

Generative KI wie ChatGPT als Lehr- und Lernhilfe in der Hochschullehre

Roman Bartnik

Invalid Date

Table of contents

1 Generative KI wie ChatGPT als Lehr- und Lernhilfe in der Hochschullehre	3
2 Kapitel 1 – KI als Hilfe zum Lehren und Lernen	4
2.1 Was ändert sich durch GPT-5?	5
4 Kapitel 2 – Zentrale Komponenten großer Sprachmodelle	10
5 Kapitel 3 – Ziele und didaktische Mechanismen - was wollen wir mit KI erreichen?	11
6 Kapitel 4 – Vier Szenarien: Hiwi, Copilot, Tutor, Simulator	12
7 Kapitel 5 – Empfehlungen zur Umsetzung	13
8 Appendix 1 – Risiken und Nebenwirkungen: Halluzinierende Bots, Betrug und Desinformation	14
9 Appendix 2 – Beispiele für KI-Richtlinien	15
10 Appendix 3 – Ausgewählte Prompts zur Lehr- und Lernunterstützung	16
11 Appendix 4 – Detaillierte Beispiele für Aufgabenstellungen mit KI-Unterstützung	17
	18

1 Generative KI wie ChatGPT als Lehr- und Lernhilfe in der Hochschullehre

Skript zum Workshop, © Roman Bartnik, TH Köln. Version 8, 2025/08/26 , roman.bartnik@th-koeln.de (Updates zur letzten größeren Vorversion (V5):. (1), (4): Umfassende Einbindung neuer Studien und Anwendungsbeispiele; Anmerkungen zu **GPT-5**. (2): Ergänzung von neuen Visualisierungen der LLM Denkprozesse in (2.2.) und Diskussion von neuen kostenfreien **Angeboten für Lehrende** wie Academic Cloud u.a. (2.3). Neue empirische Studien zur Wirksamkeit von Prompt-Strategien (2.5.2). Ergänzung eines Abschnittes zum **Energieverbrauch der KI-Modelle** (2.6).(4.4.) Ergänzung neuer Anwendungsbeispiele für KI als Simulator. (5.4.): Ergänzung eines Abschnitts zum **Prüfen unter KI Bedingungen**. (5.5.) Übersicht zu **Richtlinien der KI Nutzung**.

2 Kapitel 1 – KI als Hilfe zum Lehren und Lernen

Wie kann uns **generative künstliche Intelligenz (KI)** in der Lehre helfen? Hoffnung besteht hier für zwei typische Probleme: Erstens haben Studierende **individuelle Bedürfnisse**, aber wir haben nur **begrenzte Zeit**, auf diese einzugehen. Wie können wir Einzelne möglichst intensiv fördern, ohne vor Arbeit unterzugehen?

Zweitens ist der Aufwand gerade für **effektive Lehrmethoden** oft sehr hoch – so etwa für häufige niedrigschwellige Tests oder **individuelles Feedback zu Studienarbeiten** (s. etwa Hattie (2023), Kap. 13; Brown, Roediger, and McDaniel (2014)). Wer lehrt, fühlt sich aus Zeit- und Stoffdruck oft gezwungen, **Abstriche von idealen Lehr-Setups** zu machen (Henderson and Dancy (2007); Schmidt and Tippelt (2005), S. 104–105). Gerade Lehrmethoden, die **didaktisch sinnvoll, aber mit hohem Aufwand** verbunden sind, drohen dabei auf der Strecke zu bleiben (Brown, Roediger, and McDaniel (2014)).

Für die Lehre erschließen sich durch die großen **KI-Sprachmodelle (LLM = Large Language Models)** neue Möglichkeiten. Sie sind – wie es eine Analyse des MIT-Professors **Andrew McAfee** auf den Punkt bringt – „**generally faster**“ (McAfee (2024)). Lehrende können mit **KI-Unterstützung** etwa deutlich schneller ein Set von Übungsaufgaben erstellen, mehrere **Anwendungsbeispiele pro Konzept** hinzufügen, **Quizfragen zur schnellen Lernüberprüfung** generieren oder mit den Studierenden **Rollenspiele** durchführen (Meincke, Mollick, and Terwiesch (2024); Mollick and Mollick (2023)).

Der Berg ist noch da, aber mit dem E-Bike kommt man weiter.

Immer mehr Aspekte typischer **Forschungstätigkeiten** – ein zentraler Ausbildungsinhalt der Hochschulen – können zunehmend von der KI übernommen werden, und zwar **auf hohem Niveau**. Vorbei sind die Zeiten, in denen wir die **banalen Schreibprodukte** der KI nur belächeln konnten.

Ein Überblicksartikel des Forschers **Anton Korinek** im renommierten *Journal of Economic Literature* vom Dezember 2024 fasst das deutlich höhere Niveau zusammen:

„Die derzeitige Generation von LLMs ist in hohem Maße in der Lage, die wichtigsten Erkenntnisse von Forschungsarbeiten zu verarbeiten.“
(Korinek (2024), S. 3; Übersetzung RB mit DeepL)

Die professionelle Nutzung ist hier noch weiter: So demonstrierte etwa **Google (2025)** ein mehrstufiges Modell für die **Pharma-Forschung** („AI co-scientist“), das den Forschenden zeitintensive Zwischenschritte abnimmt (Gottweis et al. (2025)). Auch im **Peer-Review** werden zunehmend Sprachmodelle eingesetzt – mit allen Vor- und Nachteilen, die das mit sich bringt (Naddaf (2025a)). Wie wir in den späteren Kapiteln sehen, experimentieren Hochschulen weltweit intensiv mit den neuen Möglichkeiten für **Lehre und Forschung**.

Drei zentrale **Weiterentwicklungen** zwischen 2024 und 2025 sind laut Korinek (2024) (S. 2–3) für den deutlichen Sprung in **forschungsrelevanten Fähigkeiten** der Sprachmodelle verantwortlich:

Erstens **neue Interaktionsmöglichkeiten** - Während die typische Nutzung früher auf **Texteingabe im Eingabefenster** beschränkt war, bieten die großen Sprachmodelle mittlerweile die Möglichkeit, in einem **Workspace gemeinsam an Text oder Code zu arbeiten** (z. B. ChatGPT Canvas, Claude Artifacts).

Zweitens eine deutliche Verbesserung der **Problemlösefähigkeit (Reasoning)** der Modelle. Den stärksten Modellen (GPT-5, Gemini 2.5, Claude Opus 4.1) kann man mittlerweile dabei zusehen, wie sie **mehrstufiges Problemlösen und logisches Schlussfolgern** etwa bei Rechercheaufgaben durchführen. Die Bedeutung präziser **Prompt-„Zaubersprüche“** nimmt ab, da die neueren **Reasoning-Modelle** ohnehin selbst Schritt für Schritt vorgehen und nachfragen (Meincke et al. (2025a)). Insgesamt steigt seit 2023 die Qualität der Aufgaben, die Sprachmodelle erledigen können, stark an. **Empirische Untersuchungen** zeigen, dass die Modelle immer längere Aufgaben auf hohem Niveau bearbeiten können (Kwa et al. (2025)).

2.1 Was ändert sich durch GPT-5?

Aus User-Sicht ist **GPT-5** im Vergleich zu Vormodellen selbstständiger geworden – User müssen nicht mehr selbst zwischen vielen unterschiedlichen Modellen auswählen. Je nachdem, wie einfach die Frage ist, wird Schnelligkeit bevorzugt (durch Nutzung eines kleineren Modells wie GPT-5 nano) oder es wird ein schwereres Werkzeug angelegt (mehrstufiges Suchen und Reflektieren mit einem größeren Modell). Diese „schlaueren“ Reasoning-Modelle werden somit jetzt gerade für komplexere Fragen häufiger zur Anwendung kommen – nach Herstellerangaben stieg die Nutzung dieser stärkeren Modelle unter den zahlenden Usern von 7 % auf 24 %, was insgesamt die Qualität der Ergebnisse steigern sollte. Die neuen Modelle sind wiederum deutlich effizienter geworden, mit stark sinkenden Kosten pro Prompt. Eine Million Token kosteten mit GPT-4 noch 50 Dollar, jetzt nur noch 14 Cent (InvertedStone n. d.; Mollick 2025a, 2025b). Das Modell halluziniert (weiterhin – also Vorsicht! – aber) deutlich seltener als seine Vorgänger: OpenAI gibt hier ca. 1 % Halluzinationen der Antworten statt ca. 5 % bei Vorgängermodellen (o3, 4o) an, je nach Komplexität der Frage und erlaubter „Bedenkzeit“ (OpenAI 2025a, 2025b).

Drittens hat sich die **Internetsuche mit LLMs** deutlich verbessert. Während man früher noch oft über sinnlose oder erfundene Ergebnisse lachte, stellt die Suche von ChatGPT, Google / Gemini oder speziellen Suchanbietern wie Perplexity mittlerweile eine große Zeitersparnis dar: „a useful tool to provide up-to-date answers to questions that are grounded in facts found on the internet, together with the requisite citations — a crucial capability for researchers“ (Korinek 2024, S. 3). Das gilt zunehmend für die stärksten allgemeinen Modelle und erst recht für Anbieter, die auf Forschungsrecherche (und Studierende) spezialisiert sind, wie **Elicit** oder **Paperpal**. Auch breite Internet-Recherchen und Textproduktionen sind zunehmend komplett delegierbar („deep research“), mit deutlichen Auswirkungen auf den Arbeitsprozess in der Wissensarbeit (s. etwa (Schwarcz et al. 2025) für juristische Recherchen, (Korinek 2024) für Ökonomie und (Liang et al. 2025) für PR-Tätigkeiten).

Auch **Studierende** nutzen bereits umfangreich Sprachmodelle für einen breiten Strauß an Zielen (siehe Abbildung1). Eine Auswertung der KI-Forscher:innen des Unternehmens **Anthropic** von einer Million anonymisierter Chats zwischen Usern mit Universitätskonto und dem KI-Bot zeigt typische Nutzungsmuster (Handa et al. 2025).

Studierende setzen das Sprachmodell vor allem für **anspruchsvolle Tätigkeiten** ein – etwa das Erstellen neuer Inhalte oder das Analysieren komplexer Themen –, was höheren Ebenen der **Bloomschen Taxonomie** entspricht. Daraus ergibt sich die Herausforderung, sicherzustellen, dass Studierende wesentliche kognitive Aufgaben nicht vollständig an KI delegieren: **Aufgaben müssen angepasst und der verantwortungsvolle Umgang mit der Technik eingeübt werden.**



Computer Science

Common Requests

- Create and debug C++ programs
- Troubleshoot Python code and errors
- Teach programming fundamentals with examples
- Explain machine learning concepts
- Develop and fix data visualization code



Natural Sciences & Mathematics

Common Requests

- Solve and explain statistics problems
- Work through physics problems with detailed explanations
- Answer earth science questions
- Tackle calculus problems with step-by-step explanations
- Solve chemistry calculation problems



Business

Common Requests

- Provide assistance with accounting concepts and problems
- Analyze business case studies
- Answer finance questions with calculations
- Explain project management concepts
- Create practical negotiation exercises



Social Sciences & History

Common Requests

- Support academic writing about international relations
- Explain social science theories
- Debug and write Stata code for data analysis
- Analyze specific court cases
- Solve game theory problems

Quelle: Handa et al. (2025)

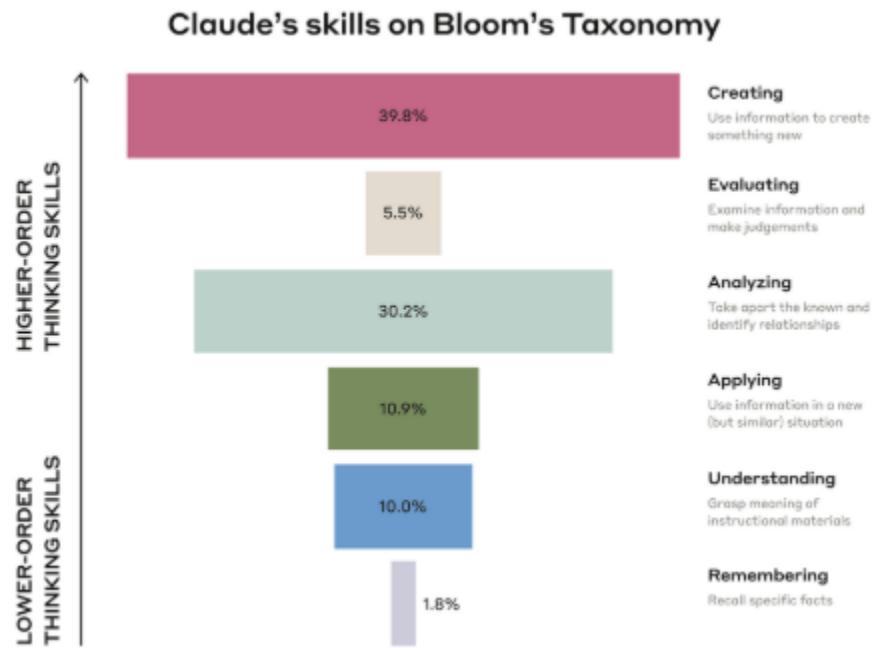


Figure 2.1: Abbildung 2: Schwerpunkte der Nutzung von LLMs (Claude) durch Studierende nach der Bloom'schen Taxonomie

Quelle: Handa et al. (2025)

3

4 Kapitel 2 – Zentrale Komponenten großer Sprachmodelle

5 Kapitel 3 – Ziele und didaktische Mechanismen - was wollen wir mit KI erreichen?

6 Kapitel 4 – Vier Szenarien: Hiwi, Copilot, Tutor, Simulator

7 Kapitel 5 – Empfehlungen zur Umsetzung

8 Appendix 1 – Risiken und Nebenwirkungen: Halluzinierende Bots, Betrug und Desinformation

9 Appendix 2 – Beispiele für KI-Richtlinien

10 Appendix 3 – Ausgewählte Prompts zur Lehr- und Lernunterstützung

11 Appendix 4 – Detaillierte Beispiele für Aufgabenstellungen mit KI-Unterstützung

- Brown, Peter C., Henry L. Roediger, and Mark A. McDaniel. 2014. *Make it stick: The science of successful learning*. Cambridge, Massachusetts: The Belknap Press of Harvard University Press. <http://search.ebscohost.com/login.aspx?direct=true&scope=site&db=nlebk&db=nlabk&AN=771951>.
- Gottweis, J., W.-H. Weng, A. Daryin, T. Tu, A. Palepu, P. Sirkovic, et al. 2025. “Towards an AI co-scientist.” *arXiv*. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2502.18864>.
- Handa, K., D. Bent, A. Tamkin, M. McCain, E. Durmus, M. Stern, et al. 2025. “Anthropic education report: How university students use claude.” <https://www.anthropic.com/news/anthropic-education-report-how-university-students-use-claude>.
- Hattie, John. 2023. *Visible learning, the sequel: a synthesis of over 2,100 meta-analyses relating to achievement*. First edition. London New York: Routledge, Taylor & Francis Group. <https://doi.org/10.4324/9781003380542>.
- Henderson, C., and M. H. Dancy. 2007. “Barriers to the use of research-based instructional strategies: The influence of both individual and situational characteristics.” *Physical Review Special Topics—Physics Education Research* 3 (2): 020102.
- InvertedStone. n. d. “OpenAI API Pricing Calculator | GPT-5, GPT-5 mini & nano.” <https://invertedstone.com/calculators/openai-pricing>.
- Korinek, Anton. 2024. “LLMs Learn to Collaborate and Reason: December 2024 Update to “Generative AI for Economic Research: Use Cases and Implications for Economists.” *Journal of Economic Literature* 61 (4): 1281–1317. <https://doi.org/10.1257/jel.20231736>.
- Kwa, T., B. West, J. Becker, A. Deng, K. Garcia, M. Hasin, et al. 2025. “Measuring AI Ability to Complete Long Tasks.” *arXiv*. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2503.14499>.
- Liang, Weixin, Y. Zhang, M. Codreanu, J. Wang, H. Cao, and J. Zou. 2025. “The Widespread Adoption of Large Language Model-Assisted Writing Across Society.” *arXiv Preprint arXiv:2502.09747*. <https://arxiv.org/abs/2502.09747>.
- McAfee, Andrew. 2024. “Generally Faster: The Economic Impact of Generative AI.” Davos Report. Google. <https://ide.mit.edu/wp-content/uploads/2024/04/Davos-Report-Draft-XFN-Copy-01112024-Print-Version.pdf?x76181>.
- Meincke, L., E. R. Mollick, and C. Terwiesch. 2024. “Prompting Diverse Ideas: Increasing AI Idea Variance.” Rochester, NY. <https://papers.ssrn.com/abstract=4708466>.
- Meincke, L., E. Mollick, L. Mollick, and D. Shapiro. 2025a. “Prompting Science Report 2: The Decreasing Value of Chain of Thought in Prompting.” *arXiv*, 2025a. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2506.07142>.
- Mollick, E. 2025a. “GPT-5: It Just Does Stuff.” <https://www.oneusefulthing.org/p/gpt-5-it-just-does-stuff>.

- _____. 2025b. "Mass Intelligence." <https://www.oneusefulthing.org/p/mass-intelligence>.
- Mollick, E., and L. Mollick. 2023. "Assigning AI: Seven Approaches for Students, with Prompts." *arXiv*. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2306.10052>.
- Naddaf, M. 2025a. "AI is transforming peer review — and many scientists are worried." *Nature* 639 (8056): 852–54. <https://doi.org/10.1038/d41586-025-00894-7>.
- OpenAI. 2025a. "GPT-5 system card." OpenAI. <https://cdn.openai.com/gpt-5-system-card.pdf>.
- _____. 2025b. "Introducing GPT-5." <https://openai.com/index/introducing-gpt-5/>.
- Schmidt, B., and R. Tippelt. 2005. "Besser Lehren-Neues von der Hochschuldidaktik?" In *Hochschullandschaft Im Wandel*, 103–14.
- Schwarcz, D., S. Manning, P. J. Barry, D. R. Cleveland, J. J. Prescott, and B. Rich. 2025. "AI-Powered Lawyering: AI Reasoning Models, Retrieval Augmented Generation, and the Future of Legal Practice." <https://doi.org/10.2139/ssrn.5162111>.