sup>[2]</sup>

## 5 Neurobiologische Mechanismen des Exzellenzverlusts

Die gefährlichste Auswirkung der technologischen Durchdringung liegt nicht in der direkten Freisetzung von Arbeitskräften, sondern in einem subtileren Prozess: der schleichenden Erosion kognitiver Fähigkeiten. Wenn Exzellenz künftig der einzige Garant für berufliches Überleben ist, drängt sich die Frage auf: Wie entsteht in einer KI-dominierten Umgebung überhaupt noch echte Tiefe?

## 5.1 Neuroplastizität und kognitive Atrophie

Historisch verlief die Entwicklung von Expertise über harte, reibungsintensive Lernprozesse. Ein junger Softwareentwickler schrieb Code, der beim Kompilieren scheiterte, suchte stundenlang nach Fehlern und wurde von Senior-Entwicklern korrigiert. Ein angehender Buchhalter erlernte die Logik der Bilanzierung durch manuelle Abstimmungen. Heute steht zwischen dem Nachwuchstalent und dem Problem ein KI-System, das in Sekundenbruchteilen plausible Lösungswege liefert.

Wer primär fertige Lösungen übernimmt, statt eigene Lösungswege zu entwickeln, betreibt „Cognitive Offloading“ – die systematische Delegation anstrengender Denkprozesse an externe Werkzeuge.<sup>[7]</sup> Kognitionspsychologische Forschung zeigt: Je besser das Werkzeug, desto intensiver die Delegation.<sup>[8]</sup> Das kann zu kognitiver Atrophie führen – dem graduellen Verlust von Fähigkeiten durch mangelnde Praxis.

Neurobiologisch lässt sich dieser Prozess erklären. Das Gehirn operiert auf Basis der Neuroplastizität – der lebenslangen Fähigkeit, sich in Reaktion auf Anforderungen strukturell neu zu organisieren.<sup>[9]</sup> Das Grundprinzip lautet: „Use it or lose it.“ Neuronale Schaltkreise, die intensiv genutzt werden, werden gestärkt. Schaltkreise, die chronisch unterstimuliert bleiben, verlieren an Effizienz und werden abgebaut – ein Prozess, der in der Neurowissenschaft als „Synaptic Pruning“ bekannt ist.

Es gilt eine physiologische Grundtatsache: Kompetenzen, die nicht trainiert werden, verkümmern. Wenn KI das kritische Denken übernimmt, reduziert das Gehirn die neuronalen Ressourcen für dieses Denken. Eine Studie mit über 600 Teilnehmern zeigt eine signifikante negative Korrelation zwischen häufiger KI-Nutzung und der Fähigkeit zum kritischen Denken.<sup>[7]</sup> Methodisch ist anzumerken, dass die Studie eine Korrelation nachweist, keinen kausalen Mechanismus – die Wirkrichtung könnte auch umgekehrt sein. Die neurobiologische Plausibilität des Mechanismus ist jedoch hoch.

## 5.2 Die Unterforderung des präfrontalen Kortex und die Souveränitätsfalle

Der Erosionsprozess lässt sich im präfrontalen Kortex (PFC) verorten – dem Zentrum für komplexes Planen, exekutive Kontrolle und übergeordnetes Denken. Um belastbares Wissen aufzubauen, braucht das Gehirn eine konfliktgetriebene Lernschleife: Die Konfrontation mit schwierigen oder widersprüchlichen Informationen zwingt den PFC, bestehende mentale Modelle umzubauen.<sup>[5]</sup>

Generative KI-Systeme sind auf maximale kognitive Leichtigkeit optimiert. Sie generieren sofortige, sprachlich geschliffene Antworten, die keinerlei mentalen Widerstand entgegensetzen. Die Schwelle zum kognitiven Konflikt wird gar nicht erst erreicht, der PFC bleibt inaktiv. Informationen werden passiv konsumiert, ohne in das eigene Wissen integriert zu werden.

Das Resultat: die „Sovereignty Trap“ (Souveränitätsfalle).<sup>[5]</sup> Der Nutzer verwechselt den reibungslosen Zugriff auf KI-generierte Informationen mit eigener Befähigung. Die äußere Effizienz steigt, während der eigene Verstand zu einer ausgehöhlten Instanz wird – zunehmend abhängig von der Maschine.

### 5.3 Das vulnerable Entwicklungsfenster

Besonders kritisch ist diese Dynamik in der Ausbildungsphase. Die neurobiologische Reifung des PFC dauert bis weit in das dritte Lebensjahrzehnt an. In dieser Phase konsolidieren sich die neuronalen Schaltkreise für kritisches Denken. Wenn junge Menschen in dieser Phase systematisch Aufgaben an KI auslagern, greifen sie in die Ausbildung dieser Netzwerke ein und riskieren potenziell langfristige Beeinträchtigungen. Ob und in welchem Ausmaß diese reversibel sind, ist eine offene Forschungsfrage.

### 5.4 Gegenhypothese: KI als Türöffner für Expertise

Eine redliche Auseinandersetzung erfordert die Prüfung der Gegenposition: Könnte KI nicht auch mehr Menschen den Zugang zu Expertise eröffnen, indem sie Einstieghürden senkt?

Dafür sprechen gewichtige Argumente. KI-gestützte Tutoring-Systeme ermöglichen individualisiertes Lernen in einem Umfang, den menschliche Lehrkräfte nie leisten könnten. Novizen erhalten sofortiges, kontextsensitives Feedback. Sprachbarrieren werden reduziert. Die Augmentationshypothese von Acemoglu und Restrepo postuliert, dass Technologie menschliche Fähigkeiten nicht nur ersetzt, sondern ergänzt und erweitert.<sup>[4]</sup>

Empirisch stützt sich diese Hypothese allerdings nur unter bestimmten Bedingungen. Studien zeigen, dass der Leistungszugewinn durch KI-Assistenz bei Novizen tatsächlich höher ist als bei Experten – allerdings primär bei der *Ergebnisqualität*, nicht bei der *Kompetenzentwicklung* der Person selbst.<sup>[5]</sup> Die entscheidende Unterscheidung liegt zwischen Output und Outcome: Ein Novize, der mit KI-Unterstützung einen guten Text produziert, hat einen besseren *Output* erzielt. Ob er dabei die Fähigkeiten aufgebaut hat, künftig ohne diese Unterstützung vergleichbare Qualität zu liefern – also ein echtes Lern-*Outcome* –, ist eine ganz andere Frage.

Dieser Beitrag negiert das Augmentationspotenzial nicht, argumentiert aber, dass es nur unter bestimmten didaktischen Rahmenbedingungen realisiert wird: wenn KI als Lerngerüst eingesetzt wird, das den Nutzer zum Denken zwingt – nicht als Substitut, das ihm das Denken abnimmt. Die Grenze zwischen Augmentation und Atrophie ist keine technologische, sondern eine didaktische und institutionelle.

## 6 Historische Präzedenzfälle

Die These, dass technologische Werkzeuge Kompetenzen erodieren können, ist nicht neu.

Die Einführung des Taschenrechners in den 1970er-Jahren löste eine Debatte aus, die strukturelle Ähnlichkeiten zur heutigen KI-Diskussion aufweist. Kopfrechenfähigkeiten haben in industrialisierten Gesellschaften tatsächlich abgenommen – dafür wurde kognitive Kapazität für höhere mathematische Abstraktion frei. Ähnliches zeigt sich bei GPS-Navigation: Studien belegen, dass dauerhafte GPS-Nutzung die räumliche Orientierung und die Aktivität des Hippocampus reduziert.<sup>[10]</sup>

Allerdings bilden diese Parallelen die *Tiefe* des heutigen Umbruchs nur begrenzt ab. Taschenrechner und GPS substituierten jeweils eine einzelne, klar abgrenzbare kognitive Teilfunktion. Generative KI substituiert ein *Spektrum* kognitiver Leistungen gleichzeitig – Textproduktion, Analyse, Problemlösung, Kreativität, Argumentation. Betroffen ist nicht eine isolierte Fähigkeit, sondern die Architektur des Denkens selbst.

Ein aufschlussreicherer Präzedenzfall ist die Automatisierung in der Luftfahrt. Die zunehmende Automatisierung von Cockpit-Funktionen führte nachweislich zur Erosion manueller Flugfähigkeiten bei Piloten – ein Phänomen, das als „automation complacency“ dokumentiert und in mehreren Unfalluntersuchungen als kausaler Faktor identifiziert wurde.<sup>[11]</sup> Dieser Befund ist auf wissensbasierte Berufe direkt übertragbar: Wenn der „kognitive Autopilot“ permanent eingeschaltet bleibt, verkümmert die Fähigkeit zur eigenständigen Problemlösung.

## 7 Die didaktische Rekonstruktion: Meisterschaft in der KI-Ära

Die zentrale strategische Frage lautet: Wie schaffen wir Lehr- und Arbeitsumgebungen, in denen trotz allgegenwärtiger KI noch echte Meisterschaft entstehen kann? Traditionelles Wissensmanagement – das reine Dokumentieren von Prozessen – reicht dafür nicht aus. Die Gestaltung der Arbeit muss den Erkenntnissen der Expertise-Entwicklung folgen.

### 7.1 Deliberate Practice (Bewusstes Üben)

Die Expertiseforschung nach Ericsson, Krampe und Tesch-Römer (1993) belegt, dass reine Berufserfahrung niemals zu herausragender Meisterschaft führt.<sup>[12]</sup> Exzellenz entsteht ausschließlich durch „Deliberate Practice“ – hochgradig strukturierte, intensive Anstrengung, bei der Individuen kontinuierlich Aufgaben bearbeiten, die knapp außerhalb ihrer aktuellen Leistungsgrenze liegen. Begleitet wird dieser Prozess von unmittelbarem, kritischem Feedback durch Mentoren, woraufhin die Leistung iterativ verbessert wird.

Für die KI-gestützte Arbeitswelt bedeutet das: Unternehmen müssen „Safe Spaces for Struggle“ in den Lernprozess einbauen. KI darf beim initialen Kompetenzaufbau nicht als allwissende Lösungsmaschine fungieren. Der junge Entwickler oder Analyst muss die Architektur eines Problems selbst durchdenken, bevor die Maschine Optimierungsvorschläge machen darf. Wer diese bewusste Reibung eliminiert, kappt den Weg zur Expertise.

### 7.2 Productive Failure (Produktives Scheitern)

Das Konzept des „Productive Failure“ des Lernforschers Manu Kapur bietet einen ergänzenden Ansatz.<sup>[13]</sup> Lernende werden dabei in Situationen gebracht, in denen sie komplexe Probleme lösen müssen, für die ihnen noch die formalen Werkzeuge fehlen. Der initiale Kampf führt zu Fehlern, generiert aber den nötigen kognitiven Widerstand, um Vorwissen zu aktivieren. Erst nach dieser Explorationsphase greift der Experte ein, um die Konzepte zu festigen – „Fail first, learn later.“ Empirische Studien zeigen, dass dieser Ansatz die Transferleistung im Vergleich zu direkter Instruktion verdreifacht.

Didaktische Dimension	KI als Substitut (Effizienz)	KI-gestütztes Mastery Learning (Exzellenz)
Kognitive Belastung	Vermeidung (Cognitive Ease)	Gezielte Erhöhung (Germane Load)
Rolle des Menschen	Passiver Kurator von Outputs	Aktiver Konstrukteur und Systemarchitekt
Neurobiologischer Effekt	Abbau ungenutzter Areale (Pruning)	Stärkung exekutiver Funktionen
Umgang mit Fehlern	Fehlervermeidung durch Maschine	Bewusste Fehlergenerierung (Productive Failure)
Kompetenzentwicklung	Stagnation auf Anfängerniveau	Systematische Progression zum Expertenstatus

**Tabelle 2:** Gegenüberstellung von passiver KI-Nutzung und strategischem Kompetenzaufbau.

### 7.3 Cognitive Apprenticeship (Kognitive Meisterlehre)

Das Paradigma der „Cognitive Apprenticeship“ nach Collins, Brown und Newman (1989) überträgt die Prinzipien der handwerklichen Meisterlehre auf kognitive Prozesse.<sup>[14]</sup> In wissensbasierten Berufen ist das „Denken“ unsichtbar. Experten müssen ihr internes Problemlösungsverhalten für Anfänger sichtbar machen. Beim *Modelling* denkt der Experte laut. Beim *Scaffolding* übernimmt der Lernende die Aufgabe, während Stützgerüste angeboten werden, die mit zunehmender Kompetenz wieder abgebaut werden. KI-Systeme sollten so konfiguriert werden, dass sie Scaffolding-Prinzipien anwenden: sokratische Dialoge statt fertiger Lösungen, die den Nutzer zwingen, seine Annahmen zu hinterfragen und logische Lücken selbst zu schließen.

## 8 Internationale Perspektiven und regulatorische Einordnung

Die Herausforderung des Exzellenzmangels zeigt sich international in unterschiedlicher Intensität.

Die **skandinavischen Länder** verfolgen einen proaktiven Ansatz: Finnlands „Elements of AI“-Initiative schulte über ein Prozent der Bevölkerung in KI-Grundlagen – technologische Mündigkeit statt passiver Konsumtion. In **Ostasien** setzen Südkorea und Singapur auf massive staatliche KI-Strategien mit Investitionen in Forschungsinfrastruktur und Kopplungen zwischen Universitäten und Industrie. Die **Vereinigten Staaten** zeigen die stärkste Polarisierung: massiv gestiegene Gehälter für KI-Systemarchitekten bei gleichzeitigen Massenentlassungen im mittleren Wissensarbeit-Segment.

**Deutschland** nimmt eine ambivalente Position ein. Das duale Ausbildungssystem bietet ideale Voraussetzungen für Deliberate Practice und Cognitive Apprenticeship – strukturiertes Lernen unter Anleitung ist historisch verankert. Gleichzeitig hemmen Bürokratie, zögerliche Digitalisierung und die Unterfinanzierung von KI-Forschung die Reaktionsfähigkeit.

Auf regulatorischer Ebene hat die EU mit dem AI Act (Verordnung 2024/1689)<sup>[15]</sup> den weltweit ersten umfassenden Regulierungsrahmen für KI geschaffen. Im Kontext des Exzellenzmangels ist dieser ambivalent: Die Forderung nach „human oversight“ stärkt die Position, dass menschliche Expertise nicht vollständig substituiert werden darf. Die verpflichtende KI-Kompetenzschulung (Art. 4) adressiert technologische Mündigkeit. Allerdings schweigt der AI Act zur didaktischen Dimension – er reguliert die *Anwendung* von KI, nicht deren Auswirkung auf die *Kompetenzentwicklung* der Anwender. Mindeststandards für KI-freie Lernphasen in der beruflichen Ausbildung wären ein konsequenter nächster Schritt.

## 9 Der Wirtschaftsstandort Deutschland: Mittelmaß als Strukturrisiko

Die skizzierten Dynamiken betreffen die Wettbewerbsfähigkeit Deutschlands im Kern. Das ökonomische Modell der Bundesrepublik basierte nie auf der billigen Skalierung standardisierter Leistungen. Der Wohlstand der deutschen Industrie beruht auf Premium-Qualität, spezialisierter Ingenieurskunst und tiefem Systemdenken.

Wenn sich durch die Verbreitung generativer KI ein technologisches „Gut genug“ als Standard durchsetzt, erodiert genau dieser Differenzierungsfaktor. Für ein Hochlohnland ist Mittelmaß keine überlebensfähige Position. Andere Wirtschaftsräume setzen exakt dieselben KI-Tools ein, operieren aber mit niedrigeren Lohnkosten. Bei gleicher maschineller Qualität entscheidet der Preis.

Besonders verwundbar ist der Mittelstand – die „Hidden Champions“, deren Innovationskraft von der schwer kopierbaren Meisterschaft ihrer Belegschaften lebt. Ein struktureller Exzellenzmangel bei nachrückenden Ingenieuren und Strategen würde diesen Ökosystemen die Überlebensgrundlage entziehen. Unternehmen, die ausschließlich auf die Breite der KI-Anwendung setzen, ohne gleichzeitig die Tiefe menschlicher Expertise zu pflegen, riskieren strukturelle Nachteile.

## 10 Ethische und gesellschaftspolitische Implikationen

Wenn generative KI das mittlere Qualifikationssegment aushöhlt, entsteht eine gesellschaftliche Trennlinie: eine kleine, hochproduktive Exzellenzelite auf der einen Seite – eine wachsende Gruppe, deren kognitive Kernkompetenzen durch Technologie entwertet werden, auf der anderen.

Aus einer Gerechtigkeitsperspektive ist zu fragen, ob eine Gesellschaft hinnehmen kann, dass der Zugang zu Exzellenz zunehmend von Bildungsbedingungen, sozioökonomischem Hintergrund und dem Zufall der richtigen Mentorschaft abhängt. Die Gefahr: Der Exzellenzmangel tritt nicht gleichverteilt auf, sondern sozial geschichtet. Kinder aus bildungsfernen Haushalten, die frühzeitig auf KI als Abkürzung angewiesen sind, hätten geringere Chancen, die für Expertise nötige kognitive Tiefe zu entwickeln.

Darüber hinaus ist kognitive Souveränität ein demokratietheoretisches Thema. Eine Gesellschaft, deren Mitglieder zunehmend unfähig sind, komplexe Sachverhalte eigenständig zu bewerten, ist anfälliger für Manipulation und Desinformation. Die kognitive Atrophie ist damit nicht nur ein Arbeitsmarktproblem, sondern ein demokratierelevantes Risiko.

## 11 Praktikable Lösungsansätze für Wirtschaft und Unternehmen

### 11.1 Makroökonomische Netzwerke: Exzellenzcluster

Ein wirksamer Ansatz auf regionaler Ebene ist die Bündelung von Wissenschaft und Praxis. Das Technologienetzwerk „it's OWL“ (Intelligente Technische Systeme OstWestfalenLippe) vereint rund 200 Unternehmen und Forschungseinrichtungen.<sup>[16]</sup> Der Fokus liegt auf „Hybrider Intelligenz“: Mensch und Maschine kooperieren so, dass der Mensch im Zentrum bleibt – „Human in the Loop.“

### 11.2 Mikroökonomische Praxis: High Performance Work Systems

Auf Unternehmensebene erfordert die Exzellenzsicherung ein systematisches Bündel von HR-Praktiken, die Fähigkeiten gezielt fördern und Innovationskraft stärken. In der KI-Ära müssen diese Systeme dem Kompetenzverlust aktiv entgegenwirken:

**Erstens: Reinvestition durch Automatisierung (Job Enrichment).** KI automatisiert Routineaufgaben. Die freigewordene Zeit darf nicht als Kosteneinsparung verbucht werden, sondern muss in Weiterbildung und die Lösung anspruchsvollerer Aufgaben fließen.

**Zweitens: Institutionalisierte Fehler- und Lernkultur.** Führungskräfte vergeben „Stretch Assignments“ – Aufgaben, die Talente bewusst an die Grenzen ihres Könnens bringen. Sichere Räume, in denen experimentiert werden darf, ohne dass eine KI-Lösung den Lernprozess abkürzt.

**Drittens: Training interdisziplinärer Systemarchitektur.** Interdisziplinäre Teams – Entwickler, Vertrieb, Datenanalysten –, die gemeinsam eine KI-Strategie entwerfen, erzwingen tiefes

Systemdenken. Das zielt auf „Double-Loop Learning“ nach Argyris und Schön: Nicht nur Handlungsstrategien hinterfragen, sondern die zugrundeliegenden Annahmen.<sup>[17]</sup>

Strukturelle Herausforderung	Strategische Antwort	Zielsetzung
Kognitive Atrophie und Deskillung	High Performance Work Systems	Reinvestition von KI-Zeitgewinnen in anspruchsvolle Aufgaben
Verlust von Problemlösungsfähigkeit	Productive Failure institutionalisieren	Stretch Assignments ohne sofortige KI-Lösung
Verlust von Tiefenwissen	Deliberate Practice integrieren	Bewusstes Üben an der Leistungsgrenze mit Feedback
Verlust der Architekturfähigkeit	Einbindung in Exzellenzcluster	Branchenübergreifender Wissenstransfer
Soziale Stratifizierung	Bildungspolitische Chancengleichheit	KI-freie Lernphasen und Mentoring für alle

**Tabelle 3:** Strukturansätze zur Sicherung von Exzellenz auf Unternehmens- und Netzwerkebene.

### 11.3 Messbarkeit von Exzellenz

Exzellenz strategisch zu managen setzt voraus, sie messen zu können. Auf individueller Ebene: die Fähigkeit zur eigenständigen Problemlösung ohne KI (periodisch getestet), die Qualität architektonischer Entscheidungen, die Transferleistung auf neue Kontexte, die Fähigkeit, KI-Outputs kritisch zu bewerten und Fehler zu erkennen. Auf organisationaler Ebene: der Anteil genuiner Innovationen versus inkrementeller KI-Verbesserungen, die Resilienz bei Ausfall technischer Hilfsmittel, die Vielfalt der Problemlösungsansätze und die Qualität von Mentoring und Feedback.

## 12 Limitationen und Forschungsbedarf

Diese Untersuchung hat mehrere Grenzen, die bei der Einordnung berücksichtigt werden müssen.

Erstens stützt sich die Argumentation auf eine Literatursynthese ohne eigene Primärerhebung. Die prognostizierten Arbeitsmarkteffekte basieren auf Modellrechnungen, deren Annahmen erst im Nachhinein überprüfbar sind. Zweitens ist die Übertragbarkeit neurobiologischer Laborbefunde auf betriebliche Realitäten begrenzt. Drittens fokussiert die Analyse auf den deutschen und europäischen Kontext; die internationalen Vergleiche bleiben skizzenhaft. Viertens wurden die positiven Effekte der KI-Augmentation nicht mit derselben Tiefe behandelt wie die Atrophie-Risiken – eine umfassende Gegenüberstellung beider Wirkrichtungen steht aus.

Forschungsbedarf besteht vor allem bei: Longitudinalstudien zur kognitiven Entwicklung in KI-intensiven versus KI-restriktiven Arbeitsumgebungen; experimentellen Studien zur Wirksamkeit KI-freier Deliberate-Practice-Interventionen in Unternehmen; validen Messinstrumenten für „kognitive Resilienz“ in Rekrutierungsprozessen; und der Analyse, wie die EU-AI-Act-Regulierung sich auf betriebliche Kompetenzentwicklung auswirkt.

## 13 Synthese und Schlussfolgerungen

Generative Künstliche Intelligenz markiert das Ende einer Ära, in der kognitives „Gut genug“ eine ausreichende Grundlage für hoch entlohnte Wissensarbeit war. Der Fachkräftemangel in physisch gebundenen Berufen ist ein komplexes, aber mit bewährten Mitteln beherrschbares Problem.

Der Exzellenzmangel in wissensbasierten Berufen ist von anderer Qualität. Wenn die allgegenwärtige Verfügbarkeit von KI-gestütztem Durchschnittswissen dazu führt, dass unsere Kapazitäten für tiefes Denken verkümmern, gefährdet das den zentralen Wettbewerbsvorteil Deutschlands. KI entwertet Mittelmaß und verstärkt Meisterschaft – beides gleichzeitig.

Die Antwort erfordert eine bewusste Gegenbewegung. Didaktische Reibung, bewusste Anstrengung und produktives Scheitern sind keine Ineffizienzen, die es zu überwinden gilt – sie sind der Mechanismus, durch den Expertise entsteht. Die Grenze zwischen Augmentation und Atrophie verläuft nicht entlang technologischer, sondern entlang institutioneller und didaktischer Linien.

Der Übergang von der Diagnose zur konkreten Umsetzung erfordert politischen Willen, institutionelle Innovation und die Bereitschaft, kurzfristige Effizienzgewinne zugunsten langfristiger Exzellenz zu relativieren.

## Referenzen

[1] Goldman Sachs Economic Research. (2023). Generative AI Could Raise Global GDP by 7%. <https://www.goldmansachs.com/insights/articles/generative-ai-could-raise-global-gdp-by-7-percent>

[2] McKinsey Global Institute. (2024). KI beschleunigt Umbrüche am Arbeitsmarkt: Produktivitätsschub von bis zu 3 Billionen Euro. <https://www.mckinsey.de/news/presse/2024-05-23-mgi-genai-future-of-work/>

[3] Autor, D. H. (2015). Why Are There Still So Many Jobs? The History and Future of Workplace Automation. *Journal of Economic Perspectives*, 29(3), 3–30.

[4] Acemoglu, D., & Restrepo, P. (2020). Robots and Jobs: Evidence from US Labor Markets. *Journal of Political Economy*, 128(6), 2188–2244.

[5] Lorenz-Spreen, P. et al. (2025). The extended hollowed mind: Why foundational knowledge is essential in the age of AI. PMC. <https://pmc.ncbi.nlm.nih.gov/articles/PMC12738859/>

[6] Frey, C. B., & Osborne, M. A. (2017). The future of employment: How susceptible are jobs to computerisation? *Technological Forecasting and Social Change*, 114, 254–280.

[7] Gerlich, M. (2025). AI Tools in Society: Impacts on Cognitive Offloading and the Future of Critical Thinking. *Societies*, 15(1), 6. <https://doi.org/10.3390/soc15010006>

- [8] Risko, E. F., & Gilbert, S. J. (2016). Cognitive Offloading. *Trends in Cognitive Sciences*, 20(9), 676–688.
- [9] Voss, P. et al. (2017). Dynamic brains and the changing rules of neuroplasticity. *PLoS Biology*, 15(12), e2005186.
- [10] Dahmani, L., & Bharianian, V. (2020). Habitual use of GPS negatively impacts spatial memory during self-guided navigation. *Scientific Reports*, 10, 6310.
- [11] Parasuraman, R., & Manzey, D. H. (2010). Complacency and Bias in Human Use of Automation. *Human Factors*, 52(3), 381–410.
- [12] Ericsson, K. A., Krampe, R. T., & Tesch-Römer, C. (1993). The role of deliberate practice in the acquisition of expert performance. *Psychological Review*, 100(3), 363–406.
- [13] Kapur, M. (2016). Examining Productive Failure, Productive Success, Unproductive Failure, and Unproductive Success in Learning. *Educational Psychologist*, 51(2), 289–299.
- [14] Collins, A., Brown, J. S., & Newman, S. E. (1989). Cognitive Apprenticeship: Teaching the Crafts of Reading, Writing, and Mathematics. In L. B. Resnick (Ed.), *Knowing, Learning, and Instruction* (pp. 453–494). Erlbaum.
- [15] Europäische Union. (2024). Verordnung (EU) 2024/1689 zur Festlegung harmonisierter Vorschriften für Künstliche Intelligenz (AI Act). *Amtsblatt der Europäischen Union*.
- [16] Fraunhofer IEM. (2025). it's OWL – Intelligente Technische Systeme OstWestfalenLippe. <https://www.iem.fraunhofer.de/en/about-us/fraunhofer-iem/network/its-owl.html>
- [17] Argyris, C., & Schön, D. A. (1978). *Organizational Learning: A Theory of Action Perspective*. Addison-Wesley.