

Mensch und KI im Dialog: Ein konversationsanalytischer Ansatz zur Erhebung von Augmentations- und Automationspotenzialen



SABINE SEUFERT

Prof. Dr., Direktorin des Instituts für Bildungsmanagement und Bildungstechnologien an der Universität St. Gallen
sabine.seufert@unisg.ch



KIRA ROHWER

wiss. Mitarbeiterin am Institut für Bildungsmanagement und Bildungstechnologien an der Universität St. Gallen
kira.rohwer@unisg.ch

In diesem Beitrag wird untersucht, ob sich die in der Arbeitsmarktforschung neu eingesetzte Konversationsanalyse auf bildungsbezogene Aufgaben übertragen lässt. Das Leitbild orientiert sich an der selbstbestimmten Rolle der Lernenden. Eine explorative empirische Pilotstudie mit Studierenden einer Wirtschaftsuniversität analysiert Augmentations- und Automationspotenziale von KI bei der Lösung komplexer Aufgaben. Die Ergebnisse zeigen, dass die Methodik auch im Bildungskontext einsetzbar ist und wertvolle Erkenntnisse für KI-gestützte Lernprozesse liefern kann.

Methodische Zugänge zur Analyse von KI-Auswirkungen auf Arbeit und Kompetenzen

Der fortschreitende Einsatz von KI führt zu einer Verschiebung von Kompetenzanforderungen in vielen Berufsfeldern (vgl. OECD 2024). Diese Veränderungen erfordern ein kontinuierliches Monitoring, um zu verstehen, wie sich Aufgabenprofile und Kompetenzanforderungen verschieben. In der arbeitsmarktbezogenen Forschung werden dafür vier zentrale Ansätze genutzt:

- der aufgabenbasierte Ansatz (vgl. FREY/OSBORNE 2013; ARNTZ/GREGORY/ZIERAHN 2016; NEDELKOSKA/QUINTINI 2018), der Tätigkeiten auf ihre Automatisierbarkeit prüft;
- der berufsbasierte Ansatz, der strukturelle Veränderungen ganzer Berufsfelder analysiert (vgl. AUTOR/LEVY/MURNANE 2003; ACEMOGLU/RESTREPO 2020);
- der technologiezentrierte Ansatz, der KI-Fähigkeiten mit beruflichen Anforderungen abgleicht (vgl. BRYNJOLFS-SON/MITCHELL/ROCK 2018; MANYIKA u.a. 2017);
- und der zunehmend relevante kompetenzbasierte Ansatz, der untersucht, welche Kompetenzen durch KI verdrängt, ergänzt oder neu benötigt werden (vgl. OECD 2024; STEPHANY/TEUTLOFF 2022; BONE/EHLINGER/STEPHANY 2025).

Die beiden zentralen Bezugspunkte der aktuellen Debatte sind Augmentation und Automation und damit verbunden die Frage, ob der Einsatz von KI menschliche Tätigkeiten und Fähigkeiten erweitert oder ob er sie vollständig oder teilweise ersetzt.

Neuere Studien kombinieren beide Perspektiven: So verknüpft eine Studie des McKinsey Global Institute (2023) einen aufgaben- mit einem technologiebasierten Ansatz,

um produktive Einsatzfelder generativer KI aufzuzeigen. In einer weiteren Studie (vgl. MCKINSEY 2024) wird dies um eine kompetenzorientierte Perspektive ergänzt und verdeutlicht, dass soziale, kreative und analytische Fähigkeiten künftig besonders gefragt sind. Beide Studien zeigen, dass die Grenzen zwischen *Automatisierung* und *Augmentation* zunehmend verschwimmen.

Ein konversationsbasierter Zugang zur Analyse von Mensch-KI-Interaktionen

Dieser Beitrag stellt einen konversationsbasierten Analyseansatz zur Diskussion, der über etablierte Methoden zur Untersuchung von KI-Auswirkungen hinausgeht und reale Mensch-KI-Dialoge systematisch auswertet. Entwickelt im Rahmen des *Anthropic Economic Index* 2024 (vgl. HANNA u.a. 2025), ermöglicht dieser Ansatz eine feingliedrige Typisierung beruflicher Aufgaben entlang konkreter Interaktionen mit generativer KI. Im Zentrum stehen fünf Interaktionstypen (vgl. Tab. 1, S. 12), die sich funktional zwischen *Augmentation* (Learning, Task Iteration, Validation) und *Automatisierung* (Directive, Feedback-Loop) unterscheiden, je nachdem, ob die KI den Menschen unterstützt oder ob Aufgaben an die KI delegiert werden.

Empirische Pilotstudie zu Mensch-KI-Interaktionen im Bildungskontext

In der eingangs erwähnten Pilotstudie soll nun geprüft werden, ob diese Typologie auch zur Analyse von Lernprozessen angewendet werden kann. Ziel ist es zu verstehen, wie Lernende generative KI in formalen Bildungssettings nutzen und in welchem Verhältnis

Tabelle 1

Typologie der Mensch-KI-Interaktionen im Arbeitskontext

Automatisierende Verhaltensweisen	Augmentierende Verhaltensweisen
Directive/Delegation: Vollständige Aufgabenübergabe bei minimaler Interaktion. <i>Beispiel:</i> »Formatiere diese technische Dokumentation in Markdown.«	Task Iteration: Kollaborativer Verfeinerungsprozess. <i>Beispiel:</i> »Lass uns eine Marketingstrategie für unser neues Produkt entwerfen ... Guter Anfang, aber können wir konkrete Kennzahlen ergänzen?«
Feedback-Loop: Aufgabenerledigung gesteuert durch Feedback aus der Umgebung. <i>Beispiel:</i> »Hier ist mein Python-Skript zur Datenanalyse – es zeigt einen Index-Error. Kannst du helfen? ... Jetzt bekomme ich einen anderen Fehler ...«	Learning: Wissenserwerb und Verständnis. <i>Beispiel:</i> »Kannst du erklären, wie neuronale Netze funktionieren?« Validation: Arbeitsprüfung und Verbesserung. <i>Beispiel:</i> »Ich habe diese SQL-Abfrage geschrieben, um doppelte Kundendatensätze zu finden. Kannst du prüfen, ob meine Logik korrekt ist und Verbesserungen vorschlagen?«

Quelle: HANNA u.a. (2025)

Tabelle 2

Typologie der Mensch-KI-Interaktionen im Bildungskontext

Automatisierende Verhaltensweisen	Augmentierende Verhaltensweisen
Directive/Delegation: Vollständige Aufgabenübergabe bei minimaler Interaktion. <i>Beispiel:</i> »Erstelle mir...« »Schreib mir bitte eine Definition für...«	Task Iteration: Kollaborativer Verfeinerungsprozess. <i>Beispiel:</i> »Fass... zusammen. Ich ergänze dann noch eigene Punkte...« »Kannst du meinen Text kürzen und verständlicher machen? Ich schau mir dann an, ob noch etwas raus muss.«
Feedback-Loop: Rückmeldung über Nicht-Funktionsweise durch (Bildungs-)aufgaben selbst. <i>Nicht aufgetreten in der Pilotstudie</i> aufgrund der Art Aufgabenstellungen, in IT-Bildungsprozessen/Programmierungstätigkeiten weiterhin relevant.	Learning: Wissenserwerb und Verständnis. <i>Beispiel:</i> »Was ist...? Erklär es bitte einfach.... Warum ist... wichtig?« Validation & Feedback: Arbeitsprüfung und Verbesserung. <i>Beispiel:</i> »Kannst du prüfen, ob... verständlich ist?« »Hast du Verbesserungsvorschläge für...?«

Quelle: Pilotstudie

automatisierende und augmentierende Interaktionen im Vergleich zum Arbeitskontext auftreten. Leitend war die Frage: »Wie lassen sich reale Mensch-KI-Dialoge im Bildungskontext typisieren, und welche Muster von Automation und Augmentation zeigen sich dabei?« Zur Beantwortung wurde die Typologie des *Anthropic Economic Indexes* (2024; vgl. HANNA u.a. 2025) explorativ erprobt und angepasst. Kern der Pilotstudie war die Bearbeitung von elf komplexen Aufgaben durch 18 Studierende im ersten Studienjahr (5 Frauen, 13 Männer, Durchschnittsalter 20,8 Jahre) unter Nutzung generativer KI (ChatGPT 4.0, OpenAI). Nach einer kurzen Einführung in ChatGPT, zur Sicherstellung des Umgangs, bearbeiteten die Studierenden alle Aufgaben. Sie wurden dazu angehalten, die Aufgaben mit ChatGPT zu bearbeiten, waren jedoch nicht dazu verpflichtet, um die Interaktionen möglichst realitätsnah statt gezwungen abzubilden. Es handelte sich um Analyseaufgaben (z.B. das Hinterfragen von Annahmen und das Erkennen von Verzerrungen in KI-generierten Inhalten), Evaluationsaufgaben (z.B. die kritische Bewertung KI-generierter Texte), Argumentationsaufgaben (z.B. die Begründung von Entscheidungen in ethischen Dilemmata) sowie metakognitive Aufgaben (z.B. die Reflexion über die eigene Nutzung von ChatGPT). Die Aufgaben waren so gestaltet, dass sie nicht durch einen einzelnen Prompt lösbar waren, sondern eine schrittweise Bearbeitung erforderten.

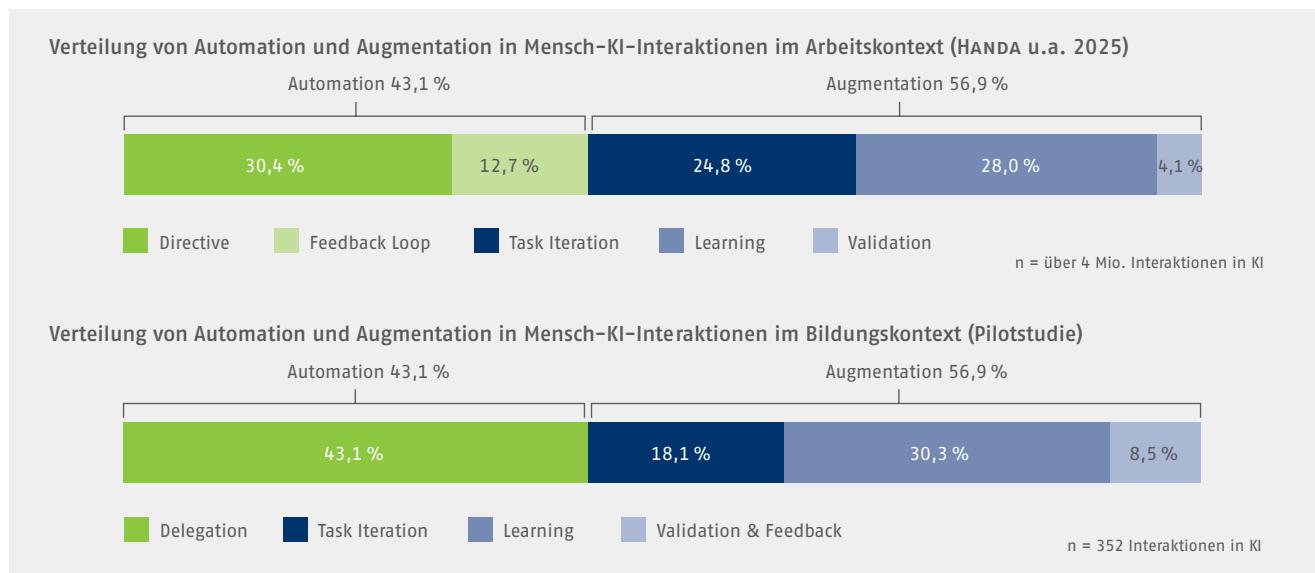
Analytisches Vorgehen

Datengrundlage bildeten die 18 Chatverlaufsdateien der Studierenden, die in 130 Aufgabendialoge eingeteilt wurden und insgesamt 352 Prompts enthielten. Die Auswertung kombinierte qualitative Analysen mit deskriptiven Auswertungen. Die Auswertung erfolgte in vier Stufen:

- Vorkodierung:** Die 352 Prompts wurden initial einem der fünf Interaktionstypen der ursprünglichen Taxonomie nach der Methodik von HANNA u.a. (2025) zugewiesen und durchgeschaut.
- Adaption der Typologie für Bildungsinteraktionen:** Auf Basis der Vorkodierungen wurde die Typologie validiert und leicht angepasst. Ein »Feedback-Loop« tritt vor allem in technisch-operativen Arbeitsszenarien auf, in denen Nutzende maschinelle Fehlermeldungen eines externen Systems (z.B. Code-Runtime, Daten-Pipeline) als Feedback erhalten können. Da in Bildungsaufgaben i.d.R. keine systembedingten Fehlerschleifen dieser Art auftreten können, wie auch in den Aufgaben der Pilotstudie, wurde der Interaktionstyp »Feedback-Loop« nicht in der Analyse berücksichtigt. Für Bildungskontexte mit stärker technik- oder programmierlastigen Tätigkeiten könnte dieser Interaktionstyp jedoch weiterhin relevant sein. Zugleich wurde der Typ »Validation« um das explizite Einholen von Feedback erweitert, da diese beiden

Abbildung 1

Vergleich der Verteilung von Automation und Augmentation im Arbeits- und Bildungskontext



Funktionen im Bildungskontext häufig zusammenfallen. Somit ergibt sich für das Pilotprojekt eine um einen Interaktionstyp reduzierte, dafür aber erweiterte Typologie (vgl. Tab. 2).

3. Teilautomatisierte Klassifikation: Die 352 Prompts der Chatverlaufsdateien wurden den jeweiligen elf Aufgaben zunächst händisch zugeordnet, woraus 130 Aufgabendialoge zwischen Mensch und KI entstanden (18 Chatverläufe \times 11 Aufgaben abzüglich Missings). Auf Basis der Methodik von HANDA u.a. (2025) wurde ein Mega-Prompt entwickelt, der die 130 Aufgabendialoge automatisiert nach der adaptierten Typologie zuordnete, wobei jeder Prompt jeweils genau eine Zuordnung erhielt. Jede Zuweisung wurde anschließend händisch überprüft und validiert.

4. Übernahme der Aufgabenstellung: Zusätzlich wurden die Erstprompts der 130 Aufgabendialoge hinsichtlich ihres *Instruction-Following-Niveaus* kodiert, d.h. dahingehend, wie nah sie an der Formulierung der Aufgabenstellung lagen. Unterschieden wurde dabei, ob die Aufgabenstellung im Prompt wortidentisch übernommen wurde (*stark*), paraphrasiert wurde (*moderat*) oder problembezogen bzw. personalisiert angepasst wurde (*gering*).

Bildungskontext verteilen und ob sich dabei ähnliche Muster wie in der Arbeitskontext-Studie von HANDA u.a. (2025) zeigen (vgl. Abb. 1). Dafür wurde die Zuordnung der Interaktionstypen in der Arbeitskontext-Studie (über vier Millionen Claude-Interaktionen) mit jener aus den 130 Aufgabendialogen der Pilotstudie (n = 352 Prompts) zwischen Lernenden und ChatGPT verglichen.

Sowohl Claude-Nutzer/-innen als auch die Lernenden mit ChatGPT nutzten die KI zu rund 43 Prozent für vollständige Delegation (Automatisierung) und zu 57 Prozent zur Erweiterung eigener Fähigkeiten (Augmentation), was auf eine stabile Balance zwischen »Auslagern« und »Zusammenarbeiten« hinweist. Dies spricht dafür, dass auch Lernende in der Interaktion mit KI Verantwortung übernehmen, Ziele setzen und Entscheidungen treffen. SHAO u.a. (2025) bezeichnen dies als »Human Agency«. In beiden Kontexten entscheiden die Nutzer/-innen (bewusst oder unbewusst), wann sie Aufgaben delegieren oder die KI als Partner einsetzen – und zeigen dabei ein bemerkenswert homogenes Verhalten.

Das Verhältnis von Automation und Augmentation fällt also im Arbeitskontext (vgl. HANDA u.a. 2025) im Vergleich zum Bildungskontext (Pilotstudie) nahezu identisch aus, mit ähnlichen Mustern in der Automatisierung. Innerhalb der augmentierenden Interaktionstypen lassen sich jedoch Verschiebungen beobachten:

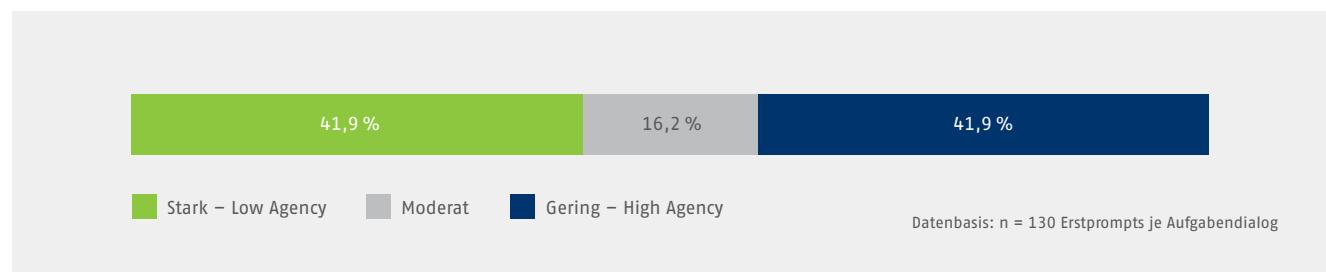
- **Task Iteration (kollaboratives Feintuning):** Der Anteil dieses Typs sinkt von 24,8 Prozent im Arbeits- auf 18,1 Prozent im Bildungskontext. Studierende verfeinern Zwischenergebnisse demnach seltener dialogisch mit der KI und greifen stattdessen stärker auf andere Formen der Unterstützung zurück.

Gleichbleibendes Verhältnis von Automation und Augmentation im Arbeits- und Bildungskontext

Auf Basis der validierten und für den Bildungskontext angepassten Typologie wurde untersucht, wie sich automatisierende und augmentierende Interaktionen im

Abbildung 2

Grad der Aufgabenübernahme: »Instruction-Following« der Lernenden



- **Learning (Wissensaufbau und Verständnis):** Mit rund 30 Prozent in beiden Kontexten ist dieser Nachfrage- und Erklärtyp zentral. Demnach nutzen Studierende wie Berufstätige die KI ähnlich häufig zum Erschließen neuer Inhalte.
- **Validation & Feedback (Qualitätskontrolle):** Mit 4,1 Prozent im Arbeits- und 8,5 Prozent im Bildungskontext ist der Anteil in beiden Kontexten verhältnismäßig niedrig, im Bildungskontext jedoch etwas höher. Studierende holen somit zwar häufiger Rückmeldungen zu ihren Texten ein, dennoch besteht hier weiterhin Ausschöpfungspotenzial für Lern- und Verbesserungsprozesse.

Grad der Übernahme der Aufgabenstellung in der Pilotstudie

In unserer Pilotstudie erhielten die Teilnehmenden zu lösende Aufgabenstellungen, wie es in formal organisierten Bildungskontexten typisch ist. Die Konversationsanalyse erfasst, in welchem Maß diese unverändert an die KI weitergereicht werden. Dafür wurden die Erstprompts (n = 130) von jedem Aufgabendialog mit der originalen Aufgabenstellung auf ihre Ähnlichkeit hin verglichen. Werden Prompts nahezu »1:1« kopiert, agiert der Mensch als »Befehlstransmitter«, die »Human Agency« bleibt gering. Eigenständige Anpassungen oder Kontextualisierungen signalisieren hingegen eine aktiveres, selbstbestimmteres Rollenbild. Abbildung 2 zeigt, in welchem Ausmaß die 18 Studierenden die vorgegebenen Aufgabenformulierungen als Startpunkt unverändert an ChatGPT weitergegeben haben. Je stärker der »1:1«-Anteil, desto geringer die Human Agency; je mehr der Prompt eigenständig angepasst wurde, desto höher die Agency.

Mit 41,9 Prozent wurde knapp die Hälfte der Erstprompts nahezu »1:1« übernommen; die Lernenden agieren hier primär als Befehlsübermittler/-innen. Etwa ein Sechstel zeigt kleinere Ergänzungen oder Kürzungen, ein Zwischenschritt zu aktiverer Mitgestaltung. Ebenfalls 41,9 Prozent

der Erstprompts zeigten deutliche Umformulierungen oder Erweiterungen im Vergleich zu den Aufgabenstellungen; hier nutzen die Studierenden die KI als kollaborativen Partner und setzen eigene Schwerpunkte. Das Verhalten verteilt sich damit fast spiegelbildlich auf »niedrige« und »hohe« Agency, mit einem kleinen Mittelbereich. Die Hälfte der Aufgaben wurde also weitgehend delegiert, die andere bewusst gestaltet – ein möglicher Hinweis auf unterschiedliche KI-Strategien, die in künftigen Lehr-Lern-Settings zu berücksichtigen sind.

Dieser Befund deckt sich mit dem Anteil delegativer Prompts (43,1%) und verdeutlicht, dass ein großer Teil der Lernenden KI vor allem als ausführendes Werkzeug nutzt, während die übrigen gezielt Gestaltungs- und Reflexionspotenziale ausschöpfen. Offenbar wird zu Beginn der Bearbeitung festgelegt, welche Teile an die KI delegiert und welche zur Erweiterung, Reflexion oder Qualitätskontrolle eingesetzt werden.

Potenziale der Konversationsanalyse im Bildungsbereich

Der konversationsanalytische Ansatz erweist sich u.E. als wertvolle Methodik für die Berufsbildung, weil damit das Zusammenspiel von Mensch und KI direkt im Arbeits- bzw. Lernprozess sichtbar wird. Durch die systematische Erfassung augmentierenden und automatisierenden Verhaltens lassen sich nicht nur aktuelle Nutzungsmuster identifizieren, sondern könnten auch Veränderungen über die Zeit untersucht werden. Damit ergänzt dieser Ansatz bestehende Methoden der Kompetenz- und Prozessanalyse um eine praxisnahe Monitoring-Perspektive, die es erlaubt, den Einfluss generativer KI auf Arbeits- und Lernprozesse frühzeitig zu erkennen und gezielt zu gestalten.

Die Ergebnisse unserer Pilotstudie verdeutlichen, dass Lernende im Umgang mit generativer KI zwischen Automatisierung (Delegation) und Augmentation (kollaboratives Feintuning, Wissensaufbau und Verständnis sowie Qualitätskontrolle) abwägen. Ob ein Prompt wortgleich

übernommen, angepasst oder gezielt zur Reflexion eingesetzt wird, bestimmt den Grad aktiver Beteiligung. Die konversationsbasierte Analyse erweist sich somit auch im Bildungskontext als vielversprechendes Instrument, um diese Handlungsautonomie sichtbar zu machen. Sie zeigt in realen Dialogen, wie Mensch und KI tatsächlich interagieren, welche Automations- oder Augmentationsentscheidungen getroffen werden, und bietet Potenzial zu untersuchen, in welchem Maß langfristig eher die eigene Autonomie erhalten bleibt. In den Aufgabendialogen zeigten sich darüber hinaus erste Unterschiede in den KI-Interaktionsmustern, sowohl zwischen verschiedenen Aufgabentypen als auch zwischen den Lernenden, die wir weiter untersuchen werden. Erste Hinweise deuten darauf hin, dass Lernende bei Analyseaufgaben verstärkt augmentierendes Verhalten zeigen und der KI häufiger Verständnisfragen stellen, während Argumentationsaufgaben tendenziell stärker automatisiert bearbeitet werden. Gleichzeitig scheinen Lernende über die Aufgaben hinweg individuelle Präferenzen für eher automatisierende oder augmentierende Interaktionen zu haben. Somit liefert die Konversationsanalyse praxisnahe Erkenntnisse für die Gestaltung von Lernprozessen, insbesondere in der Berufsbildung, wo die bewusste Steuerung zwischen Auslagern und kollaborativem Arbeiten mit KI entscheidend für die Kompetenzentwicklung ist. Für künftige Lehr-Lern-Settings bedeutet dies, Aufgaben so zu entwerfen, dass sie Anpassung, Reflexion und eigenständige Problemlösung fördern. Zudem eröffnet sie neue Chancen für die Lernortkooperation zwischen Schule und Betrieb (KI-Nutzung für Lernaufträge vs. reale Aufgaben in der Praxis), da KI-gestützte Reflexion gemeinsame Bezugspunkte für Lernfortschritt, Kompetenzentwicklung und Feedback schafft – unabhängig vom Lernort. ◀

BONE, M.; EHLINGER, E.; STEPHANY, F.: Skills or degree? The rise of skill-based hiring for AI and green jobs. In: *Technological Forecasting and Social Change* 214 (2025) 124042.

URL: <https://doi.org/10.1016/j.techfore.2025.124042>

BRYNJOLFSSON, E.; MITCHELL, T.; ROCK, D.: What Can Machines Learn, and What Does It Mean for Occupations and the Economy? In: *AEA Papers and Proceedings* 108 (2018), S. 43–47.

URL: <https://doi.org/10.1257/pandp.20181019>

FREY, C. B.; OSBORNE, M. A.: The Future of Employment. How Susceptible Are Jobs to Computerisation? *Working Paper*. Oxford 2013.

URL: www.oxfordmartin.ox.ac.uk/publications/the-future-of-employment

HANDA, K.; TAMKIN, A.; McCAIN, M.; HUANG, S.; DURMUS, E.; HECK, S.; MUELLER, J.; HONG, J.; RITCHIE, S.; BELONAX, T.; TROY, K. K.; AMODEI, D.; KAPLAN, J.; CLARK, J.; GANGULI, D.: Which economic tasks are performed with AI? Evidence from millions of Claude conversations. *arXiv* 2503.04761 (2025). URL: <https://doi.org/10.48550/arXiv.2503.04761>

MANYIKA, J.; CHUI, M.; MIREMADI, M.; BUGHIN, J.; GEORGE, K.; WILLMOTT, P.; DEWHURST, M.: A future that works. Automation, employment, and productivity. McKinsey Global Institute (Hrsg.). o. O. 2017.

URL: www.mckinsey.com/featured-insights/digital-disruption/harnessing-automation-for-a-future-that-works/de-de

MCKINSEY GLOBAL INSTITUTE (Hrsg.): Generative AI and the future of work in America. o. O. 2023. URL: www.mckinsey.com/industries/public-sector/our-insights/generative-ai-and-the-future-of-work-in-america

MCKINSEY GLOBAL INSTITUTE (Hrsg.): A new future of work. The race to deploy AI and raise skills in Europe and beyond. o. O. 2024.

URL: www.mckinsey.com/mgi/our-research/a-new-future-of-work-the-race-to-deploy-ai-and-raise-skills-in-europe-and-beyond

NEDELKOSKA, L.; QUINTINI, G.: Automation, skills use and training. In: *OECD Social, Employment and Migration Working Papers* Nr. 202, Paris 2018. URL: <https://doi.org/10.1787/2e2f4eea-en>

OECD (Hrsg.): Artificial intelligence and the changing demand for skills in the labour market. *OECD Publishing* Nr. 14, Paris 2024.

URL: www.oecd.org/content/dam/oecd/en/publications/reports/2024/04/artificial-intelligence-and-the-changing-demand-for-skills-in-the-labour-market_861a23ea/88684e36-en.pdf

SHAO, Y.; ZOPE, H.; JIANG, Y.; PEI, J.; NGUYEN, D.; BRYNJOLFSSON, E.; YANG, D.: Future of Work with AI Agents. Auditing Automation and Augmentation Potential across the U.S. Workforce. *arXiv* 2506.06576v2 (2025). URL: <https://arxiv.org/pdf/2506.06576.pdf>

STEPHANY, F.; TEUTLOFF, O.: What is the price of a skill? The value of complementarity. *arXiv* 2210.01535 (2022).

URL: <https://arxiv.org/abs/2210.01535>

(Alle Links: Stand 15.10.2025)

LITERATUR

ACEMOGLU, D.; RESTREPO, P.: Robots and jobs: Evidence from US labor markets. In: *Journal of Political Economy*, 128 (2020) 6, S. 2188–2244. URL: <https://doi.org/10.1086/705716>

ARNTZ, M.; GREGORY, T.; ZIERAHN, U.: The Risk of Automation for Jobs in OECD Countries. A Comparative Analysis. In: *OECD Social, Employment and Migration Working Papers* Nr. 189, Paris 2016. URL: <https://doi.org/10.1787/5jlz9h56dvq7-en>

AUTOR, D. H.; LEVY, F.; MURNANE, R. J.: The Skill Content of Recent Technological Change. An Empirical Exploration. In: *The Quarterly Journal of Economics* 118 (2003) 4, S. 1279–1333. URL: <https://doi.org/10.1162/003355303322552801>