Universität Potsdam

Lernen braucht Reibung

Wie generative KI in der Hochschullehre lernförderlich eingesetzt werden kann

Dr. Tobias Moebert
Evgenia Samoilova, PhD

ZDT Jahrestagung

Über uns: Soziotechnischer Kontext I PALM-E

PALM-E - Prüfen, Anwenden, Lernen: Menschliche Expertise

Benchmarking-Studien an der Universität Potsdam haben gezeigt, dass Large Language Models (LLMs) wie ChatGPT bereits 2023 etwa die Hälfte der getesteten Universitätsprüfungen bestehen konnten; neuere Modelle erreichen in bestimmten Informatikkursen Erfolgsquoten von bis zu 90%. Diese Leistungsfähigkeit birgt das Risiko eines „Krückeneffekts“: Studierende nutzen die KI als Ersatz für eigene kognitive Anstrengung, was zu einer Diskrepanz zwischen gezeigter Leistung („Performance“) und tatsächlichem Kompetenzerwerb („Learning“) führt. Das Projekt PALM-E adressiert die Frage, wie die Lehre gestaltet werden muss, damit KI-Tools das Lernen unterstützen statt ersetzen. Ziel ist ein Paradigmenwechsel von produktorientierten hin zu prozessorientierten Assessments, die das „Wie“ des Lernens in den Mittelpunkt stellen. Dabei konzentriert sich das Vorhaben auf drei zentrale Kompetenzbereiche für eine lernförderliche Mensch-KI-Interaktion:

1. **Verifikation:** Die systematische und kritische Überprüfung von KI-Outputs.
2. **Iteration:** Die Nutzung von KI in dialogischen, iterativen Prozessen statt als „One-Shot“-Lösungsmaschine.
3. **Metakognition:** Die regelmäßige Reflexion des eigenen Lernprozesses und der KI-Nutzung, um „metakognitiver Faulheit“ entgegenzuwirken.

In mindestens einem Informatik-Kurs (z. B. Software Engineering) werden gezielte Interventionen entwickelt und implementiert, um die „Overreliance“ (übermäßiges Vertrauen) auf KI zu reduzieren. Die Wirksamkeit dieser Maßnahmen wird empirisch begleitet und evaluiert. Abschließend werden die Ergebnisse und Konzepte in einem Workshop für Lehrende anderer Fächer aufbereitet, um den Transfer in die Breite der Hochschule zu ermöglichen.

Förderdaten

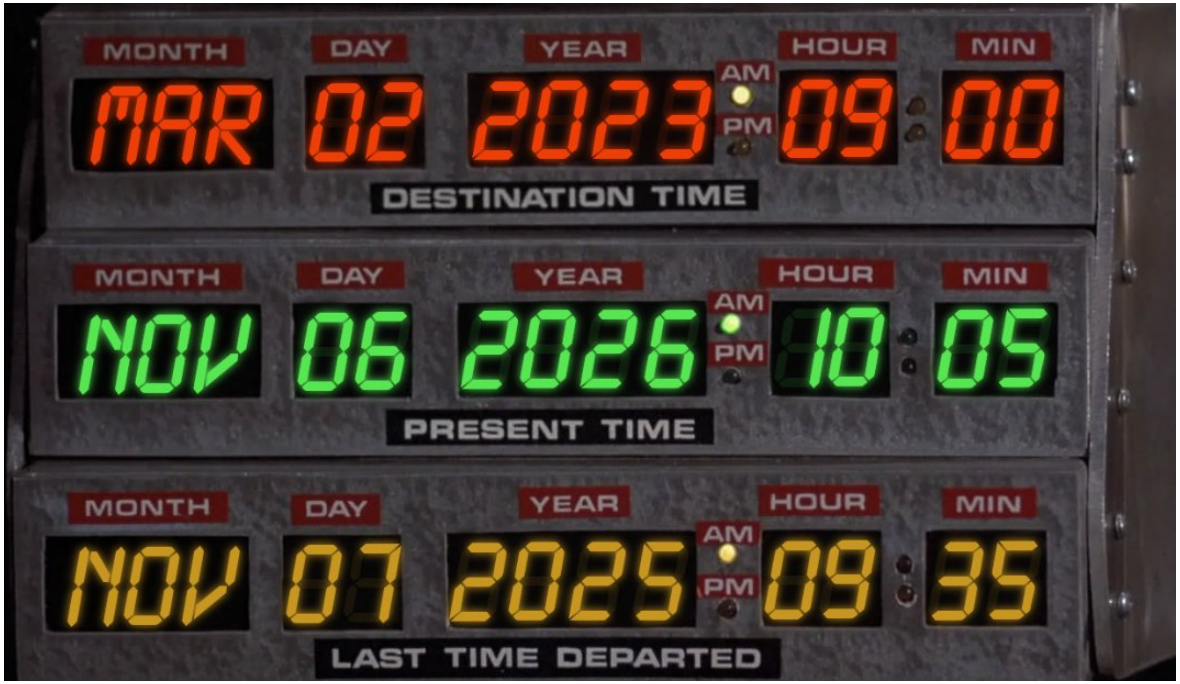
Laufzeit: 2026 bis 2027
Volumen: 13.841,00 €
Geldgeber: Kreativraum: Leitbild wird Lehre





Universität Potsdam
Institut für Informatik und Computational Science
tobias.moebert@uni-potsdam.de
evgenia.samoilova@uni-potsdam.de

Eine kleine Zeitreise zurück ins Jahr 2023…



Ausgangspunkt: Wenn Copy & Paste zum Bestehen reicht

Forschungsfrage: Wie schneiden Studierende ohne Fachkenntnisse und LLM-Erfahrung, die ChatGPT 3.5 nutzen, in Prüfungen im Vergleich zu Studierenden des Kurses ab?



Tobias Moebert, Evgenia Samoilova & Axel Wiepke

https://doi.org/10.1007/s00287-024-01575-x

Leistung ≠ Lernen

- Fokus beim Prüfen: **Ergebnis**
- korrekte Antwort / funktionierender Code
- Effizienz, Geschwindigkeit
- Ergebnis steht im Vordergrund, nicht der Weg
- Gefahr: Metakognitive Täuschung

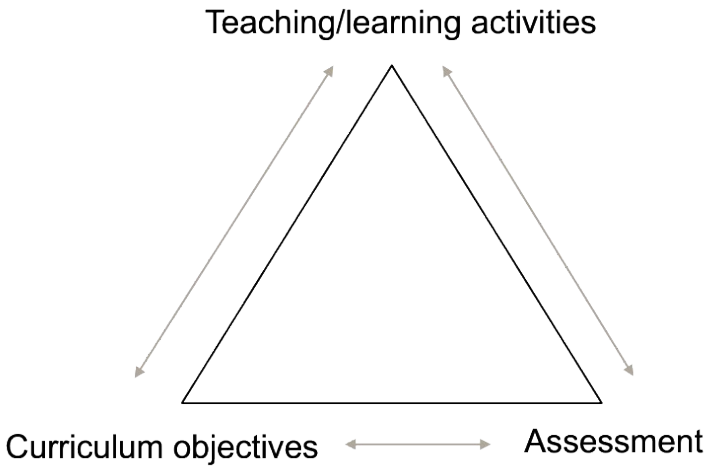
- Fokus beim Lernen: **Prozess**
- dauerhafter Erwerb von Wissen & Fähigkeiten
- Reibung (Auseinandersetzung, Irrtümer, Überwindung von Hürden)
- Fehler sind notwendiger Teil des Lernwegs

Strategien, die die kurzfristige Leistung steigern, behindern oft das langfristige Lernen.

Bastani, H. et al.: Generative AI without guardrails can harm learning: Evidence from high school mathematics. Proceedings of the National Academy of Sciences 122 (26), 2025.

Soderstrom, N. C.; Bjork, R. A.: Learning Versus Performance: An Integrative Review. Perspectives on Psychological Science 10 (2), S. 176–199, 2015.

Constructive Alignment



Von Connectresearch - Eigenes Werk, CC BY-SA 4.0, https://commons.wikimedia.org/w/index.php?curid=130723170

Abstimmung von:

1. **Lernziele:** Was sollen die Studierenden am Ende können?
2. **Lehr- und Lernaktivitäten:** Wie erarbeiten sie sich das Wissen?
3. **Assessment (Prüfung):** Wie wird überprüft, ob das Ziel erreicht wurde?

Biggs, J.: Enhancing teaching through constructive alignment. Higher Education 32 (3), S. 347–364, 1996

Unsere aktualisierte Forschungsfrage

Wie schneiden Studierende ohne Fachkenntnisse und LLM-Erfahrung, die ChatGPT 3.5 nutzen, in Prüfungen im Vergleich zu Studierenden des Kurses ab?



Wie kann die Einbindung von generativer KI im Sinne des Constructive Alignment in der Hochschullehre gelingen?



PALM-E

Prüfen, Anwenden, Lernen: Menschliche Expertise

Studiendesign (I)

Sommer 2026:

- PALM-E begleitet die Nutzung generativer KI in **drei Informatik-Lehrveranstaltungen**
- **Zwei fortgeschrittene Kurse:** Software Engineering 2 und Virtual Reality mit Value-based Engineering
- **Ein Grundlagenkurs:** Praxis der Programmierung

- **Winter 2026/2027:** drei weitere Kurse: Grundlagen der Programmierung, Maschinenmodelle, Proseminar „Generative KI“

Studiendesign (II)

- deskriptive Fallstudie mit einem Mixed-Methods-Design
- quantitativen Rahmen: kurze, pseudonymisierte Befragung zur Nutzung generativer KI (Beginn + Mitte)
- Schwerpunkt auf ausführlichen, leitfadengestützten Interviews am Ende des Kurses
  - Studierenden zu Nutzung generativer KI im Kontext des Kurses
  - mit Lehrenden zu ihren Lehrerfahrungen

Lernzielbasierte Verortung von GenAI

Kurs-Typ	Primäres Lernziel	Intendierte Rolle der KI	Didaktische Begründung
Grundlagenkurs (PdP)	Eigenständige Aneignung von Basics (C++/Java)	**Verzicht**	Schutz der "kognitiven Reibung"; Grundlagen müssen vor KI-Nutzung stehen.
Projektkurse (SE2 / VRL)	Reflektierter Einsatz von Tools in komplexen Projekten	**Werkzeug**	Kompetenter KI-Einsatz ist selbst Teil des Lernziels (professionelle Praxis).

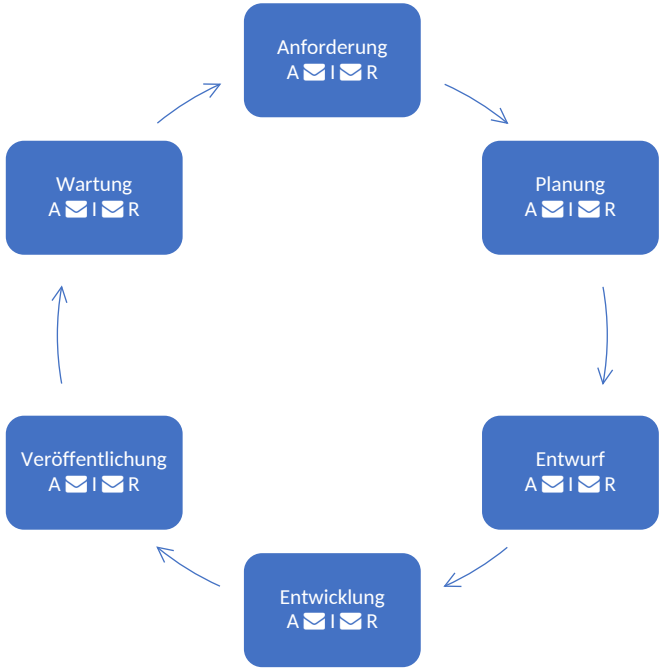
Lernzielbasierte Verortung von GenAI

Kurs-Typ	Intervention I	Intervention II
Grundlagenkurs (PdP)	Die Rolle generativer KI wird zu Semesterbeginn transparent kommuniziert und didaktisch begründet.	Summatives + Formatives Assessment: Präsenzformate ohne KI-Zugang
Projektkurse (SE2 / VRL)		AIRIS-Modell [1] + datenschutzkonforme KI-Tools

[1] AIRIS: Activate – Inquire – Reflect – with Intelligent Support. Kuhn, Küchemann, Rakestraw & Vogt (2026), arXiv:2601.13812

Das AIRIS-Modell

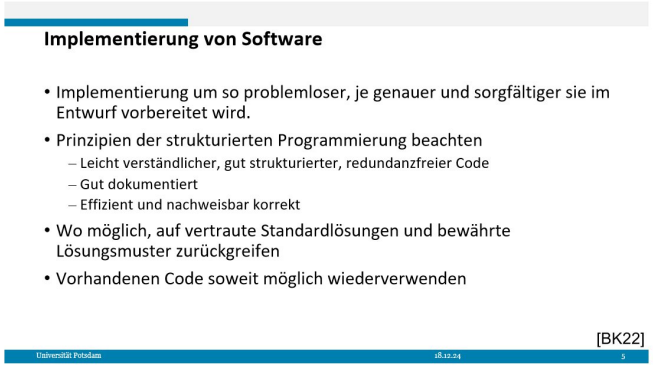
- **AIRIS**: **A**ctivate - **I**nquire - **R**eflect - with **I**ntelligent **S**upport
- dreiphasiges Rahmenwerk für KI-gestützten naturwissenschaftlichen Unterricht
- strukturiert Aktivitäten systematisch vor, während und nach der KI-Nutzung
- Fokus auf das *Wann* und *Wie* KI in den Lernprozess eingebunden wird



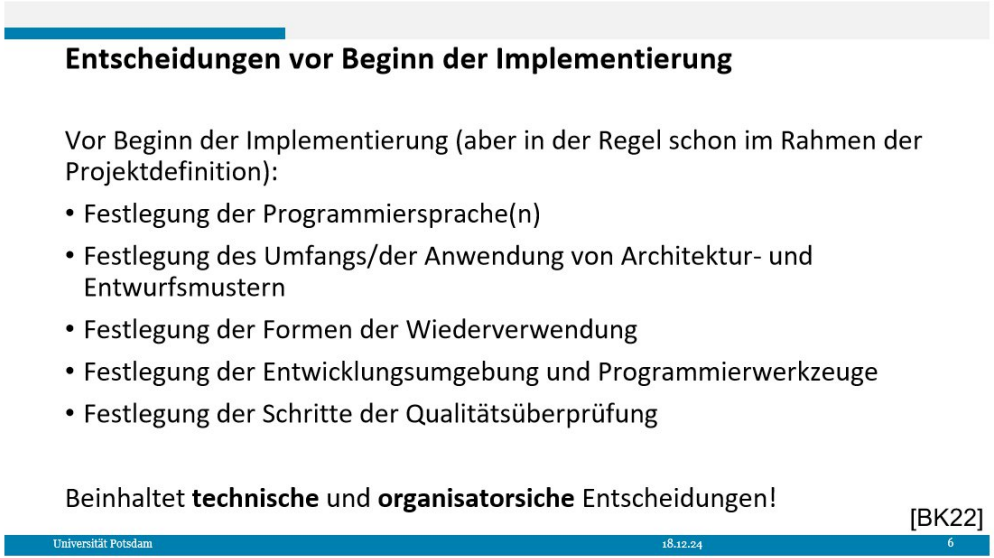
Kuhn, J., Küchemann, S., Rakestraw, D., & Vogt, P. (2026). It's not the tool, it's the task: A framework for cognitively activated AI augmentation in physics instruction. doi:10.48550/arXiv.2601.13812

Praxisbeispiel: Phase 1 Activate

- Anforderungen (aus SE1):
  - bewährte Lösungsmuster verwenden
  - vorhandenen Code wieder verwenden
  - leicht verständlicher Code
  - kein redundanter Code
  - Gut strukturierter Code
  - nachgewiesene Korrektheit
  - gute Dokumentation



Praxisbeispiel: Phase 1 Activate



Entscheidungen vor Beginn der Implementierung

Vor Beginn der Implementierung (aber in der Regel schon im Rahmen der Projektdefinition):

- Festlegung der Programmiersprache(n)
- Festlegung des Umfangs/der Anwendung von Architektur- und Entwurfsmustern
- Festlegung der Formen der Wiederverwendung
- Festlegung der Entwicklungsumgebung und Programmierwerkzeuge
- Festlegung der Schritte der Qualitätsüberprüfung

Beinhaltet **technische** und **organisatorsiche** Entscheidungen!

[BK22]

Universität Potsdam 18.12.24 6

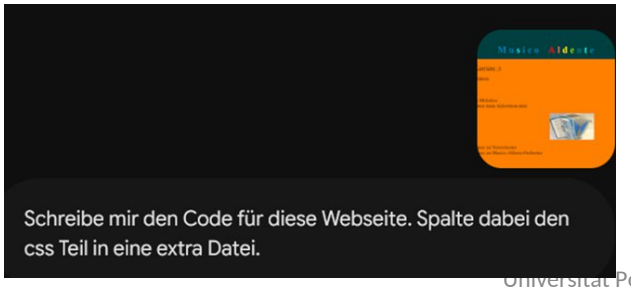
Praxisbeispiel: Musico Aldente



Praxisbeispiel: Phase 2 Inquire

- Welche Anforderungen werden nicht erfüllt?
  - Strukturierter Code
  - Übersichtlichkeit

Lösung: aufteilen in html und ein css oder verwenden von Utility-CSS Frameworks





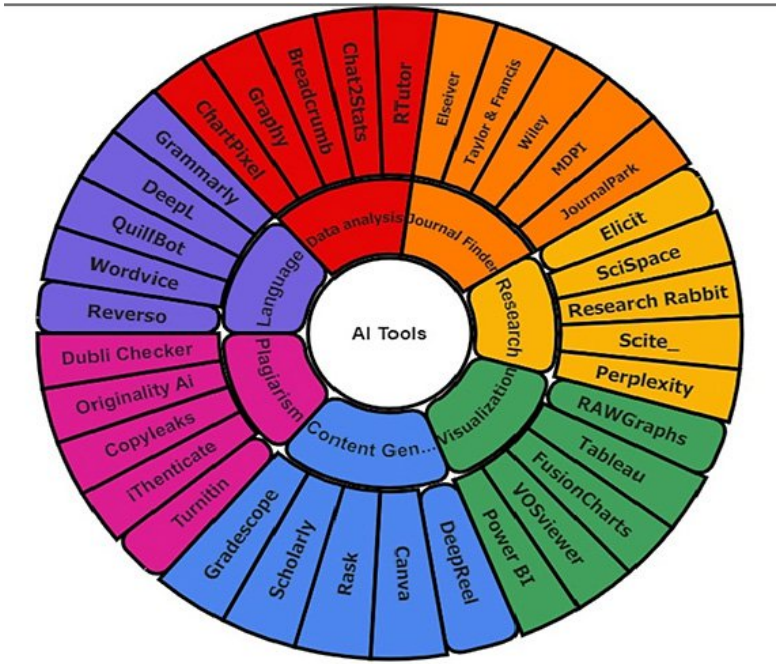
Praxisbeispiel: Phase 3 Reflect

Funktioniert der Code?

Alle Anforderungen erfüllt?

Idee richtig Umgesetzt?

KI-Tool Input (I) – Tools

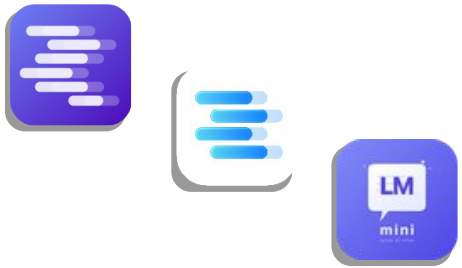


Lal, C., Paul, S. "How Generative AI Can Boost Scientific Research: Exploring its Uses, Challenges, and What's Next ?." Journal of Data Science, Informetrics, and Citation Studies 4, no. 1 (2025-04-24): 1-8.

KI-Tool Input (II) – Datenschutz

- API (Application Programming Interface)
  - API-Providers
  - API-Parameter (Kreativität, Penalty, Struktur)
- Local AI
  - Hardware-Voraussetzungen
  - Software
    - LM Studio
    - Locally App
    - LM Mini App



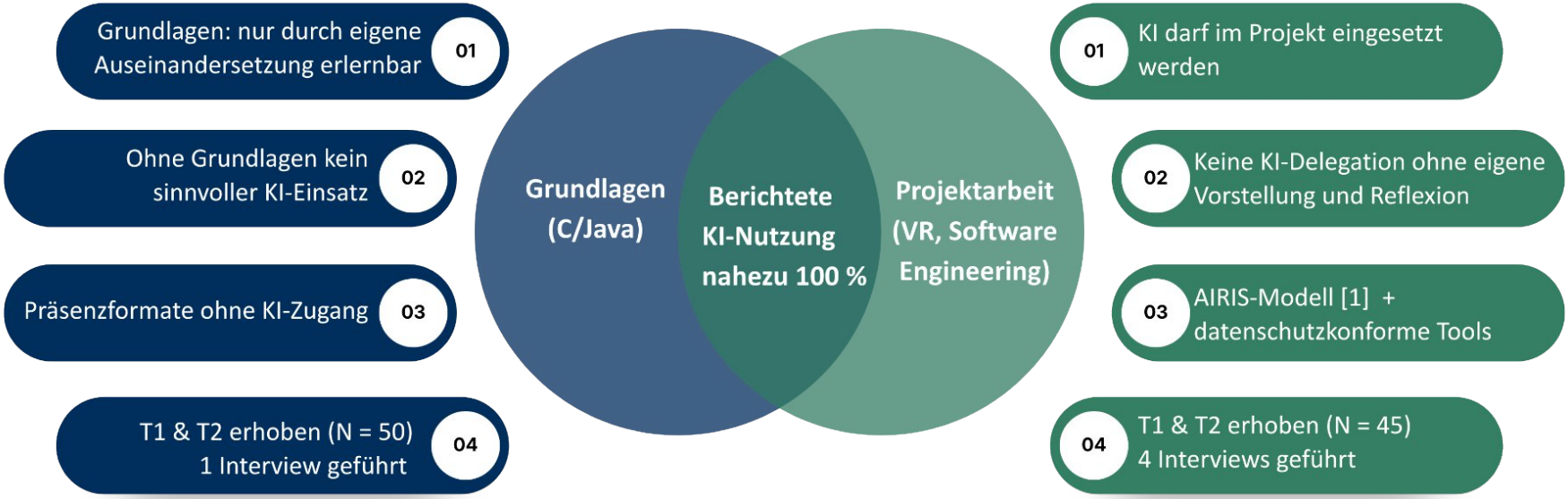


PALM-E

Vorläufige Ergebnisse

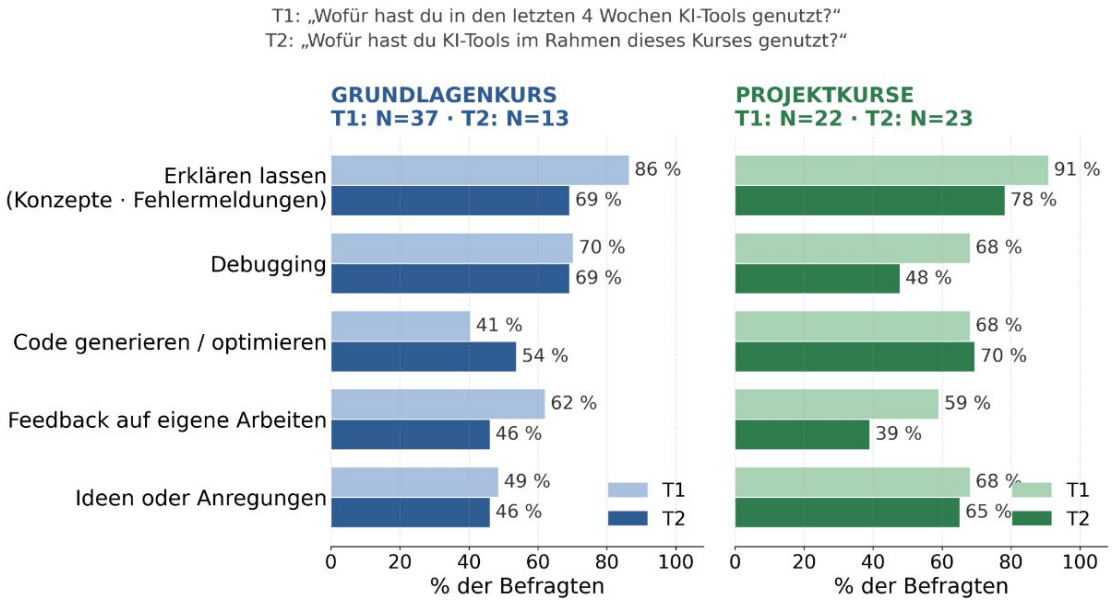


Überblick



[1] AIRIS: Activate – Inquire – Reflect – with Intelligent Support. Kuhn, Küchemann, Rakestraw & Vogt (2026), arXiv:2601.13812

Wofür wird KI eingesetzt?



KI primär als Tutor

- *„Ich kenne kaum jemanden, der nur Folien verwendet. Ich kenne kaum jemanden, der das nicht mit KI erklären lässt.“*
- Nur etwa **vier von zehn** Studierenden, die sich von KI Konzepte oder Fehlermeldungen erklären lassen, prüfen deren Ergebnisse systematisch (immer/oft).

Qualitative Befunde: Zwei Nutzungsmodi

	KI als Tutor	KI zur Code-Arbeit
Anlass	Konzepte, Werkzeuge, Fehlermeldungen begreifen wollen	Fehler, Zeitdruck, Fleißarbeit, Experimentieren
Planung & Delegation	**Restriktives Prompting**: Bewusste Rollenzuweisung zur Wahrung der Reibung (keine fertige Lösung) Erklärung auf Anfängerniveau, Schritt für Schritt	**Mit eigener Vorplanung:** Architektur im Kopf, KI schreibt definierte Bausteine **Ohne Vorplanung:** ganze Aufgaben oder Architekturen werden übergeben
Prüfpraxis	**Plausibilitätsurteil**: Subjektiver Abgleich der Erklärungen**.** Prüfung setzt das Wissen voraus, das man erst erlernen will.	Visuelle Kontrolle + **Code-Inspektion** Reiner Funktionstest: **primär am ausführbaren Artefakt** (kompiliert & läuft)

In beiden Modi bleibt das Einholen menschlicher Expertise (Lehrende/Peers) aus

Qualitative Befunde: Der Weg des geringsten Widerstands (I)

- *„Je erschöpfter ich werde, je weniger Konzentration ich habe,* ***desto schneller verfalle ich diesem: ‚Erzähl ist mir einfach, mach das‘.*** *Weil es halt so verlockend ist.“*
- *„Die Aufgabe, die wir da bekommen, sind für das [Modell] natürlich einfach super super simpel.* ***Und dann ist einfach sehr verlockend zu sagen: Okay, gib mir jetzt einfach die Lösung für das Ding.“***

Qualitative Befunde: Der Weg des geringsten Widerstands (II)

- *„**Das hätte ich bestimmt auch [die Tutoren] fragen können.** Aber das war mir zu dem Zeitpunkt einfach … Da habe ich keinen Gedanken dran verschwendet, deswegen habe ich es jetzt einfach so [mit der KI] gemacht.“*

Mit welchen Tools wird KI eingesetzt?

- kommerzielle Chatbots dominieren:
- 62 % (Grundlagen) vs. 57 % (Projekte) nutzen **ausschließlich** Chatbots
- **GPT.UP-Nutzung ist unter 10 %**

„GPT.UP habe ich selber sehr wenig benutzt. Das Problem ist, dass sie meistens hinterherhingen, was die Modelle angeht.“

Grenzen der Aussagekraft

- **Selektionsbias (Self-Selection)**
  - primär aktive und engagierte Studierende
  - Studierende mit Lernschwierigkeiten oder geringer Vorlesungspräsenz unterrepräsentiert
- **Rücklaufquote & Drop-out**
  - Rückgang der Beteiligung (z. B. Grundlagenkurs: n=37 bei T1 vs. n=13 bei T2
  - Grundgesamtheit schwer exakt zu beziffern
  - Angaben basieren auf Selbsteinschätzung (Self-Report) Risiko von sozialer Erwünschtheit und Erinnerungsverzerrungen
  - Fragebögen pragmatisch angepasst (keine vollumfängliche psychometrische Validierung)
- **Studiendesign**
  - deskriptive und explorative Fallstudie
  - Identifikation von Nutzungsmustern, keine Prüfung kausaler Effekte

Diskussion

- KI als Tutor

  Risiken:

  - Fehlvorstellungen in der Frage werden eher bestätigt als korrigiert (Vaquet, Pütz & Paassen 2026)
  - Korrekte Einwände kippen, wenn Lernende auf ihre Mitschrift pochen oder emotional appellieren (Kasneci & Kasneci 2026)
  - Ohne didaktischen Rahmen mit Scaffolding und Verifikation droht kognitives Auslagern (Li, Cui & Hagedorn 2026)
- Hochschulinfrastruktur: wenige Nutzende, große Bedeutung
  - Für diejenigen, die GPT.UP nutzen, ist es eine wichtige Alternative

Danksagung

- Allen beteiligten Lehrenden für die Bereitstellung der Datensätze

Tobias Moebert

Evgenia Samoilova

Universität Potsdam
Institut für Informatik und Computational Science
tobias.moebert@uni-potsdam.de
evgenia.samoilova@uni-potsdam.de





Literatur

1. Bastani, H., Bastani, O., Sungu, A., Ge, H., Kabakcı, Ö., & Mariman, R. (2025). Generative AI without guardrails can harm learning: Evidence from high school mathematics. Proceedings of the National Academy of Sciences, 122(26), e2422633122. https://doi.org/10.1073/pnas.2422633122
2. Biggs, J. (1996). Enhancing teaching through constructive alignment. Higher Education, 32(3), 347–364. https://doi.org/10.1007/BF00138871
3. Kasneci, E., & Kasneci, G. (2026). Sycophancy is an educational safety risk: Why LLM tutors need sycophancy benchmarks [Preprint]. arXiv. https://doi.org/10.48550/arXiv.2605.14604
4. Kuhn, J., Küchemann, S., Rakestraw, D., & Vogt, P. (2026). It's not the tool, it's the task: A framework for cognitively activated AI augmentation in physics instruction [Preprint]. arXiv. https://doi.org/10.48550/arXiv.2601.13812
5. Lal, C., & Paul, S. (2025). How generative AI can boost scientific research: Exploring its uses, challenges, and what's next? Journal of Data Science, Informetrics, and Citation Studies, 4(1), 1–8.
6. Li, C., Cui, H., & Hagedorn, L. S. (2026). The cognitive impact of ChatGPT in higher education: A systematic review of critical and creative thinking outcomes. Computers and Education: Artificial Intelligence, 10, 100571. https://doi.org/10.1016/j.caeai.2026.100571
7. Moebert, T., Samoilova, E., & Wiepke, A. (2024). ChatGPT-3.5 im Hochschul-E-Assessment: Prüfungsleistung, akademische Integrität und zukünftige Bewertungsansätze. Informatik Spektrum. https://doi.org/10.1007/s00287-024-01575-x
8. Soderstrom, N. C., & Bjork, R. A. (2015). Learning versus performance: An integrative review. Perspectives on Psychological Science, 10(2), 176–199. https://doi.org/10.1177/1745691615569000
9. Vaquet, J., Pütz, O., & Paassen, B. (2026). A probing-based explanation of the effect of existential presuppositions on hallucinations in large language models. In Findings of the Association for Computational Linguistics: EMNLP 2026 (pp. 519–535). Association for Computational Linguistics. https://doi.org/10.18653/2026.findings-emnlp.26