

Transforming Higher Education – Hochschullehre im Wandel: zwischen KI, Integrität und Zukunftsfähigkeit

Tagungsband zur Teaching & Learning Conference
der Fachhochschule Oberösterreich

Tanja Jadin, Antonia Darilion (Hrsg.)



Bibliografische Information der Deutschen Nationalbibliothek: Die Deutsche Nationalbibliothek verzeichnet diese Publikation in der Deutschen Nationalbibliografie; detaillierte bibliografische Daten sind im Internet über dnb.dnb.de abrufbar.

Die automatisierte Analyse des Werkes, um daraus Informationen insbesondere über Muster, Trends und Korrelationen gemäß §44b UrhG („Text und Data Mining“) zu gewinnen, ist untersagt.

Transforming Higher Education – Hochschullehre im Wandel: zwischen KI, Integrität und Zukunftsfähigkeit

Tagungsband zur Teaching & Learning Conference der Fachhochschule Oberösterreich

© 2026 Tanja Jadin, Antonia Darilion (Hrsg.)

Herausgegeben vom Verein Forum neue Medien in der Lehre Austria (fnma) Lustenau, 2026

Bildquelle: FH OÖ, KI-generiertes Bild, erstellt mit Microsoft Copilot (2026).

Verlag: BoD · Books on Demand GmbH, Überseering 33, 22297 Hamburg, bod@bod.de

Druck: Libri Plureos GmbH, Friedensallee 273, 22763 Hamburg

ISBN: 978-3-6957-7791-4

Vorwort und Danksagung

Mit der ersten Teaching and Learning Conference der FH Oberösterreich am 6. Mai 2026 wird ein über viele Jahre etabliertes Format der hochschuldidaktischen Auseinandersetzung weiterentwickelt. Dreizehn Jahre lang bot der „Tag der Lehre“ eine wichtige Plattform, um aktuelle Fragen der Hochschullehre aufzugreifen, innovative Lehrkonzepte sichtbar zu machen und den fachübergreifenden Austausch zu fördern. Die Teaching and Learning Conference knüpft an diese Tradition an und eröffnet zugleich neue Möglichkeiten für eine vertiefte fachliche Vernetzung, wissenschaftliche Reflexion und institutionelle Weiterentwicklung von Studium und Lehre.

Die FH Oberösterreich versteht die Teaching and Learning Conference als Plattform für Vernetzung, Wissenstransfer und gemeinsame Reflexion. Gerade angesichts dynamischer technologischer, gesellschaftlicher und hochschulpolitischer Veränderungen gewinnt der strukturierte Austausch über Lehren und Lernen weiter an Bedeutung. Die Konferenz bietet hierfür einen Rahmen, in dem innovative Ansätze sichtbar werden, Erfahrungen geteilt und Impulse für die Weiterentwicklung von Studienprogrammen, Lehrformaten und Unterstützungsstrukturen gesetzt werden können.

Mit dem Rebranding möchten wir nicht nur im Sinne der zunehmenden Internationalisierung an unserer Hochschule gerecht werden, sondern auch ganz bewusst durch die Verbindung von „Teaching and Learning“ den gemeinsamen Lehr-Lernraum zwischen Lehrenden und Studierenden in den Mittelpunkt stellen. Studierendenzentrierte, kompetenzorientierte Lehre im Sinne eines lebensbegleitenden Lernprozesses unter Berücksichtigung komplexer Veränderungsdynamiken bildet dabei eine zentrale Grundlage für die Weiterentwicklung zukunftsfähiger Hochschullehre. Somit erscheint es

wenig überraschend, dass wir diese erste Teaching and Learning Conference uns dem Thema „Transforming Higher Education – Hochschullehre im Wandel: zwischen KI, Integrität und Zukunftsfähigkeit“ gewidmet haben.

Prof. Dr. Niels Pinkwart hat in seiner inspirierenden Keynote Trends und Entwicklungslinien zu Künstlicher Intelligenz aufgezeigt. Der Rückblick zeigte, dass KI kein neues Thema für Hochschulen ist, jedoch die technologischen Weiterentwicklungen verschiedene neue Möglichkeiten, aber auch Herausforderungen mit sich bringen. Insbesondere relevant sind in diesem Zusammenhang, wie kompetenzorientierte Curricula, Prüfungs- und Assessment-Design, verantwortungsvolle Nutzung, sowie die organisatorische Verankerung von KI-Kompetenzen in Governance und Supportstrukturen gelingen kann.

Ein besonderes Highlight der Konferenz waren die Konzeptpräsentationen der Teaching Awards der FH OÖ. Jedes Jahr vergibt die FH OÖ an drei Lehrende die Preise „Exzellenz in der Lehre“ „Innovation in der Lehre“ und „Exzellenz in der Lehre für nebenberuflich Lehrende“. Mit dieser Auszeichnung unterstreicht die FH OÖ die Bedeutsamkeit einer qualitätsorientierten und studierendenzentrierten Lehre.

Im vorliegenden Tagungsband finden Sie ausgewählte Beiträge der ersten Teaching and Learning Conference 2026. Im Mittelpunkt stehen dabei insbesondere die Auswirkungen von Künstlicher Intelligenz, Anforderungen an akademische Integrität sowie Perspektiven auf kompetenzorientierte, qualitätsvolle und innovationsfähige Lehr- und Lernarrangements.

Die Beiträge reichen von KI-gestützten Lehr- und Lernprozessen über Fragen akademischer Integrität und Prüfungsentwicklung bis hin zu didaktischen Innovationen, Qualitätsentwicklung und neuen Formen der Kompetenzförderung. So werden Möglichkeiten vorgestellt, Lernstrecken mittels KI aufzubauen bzw. Lernstrecken für Studierende zur Förderung der KI-Kompetenzen zur Verfügung zu stellen. KI kann auch im Sinne einer Co-Creation

gemeinsam mit Studierenden bei der Erstellung von Prüfungsfragen eingesetzt werden. Der Einsatz von KI-Avataren und KI als Lernassistenten werden ebenso beleuchtet. Weitere Beiträge zeigen, wie das Potenzial KI-gestützter Datenanalyse sinnvoll genutzt werden kann, etwa im Bereich Learning Analytics oder bei der Anerkennungsprüfung. Die Beiträge visualisieren die vielfältigen Formen und Möglichkeiten der KI-Integration in die Hochschullehre.

Die Beiträge zeigen, dass die Weiterentwicklung von Hochschullehre sowohl wissenschaftliche Reflexion als auch didaktische Gestaltung und institutionelle Unterstützung erfordert. Sie greifen konkrete Erfahrungen aus der Lehrpraxis auf, stellen empirische Befunde und konzeptionelle Überlegungen zur Diskussion und leisten damit einen Beitrag zur kontinuierlichen Qualitätsentwicklung an Hochschulen.

Unser Dank gilt allen Autorinnen und Autoren, Vortragenden und Mitwirkenden, die mit ihren Beiträgen zur fachlichen Qualität und thematischen Breite dieses Tagungsbandes beigetragen haben. Ebenso danken wir allen Personen, die an der Vorbereitung, Organisation und Durchführung der Teaching and Learning Conference beteiligt waren. Der Tagungsband soll zur weiteren Diskussion und innovativen Auseinandersetzung zu KI in der Hochschullehre anregen.

Mit besten Grüßen und bis zum nächsten Jahr (Save the Date 5. Mai 2027)

FH-Prof.ⁱⁿ Dr.ⁱⁿ Tanja Jadin, Wissenschaftliche Leitung Teaching and Learning Center der Fachhochschule Oberösterreich

Juli 2026

Inhalt

	Vorwort und Danksagung	
	Tanja Jadin	1
1.	Microlearning Module zur Förderung der KI-Kompetenz von Hochschul-lehrenden	7
	Nora Cechovsky	
2.	Wenn der Algorithmus ein Gesicht trägt: Anthropomorphisierung von KI im Bildungsbereich	16
	Christian Leutgeb, Branko Andic, Barbara Zuliani	
3.	Lehrqualität als Lernarchitektur: Evidenz aus longitudinalen Learning Analytics	27
	Lars Mehnen, Birgit Pohn, Matthias Blaickner	
4.	Dreifacher Anwendungsbereich von GenAI in der Lehre	38
	Emma-Marie Niedrist, Christoph Eisl, Susanne Leitner-Hanetseder, Marlene Rechberger	

5.	KI-gestütztes Content-Engineering für modulare Lehrmaterialien in der Hochschullehre	50
	Birgit Pohn, Dominik Dolezal, Sebastian Fitzek, Lars Mehnen, Lukas Rohatsch, Marvin Kosmider, Helmuth Lammer, Werner Winiwarter	
6.	Einsatz von GenAI zur Förderung selbstregulierten Lernens im Controlling mit NotebookLM	63
	Marlene Rechberger, Christoph Eisl, Susanne Leitner-Hanetseder, Emma-Marie Niedrist	
7.	Prüfungsfragen erstellen leicht gemacht: E-Klausur-Vorbereitung mit KI und Studierenden	77
	Christoph Schaufler, Wolfgang Hochleitner	
8.	Nachvollziehbare Anerkennungsprüfungen mit lokalen KI-Agenten	88
	Martin Setnicka, Johannes Miklós	
9.	Eine empirische Analyse der Anwendung von KI-Werkzeugen in studentischen Arbeiten	96
	Gerold Wagner, Daniela Freudenthaler-Mayrhofer, Gerald Petz	

- | | | |
|-----|---|-----|
| 10. | KI-Assistenten in der Hochschullehre
Thomas Wala, Petra Inwinkl | 111 |
| 11. | “Cybra” – A Gamified Approach to Enhancing Cyber Security in Inland Waterway Navigation Education
Sophie Wiesinger, Victoria Weinhappl, Lisa-Maria Putz-Egger, Anton Edtmeier | 125 |
| 12. | Vom passiven Konsum zur aktiven Interaktion: Erstellung innovativer MINT-Lehrunterlagen durch KI-gestütztes “Vibe Coding”
Georg Yvon | 139 |

Nora CECHOVSKY¹ (Linz)

Microlearning Module zur Förderung der KI-Kompetenz von Hochschullehrenden

Zusammenfassung

Im Rahmen des Projekts „MINI-KI Hochschule“ an der PH Oberösterreich wurden Microlearning Module zur Förderung der KI-Kompetenz von Hochschullehrenden entwickelt. Grundlage bilden der EU AI Act sowie die hohe KI-Nutzung unter Studierenden. Nach dem Design-Based Research-Ansatz wurden iterativ, unter Einbeziehung von Lehrenden, zwei Lernstrecken mit insgesamt neun Modulen entwickelt: eine zum Einsatz von KI im Kontext der Betreuung von Qualifizierungsarbeiten, eine zu KI bei der Leistungsfeststellung und -beurteilung. Die Module basieren auf der Cognitive Load Theory und folgen fünf Designprinzipien (Struktur und Orientierung, Steuerrung, Segmentierung und Modularisierung, multimodale Aufbereitung, Aktivierung der Lernenden).

Schlüsselwörter

Microlearning Module, KI-Kompetenz, Cognitive Load Theory, Hochschullehrende

¹ E-Mail: nora.cechovsky@ph-ooe.at

Microlearning Modules for Promoting AI Competency Among University Lecturers

Abstract

In the course of the “MINI-KI Hochschule” project at the University of Education Upper Austria, microlearning modules were developed to promote AI competency among university lecturers. The EU AI Act and the widespread use of AI among students form the foundation. Following a Design-Based Research approach, two learning tracks with a total of nine modules were developed iteratively and in collaboration with lecturers: one addressing the use of AI when supervising thesis, one addressing AI in the context of assessment and grading. The modules are grounded in Cognitive Load Theory and follow five design principles (structure and orientation, navigation guidance, segmentation and modularization, multimodal presentation, learner activation).

Keywords

Microlearning modules, AI competency, Cognitive Load Theory, university lecturers

1 Hintergrund

Eine Erhebung an deutschen Hochschulen zeigt, dass KI von nahezu allen Studierenden genutzt wird (Von Garrel & Mayer, 2025). Dies führt dazu, dass Hochschulen darauf reagieren und versuchen Rahmenbedingungen zu schaffen, um KI zielgerichtet in den Lehr- und Prüfungsalltag zu integrieren (Perrey, 2025). Eine Befragung von 236 Lehramtsstudierenden der Berufspädagogik in Österreich zu Beginn des Jahres 2024 zeigte, dass mehr als 80 % den Wunsch äußern, dass sie mehr über den Einsatz von KI im Unterricht an der Hochschule lernen möchten. Mehr als die Hälfte der Befragten war jedoch unsicher in Bezug auf die Regeln zur Verwendung von KI bei der Erstellung von Qualifikationsarbeiten, Aufgaben und Prüfungen an der Hochschule (Cechovsky & Malli-Voglhuber, 2025).

Der Einsatz von KI in der Hochschullehre ist also ein aktuell hochrelevantes Thema, das jedoch hohe Anforderungen an Hochschullehrende stellt. Diese sind außerdem auch vom AI-Act der EU betroffen. Dieser sieht vor, dass Mitarbeitende, die KI-Systeme nutzen, dahingehend geschult werden, dass diese kompetent und verantwortungsvoll mit diesen Systemen umgehen können (Aschemann & Klampferer, 2024). KI-Kompetenz umfasst laut dem AI-Act (Art. 3, Z 56, AIA)

die Fähigkeiten, die Kenntnisse und das Verständnis, die es Anbietern, Betreibern und Betroffenen unter Berücksichtigung ihrer jeweiligen Rechte und Pflichten im Rahmen dieser Verordnung ermöglichen, KI-Systeme sachkundig einzusetzen sowie sich der Chancen und Risiken von KI und möglicher Schäden, die sie verursachen kann, bewusst zu werden.

Um für Lehrende an Hochschulen ein Angebot zu entwickeln, das es ihnen ermöglicht, ihre KI-Kompetenz in hochschulrelevanten Themenfeldern gezielt weiterzuentwickeln, stellte sich im Rahmen eines Forschungs- und Entwicklungsprojekts an der Pädagogischen Hochschule Oberösterreich folgende leitende Fragestellung:

Wie können Microlearning Module zu Themen der Künstlichen Intelligenz für Hochschullehrende auf Basis des Design-Based Research-Ansatzes entwickelt werden?

Einem Design-Based Research-Ansatz folgend, wurden im Rahmen des Projekts praxisnahe Weiterbildungsangebote für aktuelle Herausforderungen im Umgang mit KI und Hochschullehre bedarfsgerecht entwickelt, getestet und iterativ optimiert. Das Konzept des Microlearnings basiert auf der Cognitive Load Theory, wobei es das Ziel ist, durch eine optimale Gestaltung der Module die extrinsische kognitive Belastung zu minimieren, um möglichst viel Kapazität für die lernbezogene Verarbeitung zu generieren (Krieglstein et al., 2023). Microlearning wird im Rahmen des Projekts in Anlehnung an Schall (2020) als mediengestütztes Lernen in kleinen Schritten und Einheiten definiert, das sich durch die übersichtliche Darstellung der Inhalte, die kurze Bearbeitungsdauer sowie die orts- und zeitunabhängige Nutzung auszeichnet.

Im folgenden Abschnitt wird ein Einblick in die Vorgehensweise bei der Entwicklung der Module gegeben und im dritten Abschnitt werden die Designprinzipien sowie die Inhalte der Module beschrieben. Abschließend werden die Ergebnisse diskutiert und kritisch beleuchtet sowie weitere Vorhaben beschrieben.

2 Vorgehensweise

Als methodologischer Rahmen wurde der Ansatz des Design-Based Research gewählt, da er geeignet ist, ein aktuelles Problem aus der hochschulischen Lehrpraxis (unzureichende Kompetenzen im Umgang mit KI in der Hochschullehre) mittels einer Intervention (Entwicklung von Microlearning Modulen) zu lösen und nachhaltige Innovationen hervorzubringen (Reinmann, 2005). Bei der Entwicklung der Microlearning Module wurde in iterativen Schritten vorgegangen, wobei betroffene Hochschullehrende miteinbezogen wurden. Dazu wurden sowohl theoretische Erkenntnisse herangezogen als auch empirische Methoden, insbesondere Fokusgruppen, eingesetzt (Reinmann, Herzberg & Brase, 2024). Die bisherigen Zyklen zeigen durchweg positive Rückmeldungen zur kompakten Gestaltung und Struktur der Module, wobei insbesondere technische Herausforderungen die kognitive Belastung erhöhen. Für Ergebnisse der Gruppendiskussionen siehe Cechovsky (im Druck).

3 MINI-KI Hochschule – Microlearning Module

Die Lernstrecken des Projekts MINI-KI Hochschule sind nach Designprinzipien gestaltet, die aus drei Quellen abgeleitet wurden: der Cognitive Load Theory nach Sweller (1988) sowie ausgewählte Instruktionseffekte nach Sweller (2020), Erkenntnissen aus der Analyse von Definitionen von Microlearning nach Schall (2020) sowie den Ergebnissen projektinterner Gruppendiskussionen. Diese Grundlagen mündeten in fünf Designprinzipien, die in allen Modulen umgesetzt werden: klare Struktur und Orientierung, Steuerung, Segmentierung und Modularisierung, multimodale Aufbereitung und Aktivierung der Lernenden.

Jedes Modul beginnt mit einer klaren Struktur und Orientierung: Lernziele, ein Überblick über die Inhalte sowie verlinkte Lernpfade helfen den Lernenden, sich von Beginn an zurechtzufinden. Die Navigation innerhalb der Lernumgebung wird durch gezielte Steuerungselemente wie Farbcodierung, Piktogramme und klare Anleitungen erleichtert. Die Inhalte selbst bestehen aus kleinen, in sich abgeschlossenen Lerneinheiten, die unabhängig voneinander bearbeitet werden können. Um die Inhalte bestmöglich zu vermitteln, setzen die Module auf multimodale Aufbereitung: Erklärvideos, Texte und Fallbeispiele ergänzen einander. Darüber hinaus werden die Lernenden aktiv durch Wissensfragen, Reflexionsaufgaben und Anwendungsbeispiele eingebunden, die ein vertieftes Auseinandersetzen mit den Inhalten fördern. Auf der folgenden Abbildung 1 ist ein Screenshot eines Microlearning Moduls in Trello dargestellt.

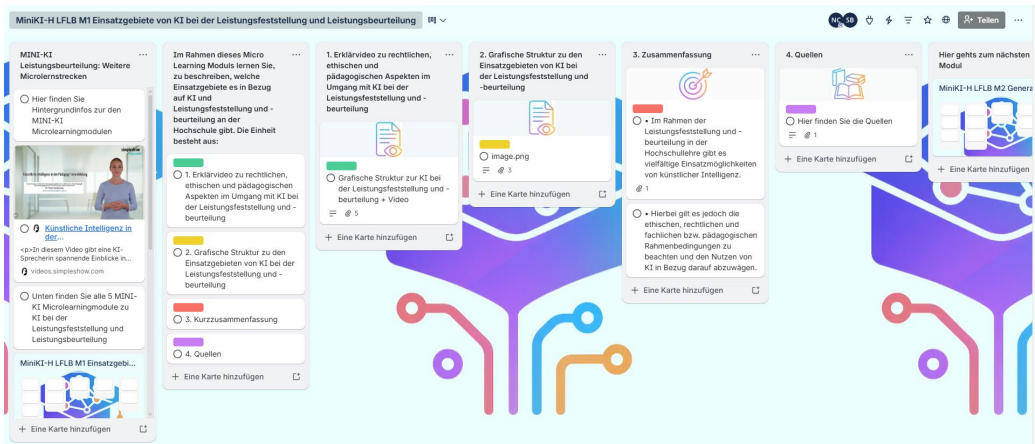


Abb. 1: Microlearning Modul in Trello

Das Projekt MINI-KI Hochschule bietet zwei thematisch gebündelte Lernpakete an, die Lehrende kompakt in zentrale Fragen rund um KI im Hochschulalltag einführen.

Lernstrecke 1 behandelt KI im Kontext der Betreuung von Bachelor- und Masterarbeiten. Diese Lernstrecke richtet sich an Lehrende der Pädagogischen Hochschule

Oberösterreich, die Qualifizierungsarbeiten betreuen. In vier Modulen werden folgende Fragen behandelt:

- M1 – Warum ist KI bei Qualifizierungsarbeiten ein relevantes Thema?: Grundlegende Einordnung, warum der Einsatz von KI-Tools bei wissenschaftlichen Abschlussarbeiten heute nicht mehr ignoriert werden kann.
- M2 – Einsatz von KI: Was ist erlaubt und wie?: Orientierung zu rechtlichen, ethischen und institutionellen Rahmenbedingungen beim KI-Einsatz in Abschlussarbeiten.
- M3 – Einsatzszenarien von KI-Tools im Erstellungsprozess: Konkrete Anwendungsbeispiele, wie KI sinnvoll in verschiedenen Phasen einer Qualifizierungsarbeit genutzt werden kann.
- M4 – Erkennen des unsachgemäßen Einsatzes von KI: Strategien und Hinweise, wie Betreuende problematischen oder regelwidrigen KI-Einsatz identifizieren können.

Lernstrecke 2 setzt sich mit der Leistungsfeststellung und -beurteilung im Zeitalter generativer KI an der Hochschule auseinander. Fünf Module geben Einblick in:

- M1 – Einsatzgebiete von KI bei der Leistungsfeststellung und -beurteilung: Überblick, wo KI im Prüfungskontext bereits eine Rolle spielt.
- M2 – Generative KI bei der Aufgabenerstellung: Wie KI-Tools beim Entwickeln von Prüfungsaufgaben eingesetzt werden können und welche pädagogischen, rechtlichen und ethischen Aspekte beachtet werden müssen.
- M3 – KI bei der Leistungsbeurteilung: Grenzen von KI als Unterstützung beim Bewerten von Prüfungsleistungen.
- M4 – Transparente Vorgaben zum Einsatz von KI bei Aufgaben und Prüfungen: Wie klare Regelungen für Studierende formuliert und kommuniziert werden können.
- M5 – KI zur Entwicklung von Beurteilungsrastern: Prompts zur Erstellung von Rubrics und Bewertungsschemata.

4 Diskussion und Ausblick

Im Verlauf der Entwicklung und Erprobung der MINI-KI-Lernstrecken zeigten sich verschiedene Herausforderungen auf didaktischer, organisatorischer und methodischer Ebene. Insbesondere die heterogenen Vorerfahrungen der Lehrenden im Umgang mit digitalen Anwendungen und KI-gestützten Tools führten teilweise zu einer erhöhten extrinsischen Belastung im Sinne der Cognitive Load Theorie.

Zudem zeigte sich in den Gruppendiskussionen, dass sich die Gespräche teilweise von designbezogenen Fragestellungen lösten und stattdessen in einen allgemeinen Erfahrungsaustausch zur Nutzung von KI im Hochschulkontext übergingen. Dies zeigt auch den Bedarf der Hochschullehrenden an einem Austausch zu KI in der Hochschullehre.

Für zukünftige Forschungs- und Entwicklungsarbeiten ist vorgesehen, analoge MINI-KI-Lernstrecken gezielt für Studierende zu konzipieren und zu evaluieren. Dabei sollen die bisherigen Erkenntnisse hinsichtlich Struktur, didaktischer Gestaltung und Unterstützungsmechanismen im Kontext der neuen Zielgruppe weiterentwickelt werden.

5 Literaturverzeichnis

Aschemann, B. & Klampferer, M. (2024). AI-Act verlangt ab 2025 Sicherung von KI-Kompetenz. Abgerufen am 1. April 2025 von

<https://erwachsenenbildung.at/digiprof/neuigkeiten/19851-ai-act-fordert-ki-kompetenz.php>.

Cechovsky, N. & Malli-Voglhuber, C. (2025). Von der Hochschule ins Klassenzimmer: Die Rolle der KI in der Lehrer:innenbildung. *Zeitschrift für Hochschulentwicklung*, 20(SH-KI-2), 143–164. <https://doi.org/10.21240/zfhe/SH-KI-2/08>.

Cechovsky, N. (im Druck). Designing Microlearning Modules on AI for University Lecturers in Vocational Teacher Education: A Design-Based Research Study. *VETNET Conference Series*, 9 (ECER).

Kriegelstein, F., Beege, M., Rey, G. D., Sanchez-Stockhammer, C. & Schneider, S. (2023). Development and validation of a theory-based questionnaire to measure different types of cognitive load. *Educational Psychology Review*, 35(1), 9. <https://doi.org/10.1007/s10648-022-09701-7>.

Perrey, E. (2025). Studierende in Bayern dürfen ihre Bachelorarbeit bald mit KI verfassen. *Augsburger Allgemeine*. Abgerufen am 1. April 2025 von <https://www.augsburger-allgemeine.de/bayern/bachelorarbeit-mit-ki-verfassen-in-bayern-bald-realitaet-hochschulen-106000580>.

Reinmann, G. (2005). Innovation ohne Forschung? Ein Plädoyer für den Design-Based-Research-Ansatz in der Lehr-Lernforschung. *Unterrichtswissenschaft*, 33(1), 52–69. <https://doi.org/10.1007/BF03374563>.

Reinmann, G., Herzberg, D. & Brase, A. (2024). *Forschendes Entwerfen: Design-Based Research in der Hochschuldidaktik*. Bielefeld: transcript Verlag. <https://doi.org/10.14361/9783837674248>.

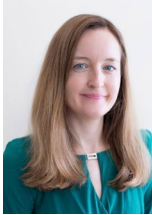
Schall, M. (2020). Entstehung und Verwendung von Microlearning im Kontext des beruflichen Lernens. *Zeitschrift für Berufs- und Wirtschaftspädagogik*, 116(2), 214–249. <https://doi.org/10.25162/zbw-2020-0010>.

Sweller, J. (1988). Cognitive load during problem solving: Effects on learning. *Cognitive Science*, 12(2), 257–285. https://doi.org/10.1207/s15516709cog1202_4.

Sweller, J. (2020). Cognitive load theory and educational technology. *Educational Technology Research and Development*, 68, 1–16. <https://doi.org/10.1007/s11423-019-09701-3>.

Von Garrel, J. & Mayer, J. (2025). Künstliche Intelligenz im Studium: Eine quantitative Längsschnittstudie zur Nutzung KI-basierter Tools durch Studierende. https://doi.org/10.48444/h_docs-pub-533.

Autorin



Dr.ⁱⁿ Nora CECHOVSKY MSc BSc || Pädagogische Hochschule
Oberösterreich, Institut für Berufspädagogik || Kaplanhofstraße 40,
A-4020 Linz

<https://ph-ooe.at/forvet/news-forvet/forvet-team>

nora.cechovsky@ph-ooe.at

Christian LEUTGEB¹, Branko ANDIC & Barbara ZULIANI (Linz)

Wenn der Algorithmus ein Gesicht trägt: Anthropomorphisierung von KI im Bildungsbereich

Zusammenfassung

Der Beitrag analysiert die Anthropomorphisierung von Künstlicher Intelligenz im Bildungsbereich. Ausgehend von theoretischen Konzepten wie dem ELIZA-Effekt und der Media Equation werden Potenziale und Risiken anthropomorphisierter KI-Systeme diskutiert. Während KI-Avatare Motivation, soziale Präsenz und personalisierte Lernunterstützung fördern können, besteht zugleich die Gefahr eines übermäßigen Vertrauens und einer reduzierten kritischen Reflexion.

Schlüsselwörter

Mensch-Computer-Interaktion, Künstliche Intelligenz, Anthropomorphisierung, Lernunterstützung, Technologie und Lernen

When the Algorithm has a Face: Anthropomorphization of AI in Education

Abstract

This article analyzes the anthropomorphization of artificial intelligence in the field of education. Drawing on theoretical concepts such as the ELIZA effect and the Media Equation, it discusses the potential benefits and risks of anthropomorphized AI systems. While AI avatars can promote motivation, social presence, and

¹ E-Mail: christian.leutgeb@ph-linz.at

personalized learning support, there is also a risk of excessive trust and reduced critical reflection.

Keywords

Human-Computer-Interaction, Artificial Intelligence, Anthropomorphisation, Learning Assistance, Technology and Learning

1 Einleitung

Im Film *Cast Away* (2000) entwickelt der Protagonist Chuck Noland nach einem Flugzeugabsturz und jahrelanger Isolation auf einer einsamen Insel eine starke emotionale Bindung zu einem Volleyball, dem er den Namen „Wilson“ gibt. Obwohl es sich lediglich um einen gewöhnlichen Gegenstand handelt, wird Wilson zu seinem Gesprächspartner, Freund und einer wichtigen Quelle emotionaler Unterstützung. Diese Szene stellt ein sehr bekanntes Beispiel für die menschliche Tendenz dar, Objekten menschliche Eigenschaften, Emotionen und Absichten zuzuschreiben. Dieses Verhalten wird als Anthropomorphisierung bezeichnet und stellt ein universelles psychologisches Phänomen dar, das die Art und Weise prägt, wie Menschen ihre Umwelt wahrnehmen.

Bereits lange vor dem Aufkommen moderner Künstlicher Intelligenz (KI) stellte Turing (1950) in seiner wegweisenden Publikation „Computing Machinery and Intelligence“ die Frage, die bis heute die Diskussion über das Verhältnis zwischen Menschen und Maschinen prägt: „Can machines think?“. Anstatt den Begriff des Denkens zu definieren, schlug Turing ein Experiment vor, das er als „The Imitation Game“ bezeichnete und das heute als Turing-Test bekannt ist. In diesem Experiment kommuniziert eine Person über Textnachrichten mit einem unbekannten Gegenüber und versucht festzustellen, ob sich auf der anderen Seite ein Mensch oder eine Maschine befindet. Turings Idee erwies sich nicht nur für die Entwicklung der KI als außerordentlich bedeutsam, sondern auch für das Verständnis der menschlichen Neigung, intelligenten Systemen menschliche Eigenschaften zuzuschreiben. Bereits in den 1960er-Jahren entwickelte Joseph Weizenbaum mit ELIZA eines der ersten

Chatbot-Systeme. ELIZA simulierte Gespräche mit einem Psychotherapeuten auf der Grundlage vergleichsweise einfacher Regeln zur Erkennung und Umformulierung von Eingaben der Nutzerinnen und Nutzer. Obwohl das Programm weder über ein tatsächliches Sprachverständnis noch über Schlussfolgerungsfähigkeiten verfügte, entwickelten viele Nutzerinnen und Nutzer das Gefühl, vom System verstanden zu werden und einen sinnvollen Dialog zu führen. Weizenbaum zeigte sich überrascht von den emotionalen Reaktionen der Nutzenden; dieses Phänomen wurde später als „ELIZA-Effekt“ bekannt (Weizenbaum, 1966). Der ELIZA-Effekt beschreibt die Tendenz von Menschen, Computern ein Maß an Verständnis, Empathie und Intelligenz beizumessen, das deren tatsächlichen Fähigkeiten deutlich übersteigt.

Die rasante Entwicklung generativer KI in den vergangenen Jahren hat dieses Phänomen zusätzlich verstärkt. Moderne Systeme wie ChatGPT verwenden natürliche Sprache, führen mehrstufige Dialoge, passen ihre Antworten an individuelle Bedürfnisse der Nutzerinnen und Nutzer an und nutzen zunehmend Sprachschnittstellen. Diese Eigenschaften erzeugen den Eindruck sozialer Interaktion und erhöhen die Wahrscheinlichkeit, dass KI-Systeme als soziale Akteure und nicht lediglich als technologische Werkzeuge wahrgenommen werden (Deshpande et al., 2023). Gleichzeitig wird Anthropomorphisierung zu einem wichtigen Faktor für die Entstehung von Vertrauen, Motivation und Engagement sowie für die Art und Weise, wie Informationen aus KI-Systemen bewertet werden.

Im Bildungskontext eröffnet die Anthropomorphisierung vielfältige Möglichkeiten. KI-Assistenten und Avatare können zur Schaffung sozialer Präsenz beitragen, personalisierte Unterstützung bieten und die Lernmotivation erhöhen. Forschungsergebnisse zeigen, dass anthropomorphisierte KI-Tutorinnen und KI-Tutoren das Engagement von Lernenden sowie die Qualität der Lernerfahrung positiv beeinflussen können (Ackermann et al., 2025). Gleichzeitig können jene Merkmale, die Motivation und Beteiligung fördern, auch zu einer unkritischen Übernahme von Informationen, zu übermäßigem Vertrauen in das System sowie zu einer verminderten Fähigkeit zur kritischen Bewertung von KI-generierten Antworten führen (Cohn et al., 2024).

Das Ziel dieses Beitrags ist es, Anthropomorphisierung im Kontext von Bildung zu analysieren und anhand des für die Teaching and Learning Conference 2026 entwickelten Avatars „Leni“ Implikationen für die Gestaltung zukünftiger KI-gestützter Bildungssysteme abzuleiten. Ein besonderer Fokus liegt auf der Frage, wie das motivationale Potenzial anthropomorphisierter KI-Systeme genutzt werden kann, ohne dabei die Entwicklung von kritischem Denken bei Lernenden zu beeinträchtigen.

2 Anthropomorphisierung und KI

Anthropomorphisierung bezeichnet den Prozess der Zuschreibung menschlicher Eigenschaften, Emotionen, Absichten und mentaler Zustände an nichtmenschliche Entitäten. Eine besonders ausgeprägte Form der Anthropomorphisierung zeigt sich heute in der Interaktion von Menschen mit KI. Nach Epley, Waytz und Cacioppo (2007) entsteht Anthropomorphisierung aus dem menschlichen Bedürfnis, die Umwelt mithilfe zwischenmenschlicher Denkmuster zu verstehen und vorherzusagen. Wenn Menschen auf Systeme treffen, die ein gewisses Maß an Autonomie, Kommunikationsfähigkeit oder intelligentem Verhalten zeigen, aktivieren sie spontan dieselben kognitiven Mechanismen, die sie auch in der Kommunikation mit anderen Menschen verwenden. Moderne KI-Systeme begünstigen eine solche Wahrnehmungsweise in besonderem Maße. Große Sprachmodelle verwenden natürliche Sprache, passen ihre Antworten an den Gesprächskontext an und kommunizieren häufig über sprachliche oder visuelle Schnittstellen. Infolgedessen vergessen Nutzerinnen und Nutzer nicht selten, dass sie mit einem auf Wahrscheinlichkeiten basierenden statistischen Modell interagieren, und beginnen, dem KI-System Verständnis, Absichten oder sogar Bewusstsein zuzuschreiben. Cohn et al. (2024) betonen, dass Anthropomorphisierung nicht ausschließlich eine Folge der technischen Möglichkeiten eines Systems ist, sondern ebenso das Ergebnis von Designentscheidungen. Die Verwendung persönlicher Pronomen wie „ich“, einer menschlichen Stimme, Avataren oder personalisierten Namen erhöht die Wahrnehmung der Menschlichkeit eines Systems erheblich. Selbst einfache Elemente wie ein freundli-

cher Kommunikationsstil oder die Darstellung eines KI-Assistenten als digitale Person können dazu beitragen, Technologie als sozialen Partner wahrzunehmen. Im Fall generativer KI wird Anthropomorphisierung zusätzlich durch die Möglichkeit verstärkt, Systeme an bestimmte Rollen und Identitäten anzupassen. Wie Deshpande et al. (2023) zeigen, kann dasselbe Sprachmodell als Ärztin bzw. Arzt, Lehrkraft, Unternehmensberater oder historische Persönlichkeit präsentiert werden, wobei Nutzerinnen und Nutzer die Vertrauenswürdigkeit und Autorität des Systems häufig unterschiedlich bewerten – abhängig von der jeweils zugewiesenen Rolle. Anthropomorphisierung wird dadurch nicht nur zu einem psychologischen Phänomen, sondern auch zu einem bedeutsamen Gestaltungselement, das das Verhalten der Nutzenden beeinflusst. Einen wichtigen theoretischen Rahmen für das Verständnis dieses Phänomens bietet das von Reeves und Nass (1996) entwickelte Konzept der „Media Equation“. Diesbezügliche Untersuchungen zeigen, dass Menschen spontan soziale Regeln und Verhaltensmuster auf Computer und andere Medientechnologien anwenden, selbst wenn ihnen vollständig bewusst ist, dass es sich nicht um Menschen handelt. Menschen verhalten sich Computern gegenüber höflich, schreiben ihnen Persönlichkeitsmerkmale zu und entwickeln emotionale Reaktionen auf deren Botschaften. Mit anderen Worten reagiert das menschliche Gehirn häufig auf Technologie so, als handle es sich um einen sozialen Akteur.

Diese Erkenntnisse sind insbesondere für den Bildungsbereich von großer Relevanz. In Lehr-Lern-Situationen suchen Lernende häufig nach Unterstützung, Feedback und Bestätigung ihrer Ideen. Wenn ein KI-System auf eine Weise kommuniziert, die beispielsweise an eine Lehrperson erinnert, steigt die Wahrscheinlichkeit, dass Nutzerinnen und Nutzer ein Gefühl von Vertrauen und sozialer Verbundenheit entwickeln. Gleichzeitig kann genau diese Wahrnehmung die Art und Weise beeinflussen, wie die Qualität der erhaltenen Informationen bewertet wird.

2.1 Potenziale anthropomorphisierter KI im Bildungskontext

Die Entwicklung generativer KI hat die Schaffung digitaler Tutorinnen und Tutoren ermöglicht, die mittels natürlicher Sprache kommunizieren und Lernenden personalisierte Unterstützung bieten. Im Gegensatz zu traditionellen Bildungstechnologien

fungieren diese Systeme nicht nur als Informationsquelle, sondern auch als soziale Akteure, mit denen interagiert werden kann. Einer der wichtigsten Vorteile anthropomorphisierter KI-Systeme besteht in der Schaffung eines Gefühls sozialer Präsenz. Soziale Präsenz bezeichnet das subjektive Empfinden, dass während einer digitalen Kommunikation eine andere intelligente Person anwesend ist. Forschungsergebnisse zeigen, dass Lernende häufig ein höheres Maß an Engagement aufweisen, wenn sie das Gefühl haben, mit „jemandem“ und nicht lediglich mit einer Technologie zu kommunizieren (Reeves & Nass, 1996). In diesem Zusammenhang kann Anthropomorphisierung dazu beitragen, das Gefühl der Isolation zu überwinden, das in digitalen Lernumgebungen häufig auftritt. Von besonderer Bedeutung sind die Ergebnisse der Studie von Ackermann et al. (2025), die den Einfluss der physischen Repräsentation und der Anthropomorphisierung von KI-Tutorinnen und KI-Tutoren auf Lernerfahrungen untersucht haben.

Die Ergebnisse zeigen, dass diese die Zufriedenheit der Lernenden steigern, deren Engagement während der Lernaktivitäten fördern und sich positiv auf die Lernleistungen auswirken können. Ein weiterer Vorteil liegt in den Möglichkeiten zur Personalisierung des Lernprozesses. Generative KI ermöglicht die Anpassung von Erklärungen, Beispielen und Lernaktivitäten an unterschiedliche Wissensstände, Interessen und Lernstile. Wird die KI durch einen Avatar oder eine digitale Assistenzfigur mit einer klar definierten Identität repräsentiert, fällt es Lernenden leichter, eine kontinuierliche Interaktion aufzubauen und das Gefühl zu entwickeln, über eine konstante Lernbegleitung zu verfügen. Im Rahmen der vorliegenden Arbeit bildeten genau diese Aspekte den Ausgangspunkt für die Gestaltung des im Folgenden näher erörterten Avatars „Leni“. Das Ziel war nicht die bloße Bereitstellung von Informationen, sondern die Schaffung einer unterstützenden digitalen Lernumgebung, die Motivation, Engagement und die aktive Beteiligung der Lernenden am Lernprozess fördert. Die Verwendung eines Namens, einer visuellen Identität sowie eines freundlichen Kommunikationstons sollte zu einer positiven Interaktionserfahrung beitragen.

2.2 Risiken anthropomorphisierter KI im Bildungskontext

Obwohl Anthropomorphisierung zur Motivation, zum Engagement und zu positiven Lernerfahrungen beitragen kann, weisen zahlreiche Studien darauf hin, dass sie zugleich erhebliche Risiken mit sich bringt. Das Paradox anthropomorphisierter KI-Systeme besteht darin, dass genau jene Merkmale, die ihre Akzeptanz erhöhen, gleichzeitig das kritische Denken der Nutzerinnen und Nutzer verringern und zu einem übermäßigen Vertrauen in das System führen können. Eines der ersten Beispiele dieses Phänomens wurde bereits während der Entwicklung des Programms ELIZA beobachtet. Weizenbaum (1966) ging davon aus, dass Nutzerinnen und Nutzer die Grenzen des Systems leicht erkennen würden, da der Chatbot lediglich einfache Regeln zur Generierung von Antworten verwendete. Dennoch entwickelten viele Personen das starke Gefühl, vom System verstanden zu werden, und nahmen sogar Empathie wahr.

Cohn et al. (2024) zeigen zudem, dass anthropomorphe Elemente wie menschliche Stimmen, Avatare, personalisierte Namen und die Verwendung der Ich-Form das Vertrauen der Nutzenden in ein KI-System deutlich erhöhen. Dieses gesteigerte Vertrauen ging jedoch nicht mit einer höheren Genauigkeit der vom System bereitgestellten Informationen einher. Mit anderen Worten: Nutzerinnen und Nutzer neigten stärker dazu, Antworten zu glauben, allein weil das System „menschlicher“ erschien. Dieses Phänomen gilt als problematisch, da anthropomorphes Design die kritische Bewertung von Inhalten reduzieren und zu einer unkritischen Übernahme von KI-generierten Antworten führen kann. Im Bildungskontext kann dies bedeuten, dass Lernende aufhören, Quellen zu überprüfen, Argumente kritisch zu analysieren oder die Richtigkeit von Informationen zu hinterfragen, wenn sie von KI-Systemen stammen. Wenn KI in die Rolle einer Lehrperson schlüpft, besteht die Gefahr, dass seine Aussagen ohne angemessene Überprüfung akzeptiert werden. Ein weiteres Problem besteht in der Möglichkeit der Entwicklung emotionaler Abhängigkeiten von KI-Systemen. Wie Deshpande et al. (2023) darlegen, können personalisierte Systeme die Entstehung emotionaler Bindungen zwischen Nutzerinnen und Nutzern und der Technologie fördern. Eine solche Verbundenheit kann vorteilhaft sein, wenn sie Mo-

tivation und Engagement unterstützt, problematisch wird sie jedoch dann, wenn Nutzerinnen und Nutzer KI als Autorität, Freund oder gar als Ersatz für menschliche Unterstützung wahrnehmen. Besonders sensibel sind in diesem Zusammenhang Kinder und Jugendliche, deren soziale und emotionale Entwicklung noch nicht abgeschlossen ist.

3 Fazit und pädagogische Implikationen

Um die theoretischen Konzepte der Anthropomorphisierung von KI für die Bildungspraxis greifbar zu machen, wurde für Demo-Zwecke ein Avatar namens „Leni“² geschaffen. Dazu wurde eine physische Handpuppe aus verschiedenen Perspektiven fotografiert. Mit den so entstandenen Bildern wurden mithilfe des Video-Generators von manus.im³ ein Video-Avatar generiert, der für verschiedene Einsatzszenarien (Lernen eines Gedichts, Lernen von Vokabeln ...) genutzt wurde. Im Rahmen der Präsentation auf der Teaching and Learning Konferenz 2026 wurde das Publikum zunächst im Unklaren darüber gelassen, ob es sich bei dem Avatar um ein hochtechnisches KI-System handelt bzw. ob es sich nur um einen einfachen Prototypen handelt. Die sprechende Puppe „Leni“ wurde auf den diesbezüglichen Vortragsfolien nur in Videoform integriert. Erst am Ende der Präsentation wurde in Anlehnung an den Turing-Test, und mit einem Hinweis auf den wichtigen Vertrauensaspekt, bekanntgegeben, dass Leni kein echtes KI-System ist, sondern ein Prototyp, der aus verschiedenen KI generierten Videos für Testzwecke zusammengesetzt wurde.

Die Ergebnisse bisheriger Forschungsarbeiten zeigen, dass die Anthropomorphisierung durch KI zugleich eine Chance und eine Herausforderung für den Bildungsbereich darstellt. Während anthropomorphe Elemente Motivation, Engagement und

² <https://youtube.com/shorts/-FXJipM-5zk?si=vcMDXPtI2tmHnkNo>

³ <https://manus.im/app>

das Gefühl sozialer Präsenz fördern können, besteht zugleich die Gefahr eines übermäßigen Vertrauens sowie einer Verringerung kritischer Reflexionsprozesse. Eine erfolgreiche Integration anthropomorphisierter KI-Systeme erfordert daher eine sorgfältige pädagogische Planung, die auch für Transparenz sorgt. Lernende sollten klar erkennen können, wann sie mit KI interagieren und welche Möglichkeiten und Grenzen ein solches System besitzt. Anthropomorphe Elemente sollten nicht die Illusion erzeugen, dass KI in derselben Weise über Bewusstsein, Emotionen oder Verständnis verfügt wie Menschen. Genau deswegen sollte der Avatar „Leni“ während der Präsentation zunächst für Verwirrung sorgen und die Frage aufwerfen: „Bin ich KI oder nicht?“ Anschließend sollte diese Irritation als Ausgangspunkt für eine Diskussion über Anthropomorphisierung und die Wahrnehmung von KI-Systemen dienen.

Von Turings Frage „Können Maschinen denken?“ über den ELIZA-Effekt und die ersten Chatbot-Systeme bis hin zu modernen generativen KI-Modellen und Bildungs-KI-Avataren zählt die Anthropomorphisierung zu den zentralen Themen im Verhältnis zwischen Mensch und Technologie. Menschen neigen dazu, technischen Systemen, die auf menschenähnliche Weise kommunizieren, menschliche Eigenschaften zuzuschreiben. Mit der Entwicklung Künstlicher Intelligenz hat diese Tendenz zusätzlich an Bedeutung gewonnen.

4 Literaturverzeichnis

- Ackermann, H., Henke, A., Chevalère, J., Yun, H. S., & Hafner, V. V.** (2025). *Physical embodiment and anthropomorphism of AI tutors and their role in student enjoyment and performance*. npj Science of Learning, 10(1), 1–13.
- Cohn, M., Mahima, A., Olanubi, G., Moran, J. M., Padgett, D. J., & Mengesha, Z..** (2024). *Believing anthropomorphism: Examining the role of anthropomorphic cues on trust in large language models*. In CHI '24 Extended Abstracts on Human Factors in Computing Systems. ACM.
- Deshpande, A., Rajpurohit, T., Narasimhan, K., & Kalyan, A.** (2023). *Anthropomorphization of AI: Opportunities and Risks*. Proceedings of the Natural Legal Language Processing Workshop.
- Epley, N., Waytz, A., & Cacioppo, J. T.** (2007). *On seeing human: A three-factor theory of anthropomorphism*. Psychological Review, 114(4), 864–886.
- Felder, E., & Kückelhaus, M.** (2025). *Das definierende Sprachmodell (LLM): Anthropomorphisierung in der Mensch-Maschine-Interaktion*. Zeitschrift für Literaturwissenschaft und Linguistik, 55(2), 407–429.
- Reeves, B., & Nass, C.** (1996). *The media equation: How people treat computers, television, and new media like real people and places*. Cambridge University Press.
- Turing, A. M.** (1950). *Computing machinery and intelligence*. Mind, 59(236), 433–460.
- Weizenbaum, J.** (1966). *ELIZA – A computer program for the study of natural language communication between man and machine*. Communications of the ACM, 9(1), 36–45.

Hinweis zum Einsatz von Künstlicher Intelligenz

Für die sprachliche Überarbeitung, stilistische Optimierung und Verbesserung der Lesbarkeit dieses Beitrags wurde das KI-gestützte Schreibwerkzeug Academic AI verwendet. Die inhaltliche Konzeption, die Auswahl und Interpretation der Literatur sowie sämtliche Schlussfolgerungen und Bewertungen stammen ausschließlich von den Autor:innen.

Autor/innen



DI Christian LEUTGEB, MEd || Private Pädagogische Hochschule der Diözese Linz, Institut Medienbildung || Salesianumweg 3, A-4020 Linz

<https://www.phdl.at>
christian.leutgeb@ph-linz.at



Dr. Branko ANDIC || Johannes Kepler Universität Linz, School of Education || Altenberger Straße 69, A-4040 Linz

<https://www.jku.at>
branko.andic@jku.at



Dr. Barbara ZULIANI, MEd || Private Pädagogische Hochschule der Diözese Linz, Institut Medienbildung || Salesianumweg 3, A-4020 Linz

<https://www.phdl.at>
barbara.zuliani@ph-linz.at

Lars MEHNEN¹, Birgit POHN & Matthias BLAICKNER (Wien)

Lehrqualität als Lernarchitektur: Evidenz aus longitudinalen Learning Analytics

Zusammenfassung

Der Beitrag präsentiert Ergebnisse des Teaching-and-Learning-Analytics-Projekts der FH Technikum Wien. Longitudinale Moodle-Logdaten, Navigationsanalysen und Pilotkurse mit Micro Learning Outcomes zeigen, dass Lernverhalten durch Deadlines, Kursstruktur, Selbstregulation und Bewertungslogiken geprägt ist. Klickzahlen allein erklären Lernqualität nur begrenzt. Daraus wird ein Rahmenmodell abgeleitet, das Lehre als Gestaltung kohärenter Lernarchitekturen versteht.

Schlüsselwörter

Learning Analytics, Blended Learning, Moodle, Selbstreguliertes Lernen, Lernarchitektur

Teaching Quality as Learning Architecture: Evidence from Longitudinal Learning Analytics

Abstract

This paper presents findings from the Teaching and Learning Analytics project at UAS Technikum Wien. Longitudinal Moodle log data, navigation analyses and pilot courses using Micro Learning Outcomes show that learning behaviour is shaped by deadlines, course structure, self-regulation and assessment relevance. Raw click

¹ E-Mail: lars.mehnen@technikum-wien.at



counts provide limited insight into learning quality. The paper proposes a framework that understands teaching quality as coherent learning architecture.

Keywords

learning analytics, blended learning, Moodle, self-regulated learning, learning architecture

1 Einleitung

Digitale Lernumgebungen sind zu einem festen Bestandteil der Hochschullehre geworden. Lernmanagementsysteme wie Moodle prägen, wie Studierende Materialien abrufen, Aufgaben abgeben, sich auf Prüfungen vorbereiten und sich in Lehrveranstaltungen orientieren. Zugleich entstehen große Mengen an Verhaltensdaten. Diese können die Weiterentwicklung von Lehre unterstützen, bleiben aber interpretationsbedürftig: Klicks, Logins und Zugriffszahlen sind Spuren der Interaktion, keine direkten Messungen von Verständnis oder Lernqualität (GAŠEVIĆ, DAWSON & SIEMENS, 2015).

Learning Analytics als Forschungsfeld hat sich aus dem Zusammenspiel technologischer, pädagogischer und bildungspolitischer Entwicklungen heraus etabliert (FERGUSON, 2012).

Die Befunde sind auch im Lichte von Self-Regulated Learning (SRL) zu lesen. Modelle von ZIMMERMAN (2002) und PINTRICH (2000) beschreiben Lernen als zyklischen Prozess aus Zielsetzung, Monitoring, Strategieeinsatz und Reflexion. Die Logdaten messen diese Prozesse nicht direkt, zeigen aber, welche Bedingungen Selbstregulation unterstützen oder erschweren: Deadlines, sichtbare Lernpfade, Feedbackpunkte und Bewertungslogiken bilden den Rahmen, innerhalb dessen Studierende ihr Lernen organisieren und regulieren.

Die Verfügbarkeit generativer KI-Werkzeuge stellt Prüfungs- und Kursdesign zusätzlich infrage, vor allem Formate mit isolierten Reproduktionsaufgaben, Multiple-Choice-Fragen oder unbeaufsichtigten Online-Prüfungen. Der Forschungsstand zu KI in der Hochschulbildung verweist zugleich darauf, dass technische Werkzeuge nur im Zusammenspiel mit didaktischen Entscheidungen sinnvoll wirksam werden (ZAWACKI-RICHTER et al., 2019). Die zentrale Frage lautet daher nicht, wie Studierende genauer überwacht werden können, sondern wie Lernumgebungen gestaltet

werden müssen, damit kontinuierliche Beteiligung, sinnvolle Lernaktivitäten und transferierbare Kompetenzen wahrscheinlicher werden.

Dieser Beitrag argumentiert, dass Lehrqualität in digital unterstützter Hochschullehre primär eine Frage der Lernarchitektur ist. Gemeint ist damit nicht nur technische Plattformgestaltung, sondern die didaktische und mediendidaktische Entscheidung, wie Kurse Lernwege strukturieren, Arbeitslast zeitlich takten, sichtbare Lernartefakte erzeugen und Leistungsbeurteilung mit kontinuierlichen Lernprozessen verbinden. Damit schließt der Beitrag an mediendidaktische Perspektiven an, die digitale Medien als Gestaltungsaufgabe von Lehr-Lern-Arrangements verstehen (KERRES, 2024). Grundlage ist das Teaching-and-Learning-Analytics-Projekt (TLA) an der FH Technikum Wien; die Befunde werden in ein Redesign-Modell für KI-unterstützte Blended-Learning-Lehre überführt.

2 Projektkontext und analytischer Zugang

Learning Analytics zielt als etablierte Disziplin darauf ab, Lernprozesse durch systematische Datenanalyse besser zu verstehen und lernförderliche Umgebungen gezielt weiterzuentwickeln (SIEMENS, 2013).

Das TLA-Projekt untersucht, wie Studierende mit digital unterstützten Lernumgebungen interagieren und wie diese Interaktionen für Lehrende, Studiengänge und Qualitätssicherung nutzbar werden. Learning Analytics wird dabei nicht als individuelle Überwachung verstanden, sondern als aggregiertes Feedback auf Kurs- und institutioneller Ebene, etwa zur Identifikation von Aktivitätsspitzen, Navigationsabbrüchen oder wenig genutzten Kurselementen. Tabelle 1 fasst die semesterbezogenen Moodle-Logdaten zusammen.

Semester	Studierende	Kurse	Zugriffe
WS22	2.572	669	1.956.638
SS23	2.651	1.166	3.089.910
WS23	2.649	1.166	3.144.210
SS24	2.649	1.166	3.127.158

Tab. 1: Überblick über die verwendeten Moodle-Logdaten

Der analytische Zugang verbindet vier Perspektiven: Aktivitätsvolumen (Zugriffe, Klicks, Ereignisse), zeitliche Form (Tageszeit, Wochentag, Semesterwoche, Abstand zu Abgabefristen), Navigationsstruktur (Übergangsmatrizen und Prozessvisualisierungen) und Leistungsbezug (Noten, Abgabeverhalten, Performanzgruppen).

Für Verteilungsvergleiche wurden Kolmogorov-Smirnov-Tests eingesetzt; Wilcoxon-Rangsummentests prüften u. a. Abstand zur Deadline und Noten. In Analysen von Micro Learning Outcomes (MLEO) wurden Varianz- und Gruppenvergleiche genutzt. Die MLEO-Piloten wurden im WS 2024/25 in drei Lehrveranstaltungen durchgeführt: Grundlagen der Anatomie und Physiologie, Allgemeine Chemie und Strukturierte Programmierung LAB. Für letztere wurden 17 Learning Outcomes, 105 Micro Learning Outcomes und 260 Mini-Exercises umgesetzt. Befragungsdaten waren mit 11 bis 30 Teilnehmenden je Erhebung nur eingeschränkt auswertbar.

Aufgrund der Millionen Logereignisse wurden p-Werte nicht isoliert interpretiert, sondern mit Verteilungsmustern, Effektstärken, Visualisierungen und didaktischer Plausibilität verbunden.

3 Empirische Befunde

3.1 Deadline-getriebene Aktivität und stabile zeitliche Rhythmen

Ein zentraler Befund ist die starke Konzentration studentischer Aktivität um Deadlines und prüfungsbezogene Ereignisse. Moodle-Aktivität verteilt sich häufig nicht gleichmäßig über das Semester, sondern steigt kurz vor Abgaben oder Prüfungen

deutlich an. Analysen des Abstands zur Deadline zeigten signifikante Unterschiede zwischen Semestern; Deadlines markieren somit nicht nur das Ende einer Lernphase, sondern strukturieren studentische Aktivität aktiv.

Gleichzeitig waren übergreifende zeitliche Zugriffsmuster stabil. Kolmogorov-Smirnov-Tests zum Vergleich stündlicher Zugriffsverteilungen konnten die Nullhypothese nach Adjustierung in der Regel nicht verwerfen. Aus SRL-Perspektive verweist dies darauf, dass Selbstregulation nicht allein eine individuelle Fähigkeit ist, sondern von institutionellen Rhythmen, Fristen und Bewertungsstrukturen gerahmt wird.

3.2 Jenseits von Klickzahlen: Volumen, Form und Leistung

Ein weiterer Befund betrifft die begrenzte Aussagekraft reiner Aktivitätsvolumina. Zugriffszahlen zeigen den Umfang der Plattformnutzung, erklären aber nicht unmittelbar Lernqualität oder Lernintensität. Hohe Aktivität kann kontinuierliche Auseinandersetzung, aber auch Unsicherheit, wiederholtes Suchen oder kurzfristige Prüfungsvorbereitung anzeigen.

Die Unterscheidung zwischen Volumen und Form ist daher zentral. Volumen beantwortet, wie viel Aktivität stattgefunden hat; Form beschreibt, wie Aktivität zeitlich verteilt und mit Kursstrukturen verbunden ist. Aussagekräftig werden Logdaten erst im Kontext von Zeit, Navigation, Assessment-Relevanz und Kursdesign.

3.3 Kursnavigation und sequentielle Lernpfade

Die Navigationsanalysen zeigen die Bedeutung der Kursarchitektur besonders deutlich. Übergangsmatrizen und prozessorientierte Visualisierungen legen nahe, dass Studierende in den untersuchten Kursen häufig der vorgegebenen Reihenfolge von Kursabschnitten und Lerneinheiten folgen. Sie explorieren Materialien nicht primär frei, sondern nutzen die sichtbare Kursstruktur als Orientierungssystem. Dieser Befund ist nicht als generelle Empfehlung strikt linearer Lernpfade zu verstehen, sondern als Hinweis auf die Orientierungsfunktion gut gestalteter Lernumgebungen.

Der Vergleich von nach erzielten Ergebnissen gebildeten Leistungsgruppen unterstützt diese Interpretation. Studierende mit besseren Ergebnissen begannen häufiger mit frühen Selbststudienabschnitten; schwächere Gruppen übersprangen häufiger Abschnitte oder stiegen später in den intendierten Lernpfad ein. Navigationsverhalten erklärt Leistung nicht allein und ersetzt keine Analyse von Vorwissen oder

individuellen Lernstrategien; es zeigt aber, dass die Nutzung sichtbarer Lernpfade in den untersuchten Kursen mit Leistungsunterschieden verbunden war.

3.4 Micro Learning Outcomes und verteilte Beteiligung

Die MLEO-Pilotlehrveranstaltungen untersuchten, ob eine granularere Kursstruktur Beteiligung, Aktivitätsverteilung und Leistung verändert. MLEOs zerlegen größere Lernziele in kleinere Einheiten mit expliziten Outcomes und Aktivitäten. Die Analysen deuten darauf hin, dass Mikrostrukturierung Heterogenität reduzieren kann: Die Varianz der Moodle-Aktivität war in MLEO-basierten Settings geringer als in Kontrollbedingungen; die Varianzratio betrug etwa 0,234.

Gleichzeitig verbesserten MLEOs die Leistung nicht automatisch. Gruppenvergleiche zeigten keine konsistent signifikanten Unterschiede in den Lernergebnissen. Studierende konzentrierten sich stark auf notenrelevante Teile; freiwillige Selbstchecks wurden vor allem von bereits engagierten oder leistungsstarken Studierenden genutzt. Mikroeinheiten müssen daher in den formalen Lernpfad eingebettet werden, etwa durch kurze Abgaben, Reflexionen, Quizze, Code Reviews oder problemorientierte Aufgaben.

4 Diskussion: Von Learning Analytics zur Lernarchitektur

Die Befunde legen nahe, dass studentisches Verhalten nicht primär durch die bloße Verfügbarkeit digitaler Materialien geprägt ist, sondern durch Deadlines, Bewertungsrelevanz, Kursnavigation und sichtbare Lernartefakte. SRL-Theorien helfen, diesen Befund einzuordnen: Studierende regulieren ihr Lernen nicht im luftleeren Raum, sondern innerhalb einer von Lehrenden gestalteten Umgebung. Lernarchitektur bezeichnet daher die didaktisch und mediendidaktisch gestaltete Rahmung von Selbstregulation.

Für das Kursdesign bedeutet dies, dass digitale Lernumgebungen keine ungeordneten Repositorien von Dokumenten, Links und Aufzeichnungen sein sollten. Sie brauchen transparente Lernpfade: Studierende müssen erkennen können, was zuerst kommt, was darauf aufbaut, wie Aktivitäten zusammenhängen und welche Artefakte Lernfortschritt sichtbar machen. Auch flexible oder projektbasierte Formate benötigen erkennbare Strukturen. Im englischsprachigen Diskurs entspricht dies dem

Anliegen von Learning Design, Lernziele, Aktivitäten, Ressourcen und Assessment als zusammenhängendes Arrangement zu entwerfen.

Assessment misst Lernen nicht nur, sondern formt es. High-Stakes-Prüfungen oder große Endabgaben konzentrieren Anstrengung kurz vor dem Termin; verteilte Leistungsnachweise machen Lernentwicklung über die Zeit sichtbar und benötigen Feedback-Schleifen, in denen Lernartefakte zur Weiterentwicklung des Lernens genutzt werden (BOUD & MOLLOY, 2013). Im Kontext generativer KI sollte Assessment stärker auf Transfer, Begründung, Reflexion und Prozessdokumentation zielen.

Lehrende als Lernarchitekt:innen entwerfen Semesterverläufe als Lernrhythmen: Sie sequenzieren zentrale Konzepte, verteilen Abgaben und Feedbackpunkte und machen Lernartefakte sichtbar. In projekt- oder programmierorientierten Lehrveranstaltungen kann dies durch Meilensteine, Code Reviews, kurze Reflexionen, Peer Feedback und dokumentierte KI-Nutzung erfolgen.

5 Strukturelles Redesign-Modell

Auf Basis der empirischen Befunde schlägt der Beitrag ein strukturelles Redesign-Modell für digital unterstützte Hochschullehre vor. Es greift Grundgedanken des Constructive Alignment auf, indem Lernziele, Aktivitäten und Assessment aufeinander bezogen werden (BIGGS, 1996), und überträgt diese auf datengestützte Kursgestaltung.

Prinzip	Gestaltungsimplikation
Sequentielle Kursarchitektur	Klare Lernpfade statt ungeordneter Materialsammlungen bereitstellen.
Verpflichtende Mikroeinheiten	Lernen in kleine, sinnvolle Schritte mit sichtbaren Artefakten gliedern.
Verteiltes Assessment	High-Stakes-Prüfungen durch kontinuierliche Lernnachweise ergänzen oder ersetzen.
Analytics für Kursentwicklung	Logdaten zur Qualitätssicherung und Kursentwicklung nutzen, nicht zur Überwachung.
Lehrende als Lernarchitekt:innen	Rhythmus, Sequenz, Feedbackpunkte, Lernartefakte und bedeutsame Aufgaben gestalten.

Tab. 2: Strukturelles Redesign-Modell für digital unterstützte Hochschullehre

Gemeinsam verschieben diese Prinzipien den Fokus von der Kontrolle studentischen Verhaltens zur Gestaltung jener Strukturen, die dieses Verhalten prägen. Learning Analytics macht dafür aggregierte Muster sichtbar, etwa Aktivitätsspitzen, Bruchstellen in Navigationspfaden oder wenig genutzte Kurselemente, und unterstützt so Qualitätssicherung und Kursentwicklung.

6 Grenzen der Studie

Die Übertragbarkeit der Ergebnisse ist begrenzt, da die Analysen auf Daten einer einzelnen Institution und Moodle als zentralem Lernmanagementsystem beruhen. Andere Hochschultypen, Fachkulturen, Plattformen oder Prüfungsordnungen können andere Nutzungsmuster hervorbringen. Zudem bilden Logdaten digitale

Interaktionen ab, nicht aber Motivation, Verständnis oder informelle Lernaktivitäten außerhalb der Plattform.

Die Ergebnisse sind daher als robuste Hinweise auf strukturelle Muster zu verstehen, nicht als kausaler Nachweis einzelner Interventionen. Dies gilt besonders für die MLEO-Pilotkurse, die wertvolle Designhinweise liefern, aber hinsichtlich Stichprobengröße, Kurskontext und Befragungsrücklauf begrenzt bleiben.

7 Fazit

Das TLA-Projekt zeigt, dass studentische Aktivität in Moodle-gestützter Hochschullehre durch Deadlines, Bewertungsrelevanz und Kursstrukturen geprägt wird. Zeitliche Zugriffsmuster sind stabil, während Deadline-Nähe, Navigationspfade und mikrostrukturierte Lerneinheiten sichtbar machen, wie stark Kursarchitektur Verhalten beeinflusst.

Die zentrale Schlussfolgerung lautet: Lehrqualität in digital unterstützter Hochschullehre ist weniger eine Frage zusätzlicher Inhalte, Prüfungskontrolle oder Überwachung als eine Frage kohärenter Lernarchitektur. Gute Lehre schafft transparente Lernpfade, verteilt Leistungsnachweise, erzeugt sichtbare Artefakte und unterstützt Reflexion. Im Zeitalter generativer KI wird dies besonders relevant, weil traditionelle Online-Prüfungsformate zunehmend schwer als valide Nachweise individuellen Verständnisses zu interpretieren sind.

Teaching and Learning Analytics wurde von der MA 23 der Stadt Wien in der 32. Ausschreibung des Fachhochschul-Förderprogramms „Qualitätssicherung der Lehre an den Wiener Fachhochschulen“ gefördert.

8 Literaturverzeichnis

Biggs, J. (1996). *Enhancing teaching through constructive alignment*. *Higher Education*, 32, 347-364.

Boud, D. & Molloy, E. (2013). *Rethinking models of feedback for learning*. *Assessment & Evaluation in Higher Education*, 38(6), 698-712.

Ferguson, R. (2012). Learning analytics: drivers, developments and challenges. *International Journal of Technology Enhanced Learning*, 4(5/6), 304-317.

Gašević, D., Dawson, S. & Siemens, G. (2015). Let's not forget: Learning analytics are about learning. *TechTrends*, 59(1), 64-71.

Kerres, M. (2024). *Mediendidaktik. Lernen in der digitalen Welt* (6. Aufl.). Berlin/Boston: De Gruyter Oldenbourg. <https://doi.org/10.1515/9783111201078>

Pintrich, P. R. (2000). The role of goal orientation in self-regulated learning. In M. Boekaerts, P. R. Pintrich & M. Zeidner (Hrsg.), *Handbook of Self-Regulation: Theory, Research, and Applications* (S. 451-502). San Diego, CA: Academic Press.

Siemens, G. (2013). *Learning analytics: The emergence of a discipline*. American Behavioral Scientist, 57(10), 1380-1400.

Zawacki-Richter, O., Marín, V. I., Bond, M. & Gouverneur, F. (2019). Systematic review of research on artificial intelligence applications in higher education. *International Journal of Educational Technology in Higher Education*, 16, 39.

Zimmerman, B. J. (2002). Becoming a self-regulated learner: An overview. *Theory Into Practice*, 41(2), 64-70.

Autor/innen



Lars MEHNEN || University of Applied Sciences Technikum Wien,
|| Department Computer Science || Höchstädtplatz 6, A-1200 Wien

<https://www.technikum-wien.at/>

lars.mehnen@technikum-wien.at



Birgit POHN || University of Applied Sciences Technikum Wien, Department Computer Science || Höchstädtplatz 6, A-1200 Wien

<https://www.technikum-wien.at/>

birgit.pohn@technikum-wien.at



Matthias BLAICKNER || University of Applied Sciences
Technikum Wien, Department Computer Science || Höchstädtplatz
6, A-1200 Wien

<https://www.technikum-wien.at/>

matthias.blaickner@technikum-wien.at

Emma-Marie NIEDRIST, Christoph EISL, Susanne LEITNER-HANETSEDER & Marlene RECHBERGER (Steyr) ¹

Dreifacher Anwendungsbereich von GenAI in der Lehre

Zusammenfassung

GenAI verändert die Hochschullehre tiefgreifend. Der vorliegende Beitrag untersucht den Einsatz von GenAI im Controlling-Kontext anhand von drei Dimensionen: der studentischen Selbstkontrolle, der Generierung neuer Übungsaufgaben sowie der automatisierten Bewertung durch Lehrende. Als Datengrundlage dienen studentische Lösungen aus einer realen Controlling-Klausur. Die Arbeit analysiert die Qualität des KI-Feedbacks bei Einzelprompts im Vergleich zu einer automatisierten Stapelverarbeitung sowie den Einsatz zum Generieren von Aufgaben am Beispiel von Google Gemini Pro. Die Ergebnisse zeigen deutliche Unterschiede zwischen dem Nutzen für die individuelle Lernbegleitung und den Grenzen beim Einsatz in Prüfungssettings.

Schlüsselwörter

GenAI, automatisierte Bewertung, Controlling-Lehre, Prompting, KI-Feedback

¹ E-Mail: emma-marie.niedrist@fh-steyr.at, christoph.eisl@fh-steyr.at, susanne.leitner-hanetseder@fh-steyr.at, marlene.rechberger@fh-steyr.at

A Threefold Perspective on GenAI in Teaching and Learning

Abstract

GenAI is profoundly transforming higher education. This paper investigates the application of GenAI within the context of management accounting across three dimensions: student self-assessment, the generation of new practice tasks and automated grading. Student solutions from a real-world management accounting exam serve as the database. The study analyzes the quality of AI feedback in single prompts compared to automated batch processing, as well as its use in task generation on the example of Google Gemini Pro. The findings reveal differences between the benefits for individual learning support and the limitations when applied to formal examination settings.

Keywords

GenAI, automated grading, management accounting education, AI-supported learning, human-in-the-loop

1 Einleitung

Seit der Veröffentlichung von OpenAIs „ChatGPT“ im Jahr 2022 hat sich der Einsatz von Künstlicher Intelligenz stark verbreitet. Dabei handelt es sich primär um Generative KI (GenAI) in Form von Large Language Modellen (LLMs), also hochentwickelte Sprachmodelle, die auf Basis riesiger Datenmengen eigenständig neue, kontextbezogene Inhalte erzeugen (Dwivedi et al., 2023). Auch an Hochschulen sind im Zuge dieser Entwicklung zahlreiche Anwendungsbereiche für den Einsatz von GenAI entstanden. Diese Entwicklung betrifft längst nicht mehr nur die automatisierte Texterstellung, sondern den gesamten akademischen Lehr- und Lernbetrieb. Studierende können GenAI als digitalen Lerntutor verwenden, der ein flexibleres Lernen und maßgeschneiderte Lernunterlagen bietet. Im Gegensatz zu menschlichen Lehrenden ist dieser rund um die Uhr verfügbar und kann den Lernprozess tiefgehend individualisieren (Höllerich et al., 2025). Aber auch Lehrende können GenAI als digitales Unterstützungsinstrument zum Vorbereiten von Lernunterlagen oder zur Strukturierung von Vorlesungseinheiten nutzen (Kasneci et al., 2023). Gerade in quantitativen und anwendungsorientierten Disziplinen wie dem Controlling, die stark auf offenem Problemlösen und komplexen Berechnungsschritten beruhen, stellt sich die Frage, ob und in welcher Güte GenAI unterstützen kann. Das vorliegende Paper untersucht dies anhand dreier Anwendungsperspektiven: (1) der Nutzung von GenAI zur individuellen Selbstkontrolle durch Studierende, (2) der Generierung neuer Übungsbeispiele zur Vertiefung des Lernstoffs und (3) der automatisierten Bewertung studentischer Lösungen aus Sicht der Lehrenden und.

2 Modellselektion

Angeichts der Vielfalt verfügbarer GenAI-Tools war vorab eine gezielte Modellselektion erforderlich. In einer Voruntersuchung wurden zunächst 19 GenAI-Tools anhand verschiedener Controlling-Fallbeispiele getestet. Das Spektrum umfasste sowohl klassische LLMs als auch Modelle mit Spezialisierung auf mathematisches Problemlösen. Letztere erwiesen sich jedoch als ungeeignet, komplexe schriftliche

Sachverhalte adäquat zu verarbeiten. Unter Berücksichtigung von Kontextfenster-Kapazität und Antwortkohärenz wurde die Auswahl auf sieben GenAI-Tools eingegrenzt. Diese wurden anschließend einer detaillierten Evaluierung unterzogen, bei der generierte Lösungen und rechnerische Herleitungen abgeglichen wurden. Dabei erzielten zum Untersuchungszeitpunkt OpenAIs ChatGPT und Googles Gemini die besten Ergebnisse und wurden in die finale Auswahlrunde für die Toolselektion einbezogen (Stand Dezember 2025, aufgrund des dynamischen Umfelds können aktuelle Modelle abweichende Ergebnisse liefern).

So wurden in einem nächsten Schritt die GenAI-Tools ChatGPT und Gemini mittels drei komplexer Aufgaben zur integrierten Planungsrechnung getestet, um zu analysieren, wie gut diese gelöst werden können. Dabei wurden sowohl die verfügbaren Basis- als auch Premiumversion (ChatGPT Plus, Gemini Pro) des jeweiligen GenAI-Tools in die Analyse einbezogen. Inwieweit das Ergebnis eine korrekte Lösung darstellt, wurde anhand von in einer Klausur zu erzielenden Punkteanzahl beurteilt. Google Gemini Pro erzielte mit 97 % der erreichbaren Punkte das beste Ergebnis, ChatGPT Plus folgte mit 88 %, zeigte jedoch Schwächen durch unvollständige bzw. falsche Rechenwege. Gemini Pro wurde daher als primäres Tool für die weitere Untersuchung gewählt.

3 Hauptuntersuchung

3.1 Individuelle Selbstkontrolle

Ziel dieser Phase war es zu überprüfen, ob Gemini Pro den individuellen Lernprozess von Studierenden durch eine automatisierte Korrektur unterstützen kann. Dafür wurden verschiedene studentische Lösungen einer integrierten Planungsrechnung hochgeladen und das GenAI-Tool in zwei unterschiedlichen Szenarien eingesetzt, um studentische Lösungen zu korrigieren.

Im ersten Szenario wurde ein detailliert ausgearbeiteter und klar strukturierter Prompt eingesetzt. Dieser definierte präzise den akademischen Kontext (Prüfungsvorbereitung), die konkrete Arbeitsanweisung sowie das gewünschte Ausgabeformat. Es zeigte sich, dass Google Gemini Pro die Lösungen fehlerfrei korrigierte. In einzelnen Fällen blieben jedoch detaillierte Erklärungen der Abweichungen aus. Didaktisch wertvoll erwies sich aber, dass das GenAI-Tool am Ende jedes Durchlaufs eine Kurzzusammenfassung für die Klausurvorbereitung generierte und aktiv anbot, Verständnisfragen zu beantworten.

Für das zweite Szenario kam ein verkürzter und weniger spezifischer Prompt zum Einsatz. Die Instruktion beschränkte sich hierbei auf die bloße Aufforderung zur Fehlerkorrektur, ohne dem Tool vertiefende Kontextinformationen zu liefern. Ziel war es hierbei, ein typisches studentisches Nutzungsverhalten zu simulieren, bei dem erfahrungsgemäß selten detailreiche Prompts verwendet werden. Hierbei zeigten sich qualitative Unterschiede. Fehler wurden teilweise nicht angezeigt oder es wurde eine Musterlösung ausgegeben, ohne überhaupt auf die studentische Lösung einzugehen. Erst nach wiederholter Aufforderung und erneutem Upload der Excel-Datei erfolgten die gewünschten Korrekturen der studentischen Lösungen.

Aus der Perspektive der Studierenden zeigt sich, dass Gemini Pro bei der Analyse einzelner Lösungen eine hohe Leistungsfähigkeit aufweist. Es wird jedoch deutlich, dass die Ergebnisqualität maßgeblich von den verwendeten Prompts abhängt.

3.2 Generierung neuer Übungsbeispiele

Anschließend wurde die Fähigkeit von GenAI zur autonomen Erstellung neuer Aufgabenstellungen untersucht. Grundsätzlich zeigt sich, dass Gemini Pro in der Lage ist, inhaltlich konsistente und methodisch nachvollziehbare Übungsbeispiele zu generieren, die den studentischen Lernprozess unterstützen können. Die qualitative Varianz der Ergebnisse hängt dabei jedoch maßgeblich von der Prompt-Gestaltung ab.

Wird der GenAI eine konkrete Mustervorlage bereitgestellt, weisen die generierten Aufgaben eine hohe Redundanz dazu auf. Im Wesentlichen werden lediglich numerische Werte verändert, während der strukturelle Aufbau identisch bleibt. Dies galt

selbst dann, wenn explizit Variationen gefordert wurden. Demgegenüber führte ein Ansatz ohne Mustervorlage zu variantenreicheren Szenarien. Diese wiesen bei vergleichbarem Schwierigkeitsgrad einen eigenständigen Aufbau auf und besaßen dadurch einen höheren didaktischen Wert für eine praxisnahe Klausurvorbereitung.

Die im Chatfenster ausgegebenen Musterlösungen erwiesen sich über alle Szenarien hinweg als vollständig und detailliert erläutert. Ein direkter Export nach Microsoft Excel war zwar nicht möglich, ließ sich jedoch über einen von Gemini Pro generierten Code per Datenimport realisieren. Positiv zu werten ist auch, dass komplexe Nebenrechnungen direkt im Excel-Sheet abgebildet wurden und den Lernprozess für Studierende somit erleichtern. Insgesamt qualifizierte sich Gemini Pro damit als leistungsfähiges Instrument zur automatisierten Erstellung von Controlling-Beispielen, wobei seine Stärke eher in der systematischen Variation als in der völlig freien Neukonzeption liegt.

3.3 Automatisierte Bewertung

Anknüpfend an die Erkenntnisse zur Lernunterstützung widmete sich die letzte Phase des Experiments der automatisierten Leistungsbewertung von Studierenden. Ziel war es, ein Prompt-Design für Lehrende zu entwickeln, das eine fehlerfreie und konsistente Bewertung gewährleistet.

3.3.1 Prompt-Design

Der erste Prompt wies der GenAI die Rolle eines erfahrenen FH-Professors im Fachbereich Controlling zu und definierte den Korrekturprozess schrittweise. Die Informationsbasis bildeten die Aufgabenstellung (PDF) sowie eine Excel-Lösungsdatei, die 27 reale anonymisierte Lösungen einer Controlling Klausur beinhaltete (1 Lösung je Tabellenblatt). Das Bewertungsschema enthielt explizite Vorgaben zur Punkteverteilung sowie die Anweisung, mathematische Folgefehler zu identifizieren und in der Beurteilung nicht zu berücksichtigen.

Die praktische Umsetzung dieses ersten Prompt-Designs zeigte jedoch technische und inhaltliche Restriktionen. Google Gemini Pro brach die Datenverarbeitung nach

bereits 8 von 27 in dem Excel-File abgebildeten Klausuren mit folgender Fehlermeldung „*die Excel-Datei enthält keine weiteren Tabellenblätter*“ ab. Bei Replikationsversuchen ignorierte das GenAI-Tool das vorgegebene Ausgabeformat, halluzinierte und reduzierte die Detailtiefe je mehr Klausuren korrigiert wurden. Zudem konnte die geforderte Folgefehlererkennung nicht umgesetzt werden. Dies führte dazu, dass die von den Studierenden erzielte durchschnittliche Punktzahl deutlich unter dem Niveau lag, das bei der humanen Beurteilung erreicht wurde. Im Gesamtergebnis genierte Gemini Pro eine Durchfallquote von 52 %, während bei der Korrektur der Klausur durch einen Menschen lediglich eine Durchfallquote von 3 % bestand.

Nachdem sowohl die Voruntersuchung als auch die individuelle Selbstkontrolle gezeigt haben, dass Gemini Pro grundsätzlich die mathematisch-logischen Fähigkeiten besitzt, die vorgegebenen Beispiele zu lösen, wurde der Prompt im nächsten Schritt optimiert. Unter Beibehaltung der Rolle und der Bewertungskriterien wurde die Informationsbasis erweitert. Dem GenAI-Tool wurde eine vollständige Musterlösung inklusive eines Rechenwegs und der Vorgehensweise der Planungsrechnung zur Verfügung gestellt. Zudem wurde das gewünschte Ausgabeformat durch eine zusätzliche Vorlage vorgegeben. Dieses modifizierte Prompt-Design, welches die gleichzeitige Verarbeitung aller Tabellenblätter der Excel-Datei in einem einzigen Durchlauf ermöglichte, bildete die Grundlage für die finale empirische Analyse.

3.3.2 Quantitative Analyse

Zur Überprüfung des linearen Zusammenhangs zwischen den menschlichen Bewertungen und den durch Google Gemini Pro vergebenen Gesamtpunkten pro Klausur wurde eine Pearson-Korrelationsanalyse durchgeführt. Der errechnete Korrelationskoeffizient beläuft sich auf $r = 0,617$. Im statistischen Kontext indiziert dies einen moderaten positiven Zusammenhang, welcher jedoch für den hochsensiblen Bereich der Prüfungsbewertung erhebliche Einschränkungen offenbart.

Parallel dazu wurden die klassischen Gütemaße der statistischen Klassifikation auf Ebene der einzelnen Prüfungsschritte berechnet. Die Gesamttreffericherheit (Accuracy) liegt bei 74,8 %. Die Präzision (Precision) erzielt mit 87,5 % einen hohen Wert, was bedeutet, dass 12,5 % der „korrekt“ eingestuften Schritte in Wahrheit ein

unentdeckter Fehler waren. Die Ausbeute (Recall) beträgt 81,9 %, wodurch knapp ein Fünftel der korrekten Leistungen fälschlicherweise als fehlerhaft eingestuft wurde. Das harmonische Mittel (F1-Maß) beläuft sich auf 84,6 %.

Die Diskrepanz zwischen den starken Klassifikationswerten auf Ebene der einzelnen Prüfungsschritte und dem moderaten Korrelationskoeffizienten auf Gesamtklausurebene lässt sich methodisch erklären. Die Konfusionsmatrix evaluiert die Korrekturleistung auf einer Richtig/Falsch-Ebene einzelner Schritte. Da der Datensatz statistisch durch den fehlerfreien Normalfall dominiert ist (280 übereinstimmend korrekte Schritte vs. 23 übereinstimmend identifizierte Fehler), führt das korrekte Bestätigen des Normalfalls zu hohen Klassifikationsraten. Auf aggregierter Klausurebene addieren sich jedoch die punktuellen Abweichungen und führen zu der beobachteten Streuung bei den Gesamtpunktzahlen.

3.3.3 Qualitative Fehleranalyse

Die Abweichungen lassen sich auf vier wiederkehrende qualitative Problemfelder zurückführen:

- **Fehlerhalluzinationen:** Gemini Pro zeigte eine Inflexibilität gegenüber alternativen Lösungswegen. Mathematisch und fachlich korrekte Ansätze, die vom Standardschema abwichen, wurden oft falsch bewertet. In insgesamt 62 Fällen klassifizierte die GenAI fehlerfreie Lösungsschritte als „nicht korrekt“. Bezogen auf die insgesamt 85 vom Tool generierten Fehlermeldungen entspricht dies einer Fehlauslassungsrate (false omission rate) von 72,9 %.
- **Übersehen von Fehlern:** In insgesamt 40 von 63 tatsächlichen Fehlerfällen versagte das Modell und bewertete die Schritte fälschlicherweise als korrekt.
- **Defizite in der Folgefehlererkennung:** Das Verfolgen von Fehlerketten blieb auch unter dem verbesserten Prompt 2 unzureichend. Google Gemini Pro berücksichtigte Folgefehler kaum. Das GenAI-Tool verglich die Zahlen der Studierenden lediglich starr mit den Werten der Musterlösung und zog Punkte ab. Es wurde nicht geprüft, ob Studierende trotz eines vorherigen Rechenfehlers im

weiteren Verlauf methodisch korrekt weitergerechnet haben.

- **„Regression-to-the-Mean“-Effekt:** In Übereinstimmung mit der Fachliteratur (Stowell & Zhu, 2025) mied das GenAI-Tool extreme Bewertungsergebnisse. Dies führte zu einer Benachteiligung von Spitzenleistungen bei gleichzeitiger Aufwertung schwächerer Arbeiten. Aufgrund des empirischen Überhangs an guten Leistungen resultierte daraus eine Tendenz zu einer strengeren Benotung.

3.3.4 Kritische Würdigung

Die Ergebnisse der automatisierten Korrektur müssen vor dem Hintergrund technologischer, rechtlicher und ethischer Rahmenbedingungen kritisch gewürdigt werden. Nach wie vor besteht bei GenAI-Tools das Risiko von Biases (Kasneci et al., 2023) und den auch in der vorliegenden Untersuchung beobachteten Halluzinationen. Aus rechtlicher Perspektive setzt der EU AI Act strikte Grenzen, da KI-Systeme zur Bewertung von Lernergebnissen im Bildungswesen als Hochrisiko-Anwendungen klassifiziert werden. Ein praktischer Einsatz ist somit an strenge Compliance-Vorgaben, Konformitätsbewertungen und eine zwingend menschliche Aufsicht gebunden (Zhang & Wang, 2026). Gepaart mit ethischen Fragestellungen zur Transparenz (Luo, 2025) und dem hohen ökologischen Ressourcenverbrauch (Kasneci et al., 2023) untermauern diese Befunde, dass eine vollautomatisierte Notenvergabe aktuell weder rechtlich zulässig noch fachlich verlässlich ist.

3.3.5 Methodische Einschränkungen

Die vorliegende Untersuchung unterliegt mehreren methodischen Einschränkungen. Erstens basiert der Vergleich auf einem einzigen menschlichen Prüfer als Single-Source-of-Truth, ohne dass dessen Bewertungen durch eine zweite Person geprüft wurden. Eine etwaige Subjektivität der menschlichen Referenzbewertung bleibt damit unberücksichtigt. Zudem beschränkt sich die Datengrundlage auf 27 Klausuren eines einzelnen Fachs und einer einzelnen Aufgabenart (integrierte Planungsrechnung), was die Generalisierbarkeit der Ergebnisse auf andere Controlling-Themen oder Prüfungsformate einschränkt.

4 Fazit

Die vorliegende Arbeit untersuchte die Einsatzpotenziale und Grenzen von GenAI am Fallbeispiel von Google Gemini Pro in der Controlling-Lehre. Die empirischen Ergebnisse zeigen eine Diskrepanz zwischen dem Potenzial für die didaktische Weiterentwicklung des Lernbetriebs und Defiziten bei der Leistungsbewertung.

Aus Perspektive der Studierenden erweist sich das untersuchte GenAI-Tool als interaktive Lernassistentz. Gemini Pro kann als digitale Lernbegleitung fungieren, die studentische Fehler verständlich korrigiert, Rechenschritte klar aufzeigt und zeitgleich Übungsszenarien zur Klausurvorbereitung generiert. Der tatsächliche Nutzen ist aber unmittelbar an die Prompt-Kompetenz der Studierenden gekoppelt. Um das Potenzial generativer Sprachmodelle im Controlling-Studium zu nutzen, muss das Ziel sein, Fachkompetenz sowie Prompt-Engineering-Kompetenz zu vermitteln.

Im Gegensatz zeigen sich erhebliche Restriktionen bei der automatisierten Prüfungsbewertung durch GenAI-Tools. Trotz Prompt-Optimierung und der Bereitstellung einer vollständigen Musterlösung zeigt die Analyse deutliche Unterschiede zur menschlichen Beurteilung und qualitative Mängel bei der Beurteilung. Das GenAI-Tool kann das menschliche Expertenurteil und die pädagogische Urteilskompetenz der Lehrenden (noch) nicht ersetzen. Die Zukunft der GenAI im Controlling-Lehrbetrieb liegt folglich nicht in einer vollständigen Automatisierung, sondern in einem hybriden Einsatzmodell als Lernunterstützung für Studierende und Assistenz für Lehrende im Sinne eines „Human-in-the-loop“-Ansatzes.

Um die Generalisierbarkeit der Befunde zu erhöhen, sollten Folgestudien breitere Datensätze über verschiedene Themengebiete hinweg einbeziehen und ein Verfahren mit menschlicher Zweitprüfung zur Minimierung der Subjektivität nutzen. Darüber hinaus bleibt fortlaufend zu prüfen, inwiefern fortschrittlichere Modellgenerationen die identifizierten Defizite überwinden können.

5 Literaturverzeichnis

Dwivedi, Y. K., Kshetri, N., Hughes, L., Slade, E. L., Jeyaraj, A., Kar, A. K., Baabdullah, A. M., Koohang, A., Raghavan, V., Ahuja, M., Albanna, H., Al-bashrawi, M. A., Al-Busaidi, A. S., Balakrishnan, J., Barlette, Y., Basu, S., Bose, I., Brooks, L., Buhalis, D., . . . Wright, R. (2023). “So what if ChatGPT wrote it?” Multidisciplinary perspectives on opportunities, challenges and implications of generative conversational AI for research, practice and policy. *International journal of information management*, 71.

Höllerich, J., Hecht, A. & Chardonens, P. (2025). Künstliche Intelligenz trifft Hochschullehre: Didaktische Innovationen aus dem Unterrichtsalldag: Von Chat-bots bis zu Lernvideos: KI-gestützte Werkzeuge im Bildungsalldag. *Hochschullehre*, 11(1), 686–697. <https://doi.org/10.3278/HSL2552W>

Kasneci, E., Sessler, K., Küchemann, S., Bannert, M., Dementieva, D., Fischer, F., Gasser, U., Groh, G., Günnemann, S., Hüllermeier, E., Krusche, S., Kutyniok, G., Michaeli, T., Nerdel, C., Pfeffer, J., Poquet, O., Sailer, M., Schmidt, A., Seidel, T., . . . Kasneci, G. (2023). ChatGPT for good? On opportunities and challenges of large language models for education. *Learning and individual differences*, 103(DOI: 10.1016/j.lindif.2023.102274). <https://doi.org/10.1016/j.lindif.2023.102274>

Luo, J. (2025). Bridging equity and privacy: ethical challenges in AI-powered personalized learning platforms for automated grading and tutoring. *Advances in Engineering Innovation*, 16(DOI: 10.54254/2977-3903/2025.26631), 150. <https://doi.org/10.54254/2977-3903/2025.26631>

Stowell, J. R. & Zhu, J. (2025). Evaluating ChatGPT for Automated Creation and Grading of Essay Questions in Higher Education. *Teaching of psychology*. Vorab-Onlinepublikation. <https://doi.org/10.1177/00986283251408813>

Zhang, S. & Wang, J. (2026). The regulatory landscape of generative AI in education and the future of student psychological well-being — a comparative analysis of EU and Chinese legislation. *Frontiers in education* (Lausanne), 11(DOI: 10.3389/feduc.2026.1800061). <https://doi.org/10.3389/feduc.2026.1800061>

Autor/innen



Emma-Marie NIEDRIST BA || FH OÖ Campus Steyr ||
Wehrgrabengasse 1, A-4400 Steyr
emma-marie.niedrist@fh-steyr.at



FH-Prof. Dr. Christoph EISL || FH OÖ Campus Steyr ||
Wehrgrabengasse 1, A-4400 Steyr
christoph.eisl@fh-steyr.at



FH-Prof. Dr. Susanne LEITNER-HANETSEDER ||
FH OÖ Campus Steyr || Wehrgrabengasse 1, A-4400 Steyr
susanne.leitner-hanetseder@fh-steyr.at



Marlene RECHBERGER BA || FH OÖ Campus Steyr ||
Wehrgrabengasse 1, A-4400 Steyr
marlene.rechberger@fh-steyr.at

Birgit POHN¹, Dominik DOLEZAL, Sebastian FITZEK, Lars MEHNEN, Lukas ROHATSCH, Marvin KOSMIDER, Helmuth LAMMER & Werner WINIWARTER (Wien)

KI-gestütztes Content-Engineering für modulare Lehrmaterialien in der Hochschullehre

Zusammenfassung

Lehrmaterialien werden häufig in getrennten Dokumenten, Präsentationen und Learning-Management-Systemen gepflegt, was Wiederverwendung, Konsistenz und Aktualisierung erschwert. Der Beitrag stellt einen Educational-Content-Engineering-Ansatz vor, der bewährte Konzepte aus Software Engineering und technischer Dokumentation auf die Entwicklung von Lehrmaterialien überträgt. Grundlage ist eine Markdown-basierte Single-Source-of-Truth-Architektur, in der Inhalte zentral verwaltet und in unterschiedliche Ausgabeformate überführt werden können. Generative KI unterstützt die Erstellung und Aufbereitung von Inhalten innerhalb qualitätsgesicherter Human-in-the-Loop-Prozesse. Der Ansatz ermöglicht die nachhaltige, plattformunabhängige und wiederverwendbare Bereitstellung von Lehrmaterialien.

Schlüsselwörter

Educational Content Engineering, Software Engineering, Generative AI, Single Source of Truth, Higher Education

¹ E-Mail: birgit.pohn@technikum-wien.at

AI-Supported Content Engineering Pipeline for Modular and Multi-Format Educational Material

Abstract

Teaching materials are often maintained across separate documents, presentations, and learning management systems, limiting reuse, consistency, and maintainability. This paper presents an Educational Content Engineering approach that transfers established principles from software engineering and technical documentation to the development of teaching materials. The approach is based on a Markdown-driven Single Source of Truth architecture, enabling centralized content management and generation of multiple output formats. Generative AI supports content creation and refinement within quality-assured human-in-the-loop processes. The proposed approach enables sustainable, platform-independent, and reusable teaching materials across courses and delivery channels.

Keywords

Educational Content Engineering, Software Engineering, Generative AI, Single Source of Truth, Higher Education

1 Einleitung

Die Digitalisierung der Hochschullehre erhöht die Anforderungen an Aktualität, Flexibilität und Wiederverwendbarkeit von Lehrmaterialien. Inhalte müssen für unterschiedliche Zielgruppen, Lehrveranstaltungen und Ausgabeformate bereitgestellt werden. In der Praxis werden Skripten, Präsentationen, Übungen und Learning-Management-System(LMS)-Inhalte jedoch häufig getrennt voneinander gepflegt. Dies führt zu Redundanzen, inkonsistenten Versionen und einem hohen Wartungsaufwand. Während im Software Engineering etablierte Verfahren für Versionskontrolle, gemeinsame Entwicklung, automatisierte Build-Prozesse und Qualitätssicherung existieren, werden Lehrmaterialien oftmals noch als einzelne Dokumente verwaltet. Gleichzeitig eröffnet generative Künstliche Intelligenz (KI) neue Möglichkeiten für die Erstellung, Überarbeitung und Aufbereitung von Inhalten, erfordert jedoch geeignete Prozesse zur Qualitätssicherung und inhaltlicher Kontrolle.

Vor diesem Hintergrund gewinnt das Konzept des „Educational Content Engineering“ an Bedeutung. Ziel ist es, bewährte Ansätze aus Software Engineering und technischer Dokumentation auf die Entwicklung von Lehrmaterialien zu übertragen. Inhalte werden dabei nicht mehr als isolierte Dokumente verwaltet, sondern in kleinere Inhaltsbausteine zerlegt, die unabhängig gepflegt, wiederverwendet und für unterschiedliche Zwecke neu kombiniert werden können. Die Wahl eines textbasierten Ausgangsformats ermöglicht darüber hinaus eine weitgehende Unabhängigkeit von einzelnen spezifischen Toollandschaften.

Der vorliegende Beitrag stellt eine KI-gestützte Content-Engineering-Pipeline vor, die diese Prinzipien in einer Markdown-basierten Single-Source-of-Truth-Architektur umsetzt. Die Pipeline verbindet Versionierung, automatisierte Veröffentlichung und Human-in-the-Loop-Prozesse mit den Möglichkeiten generativer KI, um die Erstellung, Wartung/Aktualisierung, Transformation und Bereitstellung von Lehrmaterialien zu unterstützen.

Ziel des Beitrags ist die Vorstellung des konzeptionellen Rahmens und der technischen Architektur dieses Ansatzes. Daraus ergeben sich folgende Forschungsfragen:

1. Wie lassen sich etablierte Konzepte des Software Engineerings auf die Entwicklung von Lehrmaterialien übertragen?
2. Wie kann eine Single-Source-of-Truth-Architektur die Pflege, Wiederverwendung und Veröffentlichung von Lehrinhalten unterstützen?
3. Welche Rolle kann generative KI innerhalb eines qualitätsgesicherten Content-Engineering-Prozesses übernehmen?

2 Stand der Forschung

Die Wiederverwendung und Modularisierung von Lehrinhalten wird seit vielen Jahren im Kontext von Learning Objects und digitalen Lernressourcen diskutiert. Wiley sowie Dabbagh und Kitsantas betonen die Bedeutung modularer Inhaltsaufbereitung für die flexible Nutzung von Lehrmaterialien. Gleichzeitig haben sich in Software Engineering und technischer Dokumentation Verfahren wie Versionskontrolle, Single-Source-Publishing und automatisierte Veröffentlichungsprozesse etabliert, deren Übertragung auf die Hochschullehre bislang jedoch nur begrenzt erfolgt.

Mit dem Aufkommen generativer KI richtet sich die Forschung zunehmend auf die automatisierte Erstellung und Transformation von Lehrmaterialien. Arbeiten von Diwan et al., Elmourabit et al., Rouabhia und Ullmann et al. zeigen Potenziale für die Generierung von Lerninhalten, Assessments und personalisierten Lernangeboten. Darüberhinaus werden Fragen der Qualitätssicherung, Governance und menschlichen Kontrolle hervorgehoben (Chan, Lee, Selwyn).

Trotz dieser Entwicklungen betrachten bestehende Arbeiten meist einzelne Aspekte wie Learning Objects, KI-gestützte Inhaltserstellung oder digitale Lernplattformen. Ein integrierter Ansatz, der etablierte Verfahren aus Software Engineering und technischer Dokumentation mit generativer KI, Versionskontrolle und Multi-Format-Publishing für die Entwicklung und Pflege von Lehrmaterialien verbindet, findet sich bislang kaum. Diese Lücke adressiert der vorliegende Beitrag.

3 Methodisches Vorgehen

Ausgangspunkt dieser Arbeit waren wiederkehrende Herausforderungen bei der Erstellung und Pflege digitaler Lehrmaterialien, darunter redundante Inhalte, fehlende Versionskontrolle sowie der hohe Aufwand bei der Pflege mehrerer Ausgabeformate. Ziel war die Übertragung bewährter Konzepte aus Software Engineering und technischer Dokumentation auf den Bildungsbereich.

Hierzu wurden bestehende Arbeitsabläufe analysiert und Anforderungen hinsichtlich Wiederverwendbarkeit, Nachvollziehbarkeit, Qualitätssicherung und Mehrfachnutzung von Inhalten abgeleitet. Besonderes Augenmerk lag auf der Frage, wie Lehrmaterialien ähnlich wie Softwareartefakte versioniert, gemeinsam weiterentwickelt und automatisiert veröffentlicht werden können sowie auf der Trennung von Inhalt und Darstellung, um Inhalte unabhängig von konkreten Zielplattformen, Layouts oder institutionellen Vorgaben verwalten und veröffentlichen zu können.

Auf dieser Grundlage entstand ein konzeptioneller Rahmen für Educational Content Engineering. Dieser wurde prototypisch in Form einer Content-Engineering-Pipeline umgesetzt und in mehreren Lehrveranstaltungen des Informatikbereichs erprobt. Der Schwerpunkt dieser Arbeit liegt auf der Beschreibung des konzeptionellen und technischen Ansatzes sowie der Übertragung etablierter Entwicklungsprozesse auf die Erstellung und Pflege von Lehrmaterialien.

4 Ergebnisse

Educational Content Engineering

Das zentrale Ergebnis dieser Arbeit ist die Übertragung bewährter Entwicklungsprozesse aus Software Engineering und technischer Dokumentation auf die Erstellung und Pflege von Lehrmaterialien. Anstatt Inhalte als einzelne Dokumente oder Präsentationen zu verwalten, werden sie in kleinere Inhaltsbausteine zerlegt, die unabhängig bearbeitet, wiederverwendet und für unterschiedliche Lehrveranstaltungen, Lernpfade und Formate neu kombiniert werden können – unabhängig von ihrer späteren Präsentationsform.

Dieser Ansatz ermöglicht eine Trennung von Inhalt, Präsentation und Auslieferung. Änderungen werden zentral gepflegt und automatisch in allen abhängigen Materialien aktualisiert. Dadurch werden Redundanzen reduziert, die Konsistenz erhöht und kontinuierliche Verbesserungsprozesse vereinfacht.

Architektur der Content-Engineering-Pipeline

Abbildung 1 zeigt den Workflow sowie die technischen Endpunkte der Pipeline. Ausgangspunkt sind qualitätsgesicherte Quellen wie Lehrskripten, Fachliteratur oder Vorlesungsunterlagen. Diese Inhalte werden mit Unterstützung generativer KI in granulare Markdown-basierte Inhaltsbausteine überführt. Die KI unterstützt dabei insbesondere die Kürzung und Strukturierung der Inhalte, während fachliche und didaktische Qualität durch Human-in-the-Loop-Prozesse sichergestellt werden.

Die Inhaltsbausteine werden innerhalb eines internen Git-Repositories verwaltet, das als zentrale Inhaltsbasis (Single Source of Truth) dient. Die Git-basierte Infrastruktur ermöglicht Versionskontrolle, Änderungsverfolgung, gemeinsame Weiterentwicklung sowie Review- und Freigabeprozesse. Auf Basis derselben Inhalte ist – u.a. unter Zuhilfenahme von KI – die Erstellung unterschiedliche Ausgabeformate möglich.

Im aktuellen Prototyp werden unter anderem PDF- und HTML-basierte Präsentationen (mittels Markdown Presentation Ecosystem - MARP), Übungen, Podcasts mit Transkripten (via KI) sowie Quizzes unterstützt. Durch die konsequente Trennung

von Inhalt und Darstellung können Layout, Corporate Design oder Zielpattform angepasst werden, ohne Veränderung der eigentlichen Inhalte.

Nach erfolgreicher Prüfung und Freigabe innerhalb des Entwicklungsteams werden die Inhalte in ein öffentliches Repository überführt, das als zentrale Plattform sämtliche Lehrunterlagen – für die LMS-Integration aber auch direkt für Studierende - zur Verfügung stellt. Durch den direkten Zugriff von mehreren LMS-Kursen gleichzeitig, ist über jede Lehrveranstaltung hinweg die aktuellste Inhaltsversion garantiert. Korrekturen oder Updates von Inhaltsbaustein müssen bspw. nur einmal in der zentralen Ablage vorgenommen werden und stehen anschließend in allen abhängigen Kursen und Ausgabeformaten zur Verfügung.

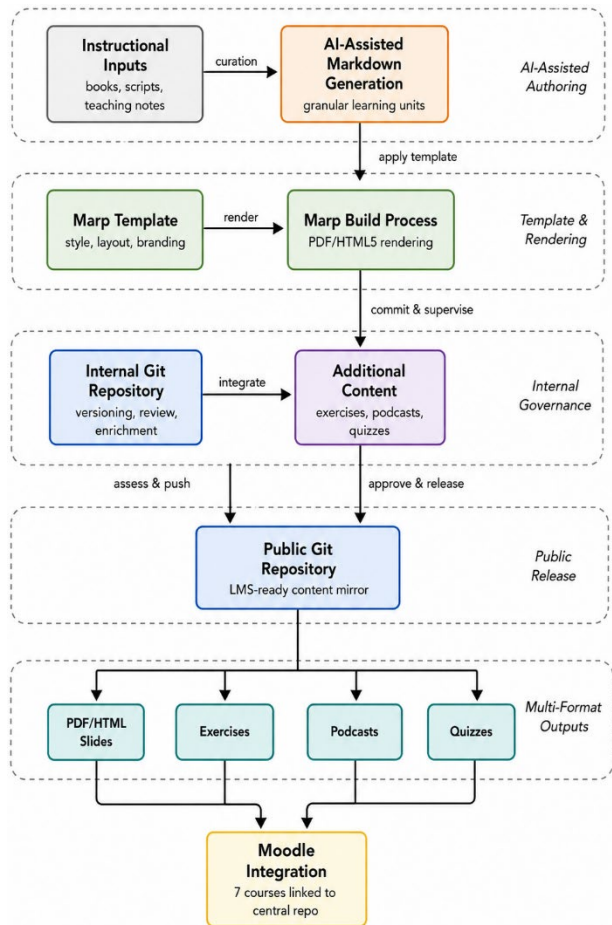


Abb. 1: Workflow und technologische Umsetzung innerhalb der Educational-Content-Engineering Pipeline

Die Verwendung eines offenen textbasierten Formats erhöht darüber hinaus die Plattformunabhängigkeit der Inhalte. Dieselbe Inhaltsbasis kann für unterschiedliche Zielsysteme genutzt, automatisiert übersetzt oder als Grundlage für mehrsprachige Transkripte und Untertitel weiterverarbeitet werden.

Markdown als plattformunabhängige Inhaltsbasis

Eine zentrale Designentscheidung der Pipeline ist die Verwendung von Markdown als einheitliches Inhaltsformat. Im Gegensatz zu proprietären Dokumentformaten ermöglicht Markdown eine langfristig nutzbare, plattformunabhängige und leicht transformierbare Repräsentation von Lehrinhalten.

Rein textbasierter Inhalt kann ressourcenschonender analysiert, erweitert, übersetzt oder in andere Formate überführt werden. Gleichzeitig bleibt der eigentliche Inhalt unabhängig von Layout, Corporate Design oder Zielplattform. Weiters ist Markdown, als Auszeichnungssprache, eine semantische Struktur inhärent wodurch sowohl die Bearbeitung, die Analyse via KI aber auch die Transformation in unterschiedliche Darstellungen vereinfacht werden: beispielsweise Skripten, Präsentationen, Web-basierte Formate, Podcasts oder Videos. Änderungen am Layout oder institutionellen Branding erfordern dabei keine Anpassung der Inhalte selbst, sondern lediglich eine Anpassung der jeweiligen Transformations- oder Darstellungsschicht.

Die textbasierte Basis-Repräsentation erleichtert zudem Mehrsprachigkeit und Barrierefreiheit. Inhalte können direkt durch built-in-Browsertools oder zusätzliche Assistenzsysteme automatisiert in die Zielsprache übersetzt bzw. vorgelesen werden. Gleiches gilt für Transkripte und Untertitel, die als Grundlage für mehrsprachige Audio- und Videoformate dienen können.

Human-in-the-Loop-Prozess

Generative KI wird innerhalb der Pipeline als unterstützendes Werkzeug eingesetzt und ersetzt keine fachliche oder didaktische Verantwortung. KI unterstützt insbesondere die Strukturierung von Inhalten, die Abwandlung von Beispielen und Übungsaufgaben, die Überarbeitung bestehender Materialien sowie die Erzeugung zusätzlicher Lernangebote in Form von bspw. Podcasts.

Alle KI-generierten Inhalte werden durch Lehrende geprüft und freigegeben. Dadurch bleibt die Verantwortung für fachliche Qualität, didaktische Eignung und

urheberrechtliche Konformität beim Entwicklungsteam. Die Pipeline versteht KI daher als Bestandteil eines qualitätsgesicherten Content-Engineering-Prozesses und nicht als autonome Quelle von Lehrmaterialien.

5 Diskussion und Fazit

Die vorliegende Arbeit zeigt, wie bewährte Konzepte aus Software Engineering und technischer Dokumentation auf die Erstellung und Pflege von Lehrmaterialien übertragen werden können. Im Mittelpunkt steht die Abkehr von dokumentenzentrierten Ansätzen hin zu einer zentralen Inhaltsbasis, aus der unterschiedliche Lehr- und Lernmaterialien erzeugt werden können.

Die Ergebnisse verdeutlichen das Potenzial einer Markdown-basierten Single-Source-of-Truth-Architektur in Verbindung mit Versionskontrolle, automatisierten Veröffentlichungsprozessen und generativer KI. Durch die konsequente Trennung von Inhalt und Darstellung können Lehrmaterialien mehrfach genutzt, zentral gepflegt und in unterschiedliche Ausgabeformate überführt werden. Gleichzeitig reduziert der Einsatz offener textbasierter Formate die Abhängigkeit von einzelnen Autorensystemen, LMS-Plattformen oder KI-Werkzeugen.

Generative KI wird dabei nicht als Ersatz menschlicher Autorenschaft verstanden, sondern als Werkzeug innerhalb eines qualitätsgesicherten Content-Engineering-Prozesses. Fachliche Prüfung, didaktische Überarbeitung und Freigabe verbleiben beim Menschen und bilden die Grundlage für einen verantwortungsvollen Einsatz von KI in der Hochschullehre.

Die bisherige Erprobung erfolgte in ausgewählten Lehrveranstaltungen des Informatikbereichs. Zukünftige Arbeiten werden die Übertragbarkeit auf weitere Fachgebiete untersuchen sowie zusätzliche Möglichkeiten der Mehrsprachigkeit, automatisierten Übersetzung, Untertitel- und Transkriptgenerierung sowie adaptiver Lernpfade adressieren.

Insgesamt verdeutlicht die Arbeit, dass Educational Content Engineering einen praktikablen Ansatz für die nachhaltige Entwicklung von Lehrmaterialien darstellt. Die Kombination aus zentraler Inhaltsverwaltung, Wiederverwendbarkeit, Multi-Format-Publishing und Human-in-the-Loop-Prozessen schafft die Grundlage für skalierbare und langfristig wartbare digitale Lehrangebote.

6 Literaturverzeichnis

Chan, C. K. Y. (2023). A Comprehensive AI Policy Education Framework for University Teaching and Learning. *International Journal of Educational Technology in Higher Education* 20, Nr. 1: 38.

Dabbagh, N. & Kitsantas, A. (2012). Personal Learning Environments, Social Media, and Self-Regulated Learning: A Natural Formula for Connecting Formal and Informal Learning. *The Internet and Higher Education* 15, Nr. 1: 3–8.

Diwan, C., Srinivasa, S., Suri G., Agarwal S. & Ram P. (2023). AI-Based Learning Content Generation and Learning Pathway Augmentation to Increase Learner Engagement. *Computers and Education: Artificial Intelligence* 4: 100110.

Elmourabit, Z., Retbi, A. & El Faddouli, N.-E. (2024). The Impact of Generative Artificial Intelligence on Education: A Comparative Study. *European Conference on E-Learning* 23, Nr. 1: 470–76.

Lee, D., Arnold, M., Srivastava, A., u.a. (2024). The impact of generative AI on higher education learning and teaching: A study of educators' perspectives". *Computers and Education: Artificial Intelligence* 6: 100221.

Rouabhia, A. (2024). Artificial Intelligence Driven Course Generation: A Case Study Using ChatGPT. *ATRAS Journal* 5, Nr. 3: 287–302.

Selwyn, N. (2022). The Future of AI and Education: Some Cautionary Notes. *European Journal of Education* 57, Nr. 4: 620–31.

Ullmann, T.D., Edwards C., Bektik D., Herodotou C. & Whitelock D. (2024) Towards Generative AI for Course Content Production: Expert Reflections. *European Journal of Open, Distance and E-Learning* 26, Nr. S1: 20–34.

Wiley, D. A. (2014). The reusability paradox.
<https://opencontent.org/blog/archives/3221>, 2014

Autor/innen



DI (FH) Birgit POHN, BSc MSc || Fachhochschule Technikum
Wien/ Fakultät Computer Science & Applied Mathematics ||
Höchstädtplatz 6, A-1200 Wien

<https://www.technikum-wien.at/>

birgit.pohn@technikum-wien.at



Dr.techn. Dominik DOLEZAL, BSc BEd MSc || Universität
Wien/Forschungsgruppe Education, Didactics and Entertainment
Computing || Währinger Straße 29, A-1090 Wien

<https://www.univie.ac.at/>

dominik.dolezal@univie.ac.at



Ass.-Prof. Sebastian FITZEK, PhD || Danube Private Univer-
sity/Medical Image Analysis and Artificial Intelligence (MIAAI) ||
Steiner Landstraße 124, A-3500 Krems an der Donau

<https://www.dp-uni.ac.at/de/>

sebastian.Fitzek@dp-uni.ac.at



FH-Prof. Dipl. Ing. Dr. Lars MEHNEN || Fachhochschule Techni-
kum Wien/ Fakultät Computer Science & Applied Mathematics ||
Höchstädtplatz 6, A-1200 Wien

<https://www.technikum-wien.at/>

lars.mehnen@technikum-wien.at



Lukas ROHATSCH, MSc || Fachhochschule Technikum Wien/ Fakultät Computer Science & Applied Mathematics || Höchstädtplatz 6, A-1200 Wien

<https://www.technikum-wien.at/>

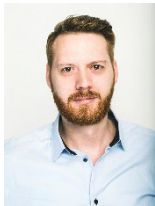
lukas.rohatsch@technikum-wien.at



Marvin KOSMIDER, MSc || Fachhochschule Technikum Wien/ Fakultät Computer Science & Applied Mathematics || Höchstädtplatz 6, A-1200 Wien

<https://www.technikum-wien.at/>

marvin.kosmider@technikum-wien.at



Helmuth LAMMER, MSc || Fachhochschule Technikum Wien/ Fakultät Computer Science & Applied Mathematics || Höchstädtplatz 6, A-1200 Wien

<https://www.technikum-wien.at/>

lammer@technikum-wien.at



ao. Univ.-Prof. Mag. Mag. Dr. Werner WINIWARTER || Universität Wien/Forschungsgruppe Education, Didactics and Entertainment Computing || Währinger Straße 29, A-1090 Wien

<https://www.univie.ac.at/>

werner.winiwarter@univie.ac.at

Marlene RECHBERGER, Christoph EISL, Susanne LEITNER-HANETSEDER, Emma-Marie NIEDRIST (Steyr)¹

Einsatz von GenAI zur Förderung selbstregulierten Lernens im Controlling mit NotebookLM

Zusammenfassung

Dieser Beitrag untersucht den Einsatz Generativer Künstlicher Intelligenz zur Förderung selbstregulierten Lernens in der Controlling-Lehre an der FH OÖ Campus Steyr und stellt mit CLAIR eine prototypische digitale Lernassistentin auf Basis von NotebookLM vor. Durch Source Grounding greift das System primär auf hochgeladene, qualitätsgesicherte Lehrmaterialien zurück und unterstützt über einen interaktiven Chat und ergänzende, generierte Lernmaterialien die Aneignung, Vertiefung und Überprüfung fachlicher Inhalte. Diskutiert werden Potenziale für fachliches Lernen und Selbstregulation sowie Grenzen hinsichtlich theoretischer Ausrichtung, Urheberrecht und möglicher sachlicher Ungenauigkeiten.

Schlüsselwörter

Controlling-Lehre, Lernassistentin, NotebookLM, selbstreguliertes Lernen, GenAI

¹ E-Mail: marlene.rechberger@fh-steyr.at, christoph.eisl@fh-steyr.at, susanne.leitner-hanetseder@fh-steyr.at, emma-marie.niedrist@fh-steyr.at

Using GenAI to promote self-regulated learning in Controlling with NotebookLM

Abstract

This paper examines the use of generative artificial intelligence to foster self-regulated learning in Controlling education at the University of Applied Sciences Upper Austria, Campus Steyr, and introduces CLAIR, a prototype digital learning assistant based on NotebookLM. Through source grounding, the system primarily relies on uploaded, quality-assured teaching materials and supports the acquisition, consolidation, and review of subject-specific knowledge via an interactive chat and additional generated learning resources. The paper discusses its potential for subject-specific learning and self-regulation, as well as limitations related to its focus on theoretical content, copyright issues, and possible factual inaccuracies.

Keywords

Controlling education, learning assistant, NotebookLM, self-regulated learning, GenAI

1 Einleitung

Der digitale Wandel prägt den Hochschulbereich in vielen Dimensionen. Die grundlegende Herausforderung für Studierende, sich Wissen und Fähigkeiten nachhaltig anzueignen, bleibt unverändert. Allerdings entwickeln sich die Möglichkeiten durch KI-Anwendungen, studierendenzentrierte Lernumgebungen zu gestalten und den Zugang zu hochwertigen Lernmaterialien zu verbessern, rasant weiter (Alenezi 2023). Vor allem Generativer Künstlicher Intelligenz (englisch: Generative Artificial Intelligence, GenAI) wird hohes Potenzial zugeschrieben, individuell zugeschnittene Lernwerkzeuge bereitzustellen (Wagner et al. 2025). Im Hochschulkontext reichen die Einsatzfelder von GenAI-Tools wie ChatGPT, Google Gemini, Claude oder Microsoft Copilot von der Unterstützung bei Recherche- und Schreibprozessen über die Simulation interaktiver Lernsituationen bis zur Erstellung von Lernmaterialien und der Klärung fachlicher Verständnisfragen (Lausberg und Meyer 2025).

Studierende unterscheiden sich naturgemäß in ihren Lernpräferenzen und kognitiven Verarbeitungsmodi (Hellmann 2025; Schulz et al. 2014). Je nach Lernpräferenzen tragen unterschiedliche Lerninhalte und methodische Zugänge zum Lernerfolg bei (Vester 2002). Der Cognitive Theory of Multimedia Learning (CTML) zufolge zeigt sich, dass der Kompetenzerwerb höher ist, wenn unterschiedliche Lernformate zur Verfügung stehen (Mayer 2024). Dennoch ist die didaktische Praxis an Hochschulen weiterhin davon geprägt, dass Studierende im gleichen Tempo und auf vergleichbare Weise lernen sollen (Lee 2018). Dies ist nicht zuletzt darauf zurückzuführen, dass zeitliche, didaktisch-methodische und technische Ressourcen der Lehrenden eine stärkere Differenzierung und Individualisierung der Lehre vielfach begrenzen. GenAI-Lernwerkzeuge wie NotebookLM von Google markieren hier einen Wandel weg von standardisierten „One-Size-Fits-All“-Materialien hin zu individualisierten Unterstützungsformaten (Sahu 2024). NotebookLM verspricht, als KI-basiertes Forschungs- und Notiztool den Umgang mit unterschiedlichen Unterlagen und Dokumenten zu erleichtern, indem es Nutzenden ermöglicht, über eine intelligente Assistenz direkt mit diesen Materialien zu interagieren (Ellis 2026).

Darüber hinaus lassen sich GenAI-Lernwerkzeuge wie NotebookLM als digitale Lernassistenten einsetzen (Woodruff 2024). Im Unterschied zu einer menschlichen Lernassistenten sind sie jederzeit verfügbar (Borah et al. 2024), verursachen vergleichsweise geringe Kosten und können rund um die Uhr Aufgaben lösen, Lösungsschritte erläutern sowie selbsterstellte Beispiellösungen prüfen, wodurch selbstreguliertes Lernen gefördert wird (Woodruff 2024; Hoernig et al. 2024; Borah et al. 2024). Zusätzlich können sie für Übungszwecke zahlreiche weitere, auf den jeweiligen Lehrstoff zugeschnittene Aufgaben generieren (Labadze et al. 2023). Insgesamt steigern GenAI-Lernwerkzeuge damit die Effizienz des Lernens (Labadze et al. 2023) und fördern die Selbstlernkompetenz (Borah et al. 2024; Labadze et al. 2023; Woodruff 2024).

Trotz der wachsenden Verfügbarkeit und technischen Reife von GenAI-Lernwerkzeugen wie NotebookLM sowie erster didaktischer Erfahrungen im Hochschulkontext (Alisoy 2025; Banihashem et al. 2025; Jenkins und Hussain 2026; Reyna 2025; Salem et al. 2025) fehlen empirische Befunde für den erfolgreichen Einsatz in Fachbereichen wie dem Controlling, in denen insbesondere Methodenkenntnis und das Verständnis betriebswirtschaftlicher Zusammenhänge im Vordergrund stehen. Nichtsdestotrotz nutzen Studierende GenAI-Tools, auch wenn sie hinsichtlich Qualität, Grenzen und geeigneter Einsatzszenarien unsicher sind (Lausberg und Meyer 2025). Daraus ergibt sich die Notwendigkeit, GenAI-Werkzeuge für die Lehre so einzusetzen, dass sie eine fachlich-korrekte Unterstützung bieten und selbstreguliertes Lernen ermöglichen. Diese Anforderungen werden durch Halluzinationen – also die Erzeugung scheinbar plausibler, aber tatsächlich falscher oder erfundener Informationen durch GenAI – verstärkt. Wie eine Untersuchung von Leitner-Hanetseder et al. (2025) zu typischen Aufgaben der Kostenrechnung zeigt, weisen selbst moderne GenAI-Modelle bei komplexeren Lehrbeispielen vereinzelt Rechen- oder Strukturfehler auf oder lassen Argumentationsschritte unberücksichtigt (Leitner-Hanetseder et al. 2025). Wird die Interaktion allerdings auf zuvor hochgeladene Dokumente bei Chatbots wie NotebookLM beschränkt, lässt sich das Risiko von Halluzinationen reduzieren (Reyna 2025).

Der vorliegende Beitrag beschäftigt sich mit der Forschungsfrage: *Wie ist ein auf NotebookLM basierendes GenAI-Lernwerkzeug zu gestalten, um Studierende im Fach Controlling beim selbstregulierten Lernen zu unterstützen und welchen Nutzen sehen Studierende in einem konkreten GenAI-Lernwerkzeug wie „CLAIR“ für ihren Kompetenzerwerb?*

2 CLAIR: eine digitale Lernassistentenz für das Controlling

Als Lösungsansatz für diese Problemstellung wurde im Studiengang „Controlling, Rechnungswesen und Finanzmanagement“ der FH OÖ die prototypische Controlling Learning Artificial Intelligence Resource (CLAIR) entwickelt. Ziel ist ein vertrauenswürdigen, quellenbasiertes Tool, das von Studierenden ohne inhaltliche Vorbehalte eingesetzt und von den Verantwortlichen fortlaufend weiterentwickelt werden kann.

2.1. Einführung in NotebookLM

Für die Entwicklung von CLAIR wurde das GenAI-Tool NotebookLM von Google eingesetzt. Zentrales Prinzip ist hierbei das „Source Grounding“, bei dem NotebookLM primär auf von Nutzenden hochgeladene Quellen in verschiedenen Formaten zurückgreift (Albrecht-Crane et al. 2025; Ellis 2026). Dadurch wird das Risiko von Halluzinationen verringert und zugleich die Nachvollziehbarkeit sowie Verifizierbarkeit der Informationen unterstützt (Panday-Shukla 2024). Die Benutzeroberfläche gliedert sich in drei Bereiche: **Quellen, Chat und Studio** (Albrecht-Crane et al. 2025; Ellis 2026). Nähere Ausführungen dazu folgen im nächsten Abschnitt.

2.2. Konzeption von CLAIR

Für den Einsatz in der Controlling-Lehre wurde CLAIR als eigenständiges Notebook in NotebookLM konzipiert. Ein Notebook bezeichnet eine Sammlung thematisch

zusammengehöriger Quellen. Zugang zu CLAIR haben derzeit berechnete Lehrende sowie 42 Studierende des Studiengangs Controlling, Rechnungswesen und Finanzmanagement an der FH OÖ Campus Steyr, die im vierten Semester den Kurs „Operatives Controlling“ besuchen. In der Lehrveranstaltung werden theoretische Grundlagen vermittelt und anhand von Übungsbeispielen vertieft. CLAIR unterstützt insbesondere das Erlernen der theoretischen Inhalte, sodass in den Präsenzterminen mehr Zeit für deren Anwendung in der Praxis zur Verfügung steht.

Im Rahmen der Entwicklung von CLAIR wurden rund 110 qualitätsgesicherte und urheberrechtlich unbedenkliche Materialien aus der Controlling-Lehrveranstaltung als schreibgeschützte **Quellen** in das Notebook integriert. Der Quellenkorpus umfasst (i) eigens entwickelte Lehrunterlagen (Foliensätze, Übungsbeispiele, Wissensfragen), (ii) frei zugängliche Multimediaquellen (Deep-Links zu Videoressourcen des studiengangseigenen YouTube-Kanals „*Controlling verstehen*“) sowie (iii) das der Lehrveranstaltung zugrunde liegende – und vom Verlag für diesen Test in digitaler, aber unformatierter Form freigegebene – Lehrbuch. Die Lernenden können die Quellen einsehen und generierte Kurzzusammenfassungen lesen, das Hochladen oder Löschen von Quellen obliegt den Inhabenden des Notebooks (der LVA-Leitung). Die von NotebookLM generierten Inhalte basieren primär auf den hochgeladenen Quellen, wodurch das Risiko halluzinierter Ausgaben reduziert wird.

Die **Chatfunktion** des Notebooks fungiert als individualisierte digitale Lernassistenz, die es den Studierenden ermöglicht, offene Fragen zu klären, Inhalte zu diskutieren oder Zusammenfassungen zu generieren. Im Unterschied zu anderen GenAI-Chatbots basieren die Antworten primär auf den hinterlegten Quellen und enthalten direkte Verweise auf die jeweils herangezogenen Materialien. Diese explizite Quellenreferenz erhöht die Transparenz, erleichtert die eigenständige Vertiefung der Inhalte und reduziert den Bedarf an zusätzlicher Recherche sowie weitergehender Unterstützung durch Lehrende. Auf diese Weise entsteht ein adaptives, lernenden-zentriertes Unterstützungssystem, das selbstregulierte Lernprozesse im Fach Controlling gezielt fördert.

Der dritte Bereich, das **Studio**, adressiert die Heterogenität studentischer Lernpräferenzen, indem kursbezogene Inhalte auf Grundlage der hochgeladenen Quellen in unterschiedlichen Lernformaten bereitgestellt werden. In CLAIR stehen für jedes Lehrbuchkapitel ein Erklärvideo, ein Podcast, digitale Karteikarten sowie ein Quiz zur Verfügung. Videos und Podcasts dienen der grafischen bzw. auditiven Aufbereitung und Verdichtung der Kapitelinhalte. Ergänzend ermöglichen Karteikarten mit jeweils 50 Einträgen sowie je ein Quiz mit 20 Richtig-/Falsch-Fragen pro Kapitel eine formative Überprüfung des individuellen Wissensstands. Unklare Fragen oder Antworten können bei Karteikarten und Quiz direkt über den Chat weiter erläutert und diskutiert werden. Zudem lassen sich bereits bearbeitete Karten oder Fragen nachverfolgen, sodass Studierende Themen mit weiterem Lernbedarf identifizieren können. Die Materialien können wiederholt genutzt werden, ohne dass die Inhabenden des Notebooks Einblick in die jeweiligen Nutzungsergebnisse erhalten. Ergänzend steht eine interaktive Mindmap zur Verfügung, die die Kursinhalte strukturiert zusammenfasst und bei Bedarf im Chat näher erläutert. Durch individuelles Prompting können die Inhalte im Studio bedarfsspezifisch von den Inhabenden generiert werden. Sämtliche Elemente im Studio wurden vor Veröffentlichung fachlich geprüft und bei Bedarf überarbeitet, um eine hohe inhaltliche Qualität und Kohärenz sicherzustellen und das Vertrauen der Studierenden zu stärken.

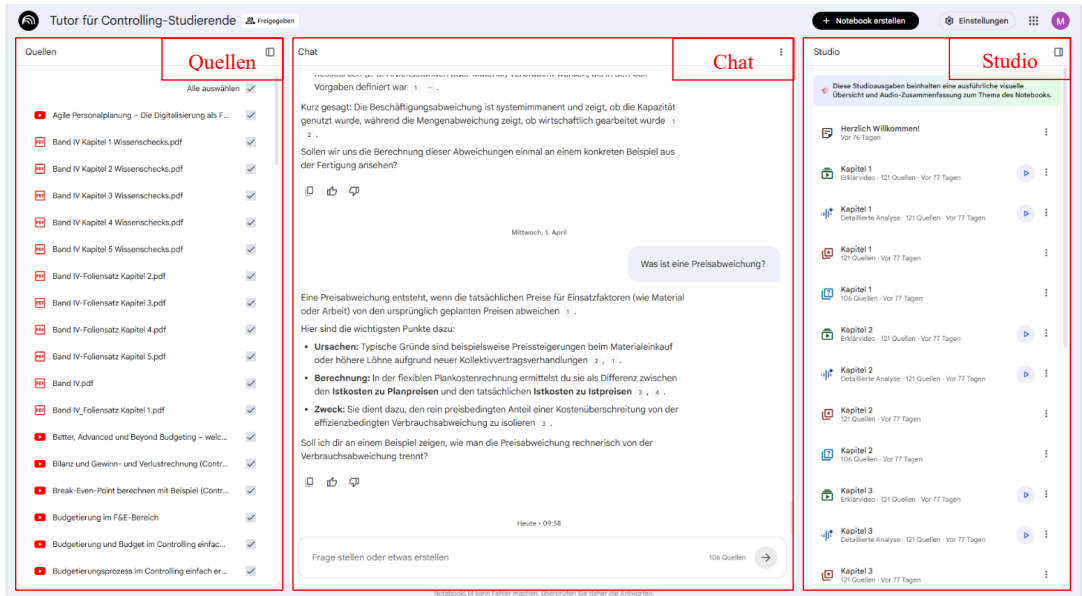


Abb. 1: Oberfläche CLAIR

2.3. Evaluierung der Lernassistentz

In einem nächsten Schritt wurde untersucht, welchen Nutzen CLAIR für Studierende entfaltet. Vor der Freischaltung des Zugangs wurden in einem ersten Fragebogen die allgemeine GenAI-Kompetenz, die Erwartungen an CLAIR sowie die Lernpräferenzen der 42 Studierenden im Kurs „Operatives Controlling“ erhoben. Nach Abschluss der Lehrveranstaltung erfasste ein zweiter Fragebogen die tatsächliche Nutzung, die bevorzugt verwendeten Inhalte und Elemente sowie den Grad der Erfüllung der zuvor formulierten Erwartungen. Zur Analyse der Wahrnehmung und Nutzung der Lernassistentz wurde das Technology Acceptance Model (Davis 1987) herangezogen. Ergänzt wurde das klassische TAM dafür um die Prädiktoren Output-Qualität und Computer-Selbstwirksamkeit aus dem TAM-3-Modell (Venkatesh und Bala 2008).

Die Ergebnisse dieser Fragebögen lagen zum Zeitpunkt der Teaching and Learning Conference 2026 noch nicht vor.

3 Fazit

CLAIR erweitert konventionelle Lernmaterialien um eine individualisierte, multimodale und zeitlich flexible Lernunterstützung. Als digitale Lernassistentin ermöglicht das KI-Tool eine kontinuierliche Klärung fachlicher Fragen, die Erläuterung von Lösungswegen sowie die Bereitstellung zusätzlicher, lehrstoffbezogener Inhalte. Dadurch können sowohl fachliche Kompetenzen als auch selbstreguliertes Lernen gefördert werden. Zugleich erhöht das Source Grounding auf Basis der hinterlegten Quellen die fachliche Verlässlichkeit, Transparenz und Kohärenz der generierten Inhalte, indem das Risiko von Halluzinationen reduziert wird. Für die LVA-Leitung besteht neben der Unterstützung in der Vermittlung der Inhalte ein weiterer Vorteil in der hohen Flexibilität von CLAIR. Quellen, Studiomaterialien und Zugriffsrechte können fortlaufend angepasst, erweitert oder entfernt werden. Eine zentrale Einschränkung liegt in der primären Ausrichtung auf die theoretischen Inhalte von CLAIR. Obwohl in den Quellen hochgeladene Lösungen zu ausgewählten Übungsaufgaben des Lehrbuchs im Chat erläutert und diskutiert werden können, ist eine Analyse oder Korrektur eigener Lösungsversuche durch Upload derzeit nicht möglich.

Da Studierende Einsicht in sämtliche hinterlegte Quellen haben, ist dem Urheberrecht dieser Dateien besondere Aufmerksamkeit zu schenken. Für Foliensätze, Wissensfragen und YouTube-Videos in CLAIR ergibt sich insofern kein wesentliches Problem, da diese Materialien öffentlich zugänglich sind. Für das zugrunde liegende Lehrbuch wurde hingegen eine gesonderte Nutzungsvereinbarung mit dem Verlag, der Inhaber der Verwertungsrechte ist, getroffen.

Zudem ist zu berücksichtigen, dass die in NotebookLM generierten Antworten und Inhalte zwar primär auf den hochgeladenen Quellen beruhen, jedoch nicht ausschließlich aus diesen hervorgehen. Bei der Antwortgenerierung identifiziert das System zunächst thematisch relevante Textstellen und verarbeitet diese anschließend mithilfe des zugrunde liegenden Sprachmodells zu einer zusammenhängenden Ausgabe. Dadurch können neben den Quelleninhalten auch Muster aus den Trainingsdaten in die Generierung einfließen. Trotz Source Grounding sind daher infolge selektiver Textextraktion und modellbasierter Verarbeitung sachliche Ungenauigkeiten möglich (Albrecht-Crane et al. 2025). Eine kritische Prüfung der generierten Inhalte bleibt daher auch in diesem Tool unerlässlich, auch wenn das Halluzinationsrisiko im Vergleich zu offen recherchierenden GenAI-Anwendungen geringer ist.

Insgesamt kann festgehalten werden, dass mit CLAIR den Studierenden eine KI-Lernassistenz zur Verfügung gestellt wird, die sie beim Erlernen der theoretischen Inhalte der Lehrveranstaltung „Operatives Controlling“ an der FH OÖ Campus Steyr unterstützt. Das Tool bietet verschiedene Möglichkeiten, die den Kompetenzerwerb im selbstständigen Lernen fördern. Die Ergebnisse der zukünftigen Fragebögen werden Aufschluss über die Akzeptanz, die Wahrnehmung und die Nutzung von CLAIR bieten.

4 Literaturverzeichnis

Albrecht-Crane, C.; Tham, J.; McMullin, M.; Mckoy, T. (2025): Thinking Smarter, not Harder? Google NotebookLM's Misalignment Problem in Education. In: *Proceedings of the 43rd ACM International Conference on Design of Communication*. New York, NY, USA: ACM, S. 121–127.

Alenezi, Mamdouh (2023): Digital Learning and Digital Institution in Higher Education. In: *Education Sciences* 13 (1), S. 88. DOI: 10.3390/educsci13010088.

Alisoy, Hasan (2025): Can NotebookLM Support English Language Learners? A Theoretical Perspective on AI Tools in Education. In: *Porta Universorum* 1 (6), S. 25–55.

Banihashem, A.; Shahriary, A.; Yaghoobzadeh, Y. (2025): Human vs NotebookLM for Educational Podcasts: A Controlled Experiment on Two General Topics. In: 15th International Conference on Computer and Knowledge Engineering (ICCKE). *2025 15th International Conference on Computer and Knowledge Engineering (ICCKE)*, S. 1–6.

Borah, Asha Rani; Nischith, T. N.; Gupta, Saksham (Hg.) (2024): Improved learning based on GenAI. *Proceedings of the 2nd International Conference on Intelligent Data Communication Technologies and Internet of Things (IDCIoT)*: IEEE.

Davis, Fred (1987): User acceptance of information systems: the technology acceptance model (TAM).

Ellis, R. K. (2026): NOTEBOOKLM. In: *Talent Development* 80 (2), S. 13.

Hellmann, Katharina (2025): Lerntypen und andere Neuromythen. In: *Pädagogik* (3), S. 48–51. DOI: 10.21240/zfhe/SH-KI-1/04.

Hoernig, Steffen; Ilharco, André; Pereira, Paulo Trigo; Pereira, Regina (2024): *Generative AI and Higher Education: Challenges and Opportunities*. Online verfügbar unter <https://www.ipp-jcs.org/wp-content/uploads/2024/09/Report-AI-in-Higher-Education-IPP-1.pdf>.

Jenkins, Michael Ryan; Hussain, Faiyaz W. (2026): Judging a Book Without a Cover: An Exploratory Conceptual Evaluation of NotebookLM as a Textbook Alternative Using Established Textbook Adoption Criteria. In: *Marketing Education Review* (36(2)), S. 156–169. DOI: 10.1080/10528008.2026.2618166.

Labadze, Lasha; Grigolia, Maya; Machaidze, Lela (2023): Role of AI chatbots in education: systematic literature review. In: *International journal of Educational Technology in Higher education* 20 (1), S. 56.

Lausberg, Isabel; Meyer, Ben (2025): Intelligente Assistenten in der Controlling-Lehre – das Pilotprojekt HORUS. In: S. Behringer (Hg.): Konferenzband CARF Luzern 2025. *Controlling. Accounting. Risiko. Finanzen*. Luzern. FH Zentralschweiz: Verlag IFZ – Hochschule Luzern, S. 202–212.

Lee, K. F. (2018): *AI Superpowers: China, Silicon Valley, and the New World Order*: HarperCollins. Online verfügbar unter <https://books.google.at/books?id=KdVHDwAAQBAJ>.

Leitner-Hanetseder, Susanne; Eisl, Christoph; Strobl, Alexandra (2025): Assistenten in der Kostenrechnung: Eine empirische Analyse der Leistungsfähigkeit von generativer KI. In: *CFOaktuell* (6), S. 241–245.

Mayer, Richard E. (2024): The Past, Present, and Future of the Cognitive Theory of Multimedia Learning. In: *Educational Psychology Review* 36 (1), S. 8. DOI: 10.1007/s10648-023-09842-1.

Panday-Shukla, Priya (2024): Google NotebookLM: Creating Engaging Language Lessons. In: *The FLTMAG*.

Reyna, Jorge (2025): The Potential of Google NotebookLM for Teaching and Learning.

Sahu, Ms Neetu (2024): The genai revolution: Unleashing The role of information technology in education. In: *Sudarshan Research Journal* 2 (5), S. 55–75.

Salem, Hamza; Hattab, Siham; Pezer, Marko; Mazzara, Manuel (2025): *Enhancing Student Learning in Elective Courses: A Case Study on NotebookLM as a QA and Project Ideation Tool*.

Schulz, Florian; Zehner, Fabian; Schindler, Christoph; Prenzel, Manfred (2014): Prüfen und Lernen im Studium: Erste Schritte zur Untersuchung von Prüfungsanforderungen und Lerntypen. In: *Beiträge zur Hochschulforschung* 36 (2), S. 34–58. Online verfügbar unter https://www.bzh.bayern.de/fileadmin/news_import/2-2014-Schulz-Zehner-Schindler-Prenzel.pdf, zuletzt geprüft am 3. Februar 2026.

Venkatesh, Viswanath; Bala, Hillol (2008): Technology Acceptance Model 3 and a Research Agenda on Interventions. In: *Decision Sciences* 39 (2), S. 273–315. DOI: 10.1111/j.1540-5915.2008.00192.x.

Vester, Frederic (2002): *Denken, Lernen, Vergessen: was geht in unserem Kopf vor, wie lernt das Gehirn, und wann lässt es uns im Stich?* 29. Aufl. (Dtv 33045).

Wagner, Marlene; Gössl, Alexandra; Pishtari, Gerti; Ley, Tobias (2025): Potenziale von Künstlicher Intelligenz für die Hochschullehre – eine Analyse von Strategiepapieren. In: *Zeitschrift für Hochschulentwicklung* 20 (SH-KI-1), S. 51–70. DOI: 10.21240/zfhe/SH-KI-1/04.

Woodruff, Earl (2024): AI Detection of Human Understanding in a Gen-AI Tutor. In: *AI* 5 (2), S. 898–921. DOI: 10.3390/ai5020045.

Autor/innen



Marlene RECHBERGER BA || FH OÖ Campus Steyr ||
Wehrgrabengasse 1, A-4400 Steyr
marlene.rechberger@fh-steyr.at



FH-Prof. Dr. Christoph EISL || FH OÖ Campus Steyr ||
Wehrgrabengasse 1, A-4400 Steyr
christoph.eisl@fh-steyr.at



FH-Prof. Dr. Susanne LEITNER-HANETSEDER || FH OÖ
Campus Steyr || Wehrgrabengasse 1, A-4400 Steyr
susanne.leitner-hanetseder@fh-steyr.at



Emma-Marie NIEDRIST BA || FH OÖ Campus Steyr ||
Wehrgrabengasse 1, A-4400 Steyr
emma-marie.niedrist@fh-steyr.at

Christoph SCHAUFLE¹, Wolfgang HOCHLEITNER (Hagenberg)

Prüfungsfragen erstellen *leicht* gemacht E-Klausur-Vorbereitung *mit* KI und Studierenden

Zusammenfassung

Gegen das oft ohnehin dichte Semesterende müssen Prüfungsinhalte noch erstellt oder aktualisiert werden. Die Vorzüge digitaler Prüfungsplattformen werden dabei in der Praxis durch hohen Vorbereitungsaufwand ausgebremst. Dieser Beitrag zeigt anhand zweier Ansätze, wie sich dieser Aufwand verringern lässt: durch den Einsatz von KI-Werkzeugen und durch die Einbindung der Studierenden.

Large Language Models wie ChatGPT oder Gemini eignen sich gut für die Aufarbeitung schriftlicher Unterlagen und können daraus Prüfungsfragen ableiten. Ohne präzises Prompting sind die Ergebnisse jedoch selten direkt verwendbar und dienen eher als Impuls. Der erste Teil zeigt an einem Beispiel, mit welchen Prompts sich passendere Fragen erzeugen und direkt in einem Moodle-Importformat ablegen lassen.

Der zweite Teil behandelt das Moodle-Modul StudentQuiz. Während Lehrende Prüfungsfragen meist nach eigenen Schwerpunkten erstellen, bezieht dieser Ansatz die Sichtweisen der Studierenden ein: Sie erstellen selbst Fragen, beantworten die Fragen anderer und lernen die Prüfungsumgebung bereits vorab kennen. Als Anreiz können besonders gelungene Fragen in den Fragenpool der tatsächlichen Klausur aufgenommen werden.

Schlüsselwörter

eLearning, Moodle, StudentQuiz, E-Klausur, Klausurvorbereitung

¹ E-Mail: christoph.schaufler@fh-hagenberg.at

Creating Exam Questions *Made Easy*

Preparing E-Exams with AI and students

Abstract

Toward the end of the semester, a period that is often already busy, exam questions still have to be created or updated. In practice, the advantages of digital examination platforms are offset by the considerable preparation effort involved. This article presents two approaches for reducing that effort: the use of AI tools and the involvement of students.

Large language models such as ChatGPT or Gemini are well suited to processing written course materials and can derive exam questions from them. Without precise prompting, however, the results are rarely usable as is and serve mainly as inspiration. The first part uses an example to show which prompts produce more suitable questions and how these can be generated directly in a Moodle import format.

The second part addresses the Moodle module StudentQuiz. While instructors usually create questions according to their own priorities, this approach also incorporates the students' perspective: they create their own questions, answer those of their peers, and become familiar with the examination environment beforehand. As an incentive, particularly good questions can be added to the question pool used in the actual exam.

Keywords

eLearning, Moodle, StudentQuiz, E-Exam, Exam preparation

E-Klausur-Vorbereitung zwischen KI-Workflows und Einbindung der Studierenden

1 Einleitung

Die Digitalisierung der Hochschullehre hat in den vergangenen Jahren nicht nur neue Lehr- und Lernformen hervorgebracht, sondern auch die Prüfungsgestaltung grundlegend verändert. Insbesondere E-Klausuren haben sich an vielen Hochschulen als etabliertes Prüfungsformat durchgesetzt. Gleichzeitig stehen Lehrende vor der Herausforderung, qualitativ hochwertige Prüfungsfragen zu entwickeln, diese aktuell zu halten und die Studierenden bestmöglich auf die Prüfungen vorzubereiten.

In den vergangenen Semestern wurden zwei Ansätze erprobt, die diese Herausforderungen adressieren. Zum einen wird der Einsatz KI-basierter Workflows betrachtet, die Lehrende bei der Generierung und Aufbereitung von Prüfungsfragen unterstützen können. Zum anderen wird untersucht, wie Studierende aktiv in die Erstellung von Prüfungsfragen eingebunden werden können. Hierfür wird das Moodle-Modul *StudentQuiz* eingesetzt, das es Lernenden ermöglicht, selbst Fragen zu erstellen und die Fragen ihrer Mitstudierenden zu beantworten.

2 KI-gestützte Erstellung von Prüfungsfragen

Die manuelle Erstellung qualitativ hochwertiger Prüfungsfragen ist anspruchsvoll und zeitintensiv, gerade gegen Ende eines ohnehin dichten Semesters. Hier setzen Verfahren der automatischen Fragengenerierung an, die einen größeren Fragenpool bei reduziertem Aufwand ermöglichen sollen (Kurdi et al., 2020). Auf Instruktionen trainierte Large Language Models wie ChatGPT oder Gemini eignen sich gut für die Verarbeitung schriftlicher Dokumente und versprechen, aus Skripten und Foliensätzen mit geringem Aufwand Fragen abzuleiten (Scaria et al., 2024). Ob diese ohne weitere Überarbeitung in einer Moodle-E-Klausur einsetzbar sind, wird im Folgenden an einem konkreten Beispiel untersucht.

2.1 Ausgangslage und Workflow

Im Wintersemester 2025/26 wurde erprobt, wie ein Sprachmodell (hier Gemini Pro) Lehrende bei der Fragerstellung unterstützen kann. Als Beispiel diente die Lehrveranstaltung Introduction to Games in den Studiengängen Medientechnik und -design (MTD.ba) und Digital Arts (DA.ba) am Campus Hagenberg der FH Oberösterreich, für die vier Vorlesungen mit jeweils eigenem Foliensatz vorlagen. Der eingesetzte Prompt forderte das Modell auf, aus jedem Foliensatz 20 zweisprachige Fragen im Format Multiple True/False zu erstellen, mit markierten Wahrheitswerten und Fokus auf allgemeine Zusammenhänge.

Prompt 1: „Generiere mir aus jedem der 4 Skripten aus der Vorlesung Introduction to Games je 20 Testfragen für eine Vorlesungsklausur in Moodle. Verwende das MTF (Multiple True/False)-Fragenformat, erstelle also jeweils eine Aussage und generiere immer 4 Antworten dazu, die entweder wahr oder falsch sind. Generiere die Fragen und Antworten jeweils auf Deutsch und Englisch und markiere bei den Antworten, welche wahr und welche falsch sind. Achte bei den Fragen auf allgemeine Zusammenhänge, nicht auf obskure Details.“

2.2 Qualität der Ergebnisse

Die Ergebnisse zeigten ein gemischtes Bild. Positiv fiel auf, dass häufig sinnvolle Fragen zu allgemeinen Konzepten entstanden, etwa zu räumlichen Benutzeroberflächen in Rennspielen, zu Modellen der Emotionsforschung oder zu Jesper Juuls klassischer Spieldefinition. Die Antworten waren überwiegend plausibel und an den Inhalten der Vorlesung orientiert. Dieser Befund deckt sich mit Studien, wonach LLM-generierte Items sprachlich kohärent und strukturell mit menschlich erstellten Fragen vergleichbar sind und zudem in deutlich kürzerer Zeit vorliegen (Cheung et al., 2023).

Gleichzeitig traten Schwächen zutage. Einzelne falsche Antwortoptionen waren zu offensichtlich, etwa erkennbar unpassende Titel als angebliche Beispiele für AAA-Spiele oder die Einordnung eines Emotionsmodells als Level-Design-Werkzeug. Solche Distraktoren mindern die Trennschärfe, da sie auch von schwächeren Studierenden meist korrekt beantwortet werden. Auch die Formulierungen erreichten nicht durchgängig das gewünschte professionelle Niveau. Das entspricht dem dokumentierten Kernproblem der Distraktor-Generierung, da plausible und zugleich eindeutig falsche Optionen für Sprachmodelle besonders schwierig zu erzeugen sind (Bitew et al., 2025). Vergleichende Untersuchungen bestätigen eine geringere Trennschärfe und eine größere Streuung der Qualität, bis hin zu inhaltlich fehlerhaften Optionen, die auszusondern sind (Laupichler et al., 2024). Durch präziseres Prompting lässt sich die Qualität verbessern, was den Vorbereitungsaufwand allerdings wieder erhöht. Die besten Ergebnisse erzielten Bitew et al. (2025) dabei nicht mit einem eigens trainierten Modell, sondern mit einem Standardmodell, dem passende Beispielfragen aus einer bestehenden Fragensammlung als Kontext beigegeben werden.

2.3 KI als Ideengeber statt als Ersatz

Sprachmodelle eignen sich derzeit weniger als vollständiger Ersatz für die manuelle Fragenerstellung, sondern vor allem als Inspirationsquelle. Die erzeugten Fragen liefern neue Perspektiven auf Themengebiete, und oft sind nur geringe Anpassungen nötig, um eine Frage prüfungstauglich zu machen. Die fachliche Endkontrolle durch die Lehrenden bleibt unverzichtbar, da nur so inhaltliche Fehler und unpassende Distraktoren zuverlässig abgefangen werden (Kurdi et al., 2020; Laupichler et al., 2024). Es ergibt sich eine Arbeitsteilung, bei der das Modell Entwürfe liefert und die Lehrperson die finale Qualitätssicherung übernimmt. Sobald ein solider Fragenpool existiert, empfiehlt es sich zudem, diese bestehenden Fragen als Kontext für neue Fragen mitzugeben, wie von Bitew et al. (2025) vorgeschlagen. Das trifft den etablierten Stil und erhöht die Qualität der Ergebnisse.

2.4 Automatisierte Aufbereitung als Moodle-XML

Eine LLM-gestützte Fragerstellung wird zusätzlich dadurch attraktiv, dass sich die Fragen nach Moodle importieren lassen, statt sie händisch anzulegen. Das Sprachmodell kann dazu auf eine bestehende Moodle-XML-Exportdatei zurückgreifen, um Fragenstruktur und spezifische Daten der Moodle-Instanz zu übernehmen, und neue Fragen im selben Format erzeugen. Im vorgestellten Fall betrifft das den Fragetyp Multiple True/False sowie die zweisprachige Ablage über den Multilang-Filter mit der {mlang}-Auszeichnung. Eine vollständig zweisprachig hinterlegte Referenzfrage diene als Formatvorlage.

Prompt 2: „Anbei Klausurfragen aus einer Vorlesung. Erstelle mir für diese Fragen ein Moodle-XML-File, damit ich sie direkt importieren kann. Anbei ist ein Export mit den Kategorienamen und dem Format für Fragen. Die Frage <!-- question: 359813 --> ist bereits mit dem {mlang}-Tag versehen und Frage und Antworten sowie die Auswahlmöglichkeiten sind alle zweisprachig hinterlegt. Nimm das Format dieser Frage als Ausgangspunkt und lege die Fragen in diesem Format ab.“

Die so erzeugten Fragen können direkt über die Import-Funktion in den Fragenpool aufgenommen werden. Damit entfällt der eingangs genannte zweite Engpass, das händische Einpflegen, fast vollständig.

2.5 Weiterer Ablauf und Ausblick

Importierte Fragen sind vor einem produktiven Einsatz weiterhin zu überarbeiten und zu testen. Naheliegende Erweiterungen sind die Einbindung weiterer Fragetypen, die kontinuierliche Erstellung im Zuge der laufenden Unterrichtsvorbereitung sowie die Nutzung für kleine formative Zwischenquizzes statt ausschließlich für die Abschlussklausur. In Verbindung mit der Einbindung der Studierenden (Abschnitt 3) zeichnet sich ein hybrides Modell ab, in dem Studierende eigene Fragen beitragen,

das Sprachmodell die Erweiterung und Aufbereitung unterstützt und die Lehrenden die inhaltliche Kontrolle behalten.

3 StudentQuiz als Instrument der aktiven Klausurvorbereitung

Das Moodle-Modul *StudentQuiz* verfolgt einen partizipativen Ansatz: Studierende sind nicht nur Konsument*innen von Lernmaterialien, sondern aktive Mitgestalter des Prüfungsprozesses. Sie erstellen selbst Prüfungsfragen und beantworten die Fragen anderer. Für die Lehrenden entsteht so ein größerer, kontinuierlich aktualisierbarer Fragenpool und ein Einblick in das Engagement der Studierenden. Die Lernenden wiederum machen sich frühzeitig mit der Moodle-Testumgebung vertraut, bauen Unsicherheiten ab und entwickeln durch das Erstellen eigener Fragen ein besseres Verständnis für die Inhalte und die Gestaltung von Prüfungen.

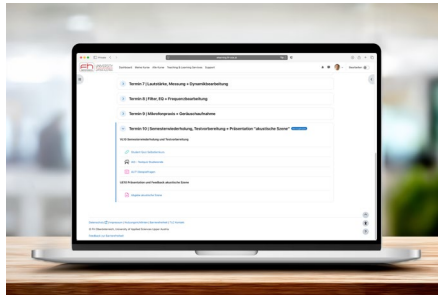


Abb. 1: Screenshot aus der Lehrveranstaltung Introduction to Audio-Design aus dem WS2025/26. StudentQuiz Aktivität plus Links zum Selbstlernkurs und Beispielfragen im Standard-Testmodul

3.1 Umsetzung in der Praxis

Der Ansatz wurde in den Wintersemestern 2024/25 und 2025/26 in zwei Erstsemester-Lehrveranstaltungen erprobt: *Introduction to Audiodesign* und *Introduction to*

Games. Die Studierenden waren angehalten, mindestens eine eigene Frage zu erstellen. Als Anreiz wurde angekündigt, besonders gelungene Fragen in den offiziellen Klausur-Fragenpool aufzunehmen. So entstand ein umfangreicher Fragenpool mit unterschiedlichen Perspektiven auf die Lehrinhalte, und die Aussicht auf eine Aufnahme in die Prüfung steigerte die Motivation, qualitativ hochwertige und für alle nutzbare Aufgaben zu formulieren.

3.2 Evaluation und Rückmeldungen der Studierenden

Zur Evaluation wurde eine anonyme Befragung mittels Microsoft Forms durchgeführt. Von 122 Studierenden nahmen 39 teil (Rücklaufquote 32 %). Davon nutzten 67 % das Modul aktiv, je zur Hälfte durch das Erstellen eigener und das Beantworten fremder Fragen. Als wichtigster Motivationsfaktor wurde die Verbesserung des Verständnisses für die Lehrinhalte genannt, da das Erstellen eigener Fragen eine tiefere Auseinandersetzung mit dem Stoff erfordert. Eine studierende Person formulierte dies so:

„Es hilft aktiv auf die Klausur vorzubereiten und den Stoff besser zu verstehen. Beim Erstellen eigener Fragen muss man sich intensiver mit den Inhalten auseinandersetzen als beim reinen Lernen. Außerdem fand ich es sinnvoll, zur gemeinsamen Vorbereitung beizutragen, damit alle von zusätzlichen Übungsfragen profitieren können.“

Auch die Vorabnutzung des Moodle-Testsystems wurde als hilfreich bewertet: Das Kennenlernen der Prüfungsumgebung und das Wiedererkennen von Fragetypen reduzierten die Nervosität vor der Klausur. Bei erst zwei Abschlusstests ist eine belastbare statistische Auswertung nicht möglich, vergleichbare Studien zeigen jedoch eine Tendenz zu besseren Prüfungsergebnissen bei Einbindung der Studierenden (Gil Llinás & Tobaja Márquez, 2023).

Als Herausforderungen wurden ein zeitaufwendiger Selbstlernkurs, die Komplexität des Moduls, unklar kommunizierte Ziele sowie der Wunsch nach anonymer Nutzung genannt, da manche Hemmungen hatten, eigene Fragen einzureichen.

3.3 Weiterentwicklung und Ausblick

Die positiven Erfahrungen mit *StudentQuiz* eröffnen verschiedene Möglichkeiten für eine weiterführende Integration in die Lehre. Denkbar ist beispielsweise die Einbindung in Selbstlernkurse oder Übungsabgaben innerhalb von Moodle. Auch Gamification-Ansätze könnten dazu beitragen, die Motivation der Studierenden weiter zu steigern. Beispielsweise könnten Punktesysteme, Ranglisten oder Abzeichen eingesetzt werden, um die aktive Teilnahme zu fördern.

So könnte *StudentQuiz* nicht nur zur Klausurvorbereitung, sondern auch zur regelmäßigen Wissensüberprüfung während des Semesters eingesetzt werden. Kurze Zwischenquizzes oder themenspezifische Übungsaufgaben könnten Studierende dabei unterstützen, ihren Lernfortschritt kontinuierlich zu reflektieren und Wissenslücken frühzeitig zu erkennen.

4 Fazit

Die Untersuchungen zeigen ein hohes Potenzial sowohl im Einsatz von KI-Workflows als auch in der aktiven Einbindung von Studierenden zur Verbesserung der Vor- und Aufbereitung von E-Klausuren. Künstliche Intelligenz bietet die Möglichkeit, den Prozess der Fragerstellung zu beschleunigen und neue Ideen zu generieren. Die Qualität der Ergebnisse reicht jedoch noch nicht aus, um vollständig auf eine menschliche Überarbeitung zu verzichten (Laupichler et al., 2024). Vielmehr zeigt sich erneut die erfolgversprechende Kombination aus menschlicher Expertise, studentischer Beteiligung (Hardy et al., 2014) und KI-Unterstützung. *StudentQuiz* fördert die aktive Auseinandersetzung mit den Lehrinhalten, reduziert Prüfungsängste und stärkt kollaborative Lernprozesse. Gleichzeitig profitieren Lehrende von einem erweiterten und aktuellen Fragenpool.

Für die Zukunft erscheint daher ein hybrider Ansatz sinnvoll. Studierende erstellen eigene Fragen, die KI unterstützt bei der Erweiterung und Aufbereitung der Inhalte, und die Lehrenden übernehmen die finale Qualitätskontrolle. Auf diese Weise lassen

sich Prüfungen effizienter gestalten und zugleich die Qualität der Lehre sowie die Lernmotivation der Studierenden verbessern.

5 Literaturverzeichnis

Bitew, S. K., Deleu, J., Develder, C. & Demeester, T. (2025). *Distractor Generation for Multiple-Choice Questions with Predictive Prompting and Large Language Models*. In R. Meo & F. Silvestri (Hrsg.), *Machine Learning and Principles and Practice of Knowledge Discovery in Databases. ECML PKDD 2023. Communications in Computer and Information Science*, Bd. 2134 (S. 48–63). Cham: Springer. https://doi.org/10.1007/978-3-031-74627-7_4

Cheung, B. H. H., Lau, G. K. K., Wong, G. T. C., Lee, E. Y. P., Kulkarni, D., Seow, C. S., Wong, R. & Co, M. T. H. (2023). *ChatGPT versus Human in Generating Medical Graduate Exam Multiple Choice Questions. A Multinational Prospective Study*. PLOS ONE, 18(8), e0290691. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0290691>

Gil Llinás, J., & Tobaja Márquez, L. M. (2023). An educational method based on student-generated questions. *International Journal of Educational Methodology*, 9(2), 333–343. <https://doi.org/10.12973/ijem.9.2.333>

Hardy, J., Bates, S. P., Casey, M. M., Galloway, K. W., Galloway, R. K., Kay, A. E., Kirsop, P., & McQueen, H. A. (2014). Student-generated content: Enhancing learning through sharing multiple-choice questions. *International Journal of Science Education*, 36(13), 2180–2194. <https://doi.org/10.1080/09500693.2014.916831>

Kurdi, G., Leo, J., Parsia, B., Sattler, U. & Al-Emari, S. (2020). A Systematic Review of Automatic Question Generation for Educational Purposes. *International Journal of Artificial Intelligence in Education*, 30(1), 121–204. <https://doi.org/10.1007/s40593-019-00186-y>

Laupichler, M. C., Rother, J. F., Grunwald Kadow, I. C., Ahmadi, S. & Raupach, T. (2024). Large Language Models in Medical Education: Comparing

ChatGPT- to Human-Generated Exam Questions. *Academic Medicine*, 99(5), 508–512. <https://doi.org/10.1097/ACM.0000000000005626>

Scaria, N., Dharani Chenna, S. & Subramani, D. (2024). Automated Educational Question Generation at Different Bloom's Skill Levels Using Large Language Models: Strategies and Evaluation. In Artificial Intelligence in Education (AIED 2024). *Lecture Notes in Computer Science*, Bd. 14830 (S. 165–179). Cham: Springer. https://doi.org/10.1007/978-3-031-64299-9_12

Autoren



Christoph SCHAUFLE BSc, MA || FH OÖ, Campus Hagenberg,
Digitale Medien || Softwarepark 11, AT-4232 Hagenberg

<https://fh-ooe.at/campus-hagenberg/studienangebot-hagenberg>

christoph.schaufler@fh-hagenberg.at



Wolfgang HOCHLEITNER BSc, MSc || FH OÖ, Campus Hagenberg,
Digitale Medien || Softwarepark 11, AT-4232 Hagenberg

<https://fh-ooe.at/campus-hagenberg/studienangebot-hagenberg>

wolfgang.hochleitner@fh-hagenberg.at

Martin SETNICKA¹ & Johannes MIKLÓS (Wiener Neustadt)

Nachvollziehbare Anerkennungsprüfung mit lokalen KI-Agenten

Zusammenfassung

Anerkennungsentscheidungen an Fachhochschulen und Universitäten erfordern nachvollziehbare Vergleiche von Inhalt, Umfang und Lernergebnissen eingereicherter Nachweise. Der Beitrag beschreibt einen lokal betriebenen KI-Agentenworkflow, der PDF-Dokumente formularbasiert übernimmt, über eine quellengebundene Extraktion aufbereitet, mit lehrveranstaltungsspezifischen Kriterienkatalogen vergleicht und als strukturierten Prüfbericht (mit genauen Zitaten) ausgibt. Die Architektur kombiniert n8n, Open WebUI, eine Tika-kompatible PDF-API und lokale LLMs über Ollama. Die Evaluation mehrerer Modellläufe zeigt Stärken bei expliziten Lehrinhalten und Grenzen bei impliziten Kompetenznachweisen.

Schlüsselwörter

Anerkennung, KI-Agenten, RAG, PDF-Extraktion, Human-in-the-loop

¹ E-Mail: martin.setnicka@fernfh.ac.at

Traceable recognition assessment with local AI agents

Abstract

Recognition decisions at universities of applied sciences and universities require traceable comparisons of content, scope and learning outcomes in submitted evidence. This paper describes a locally operated AI-agent workflow that receives PDF documents through a form-based process, prepares them through source-traceable extraction, compares them with course-specific criteria catalogues and outputs a structured assessment report. The architecture combines n8n, Open WebUI, a Tika-compatible PDF API and local LLMs via Ollama. The evaluation of several model runs shows strengths in explicit course content and limitations in implicit competence evidence.

Keywords

Recognition, AI agents, RAG, PDF extraction, human-in-the-loop

1 Ausgangslage: Anerkennung als begründungspflichtiger Vergleich

Anerkennungsentscheidungen beginnen häufig mit heterogenen Nachweisen: Zeugnisse, Modulbeschreibungen, Lehrveranstaltungsunterlagen oder Nachweise beruflicher Kompetenzen. Für die zuständige Stelle stellt sich die Frage, ob diese Nachweise in Inhalt und Umfang keine wesentlichen Unterschiede zur Ziel-Lehrveranstaltung aufweisen. § 12 FHG formuliert Anerkennung als lehrveranstaltungs- oder modulbezogene Anerkennung von Lernergebnissen und knüpft sie an das Fehlen wesentlicher Unterschiede hinsichtlich des Inhalts und des Umfangs (vgl § 12 Fachhochschulgesetz (FHG), BGBl Nr 340/1993 idgF).

2 Warum ein kontrollierter agentischer Workflow statt eines Online-Tools?

Für die Umsetzung eines KI-gestützten Anerkennungsworkflows kommen unterschiedliche Betriebsvarianten infrage: Eine online- bzw. browserbasierte Nutzung ermöglicht einen schnellen Einstieg und reduziert den lokalen Wartungsaufwand, bietet jedoch nur eingeschränkte Kontrolle über Datenflüsse, Systemprompts, PDF-Extraktion und verwendete Modellversionen. Eine lokal bzw. serverbasiert betriebene Lösung stellt demgegenüber einen interessanten Weg dar: Schnittstellen, Modelle, Dokumentenverarbeitung und Workflows können kontrolliert und reproduzierbar betrieben werden, allerdings entsteht zusätzlicher Infrastruktur- und Administrationsaufwand. Für den hier beschriebenen Anerkennungsprozess erscheint insbesondere eine lokal/serverbasierte Architektur zielführend, da sie Datenschutz, Nachvollziehbarkeit und technische Umsetzbarkeit miteinander verbindet (Martins, 2023).

3 Grundstruktur des KI-Agenten Workflows

Auf einer hohen Ebene lässt sich der Workflow als kontrollierte Dokumentreise beschreiben: Eine Person stellt über ein Formular einen Anerkennungsantrag, wählt die Ziel-Lehrveranstaltung aus und lädt Nachweisdokumente als PDF hoch. Die Auswahl der Lehrveranstaltung legt den fachlichen Kriterienkatalog fest. Die PDFs werden extrahiert, in Textsegmente geteilt und über Retrieval-Funktionen (RAG) als quellengebundener Kontext für ein lokales LLM bereitgestellt. Das Ergebnis ist ein strukturierter Prüfbericht, der als nachvollziehbarer Abschluss dienen soll.

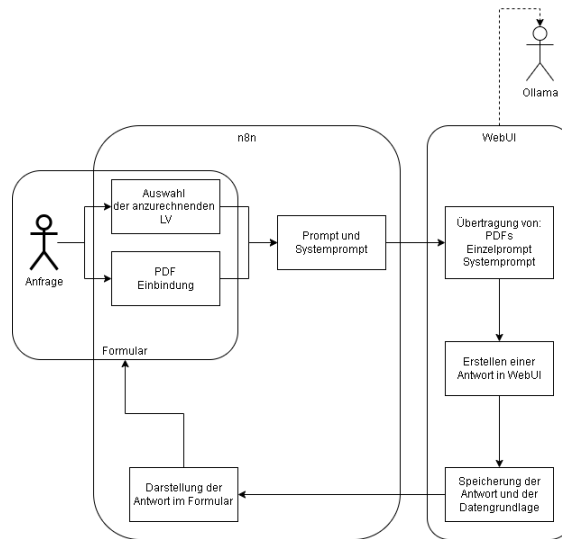


Abb. 1: stilisierter Workflow

4 Node-basierte Orchestrierung: fachliche Verzweigung / technische Standardisierung

Technisch wird der Prozess als Node-basierter Workflow (n8n) umgesetzt. Eine Node ist dabei ein einzelner Verarbeitungsschritt innerhalb einer Workflow-Kette (vgl. Venkiteela, 2025). Eine Node kann Formulardaten entgegennehmen, eine Lehrveranstaltung auswählen, Prompts erzeugen, PDFs hochladen, auf OCR warten (da hier ein externes Chatprogramm, Open WebUI, verwendet wurde) einen Chat erzeugen (lassen), ein Modell aufrufen oder Ergebnisse in strukturierte Felder extrahieren.

Wichtig ist hierbei die Kombination aus fachlicher Verzweigung und technischer Standardisierung. Nach der Formulareingabe verzweigt die Routing-Node je nach gewählter Lehrveranstaltung zu einem spezifischen Kriterienkatalog. Danach laufen

PDF-Verarbeitung, Modellaufrufe, und Chat-Speicherung wieder über eine gemeinsame technische Pipeline. Diese Art der Architektur verbindet fachliche Spezialisierung mit technischer Vergleichbarkeit: Die Lehrveranstaltungsauswahl bestimmt den Kriterienkatalog, während Extraktion, Retrieval, Modellaufruf, Speicherung und Rückgabe über eine einheitliche Verarbeitungslinie erfolgen.

5 Evaluation: Modelle, Laufzeit, Token und Kriterienrobustheit

Die Auswertungsdaten umfassen 412 Modellläufe mit sieben Modellvarianten von drei getesteten Lehrveranstaltungen. Getestet wurden gpt-oss:20b, mixtral:8x7b, llama3.1:8b, qwen3:14b, phi4:latest, deepseek-r1:14b und deepseek-r1:8b. Die Angaben 8b, 14b oder 20b verweisen auf Milliarden Modellparameter.

Die wichtigste qualitative Erkenntnis ist nicht, welches Modell „gewinnt“, sondern welche Kriterien-Typen stabiler erkannt werden. Explizite Lehrinhalte werden tendenziell bei gleicher Angabe wiederholt gleich-beurteilend erkannt als implizite Kompetenznachweise. Um dies zu erkennen, wurden drei Lehrveranstaltungen der FERNFH Wiener Neustadt mit unterschiedlichem Fokus als Beispiele herangezogen: BUS501 (eine Marketing LV), HRM02 (eine Human Ressource LV) und ACF501 (eine Accounting LV). Zum Testen des Systems wurden (gleichbleibende) Lehrveranstaltungszeugnisse verwendet (immer die Gleichen Inputs, um eine Vergleichbarkeit herzustellen). Dieses Vorgehen soll eine Reproduzierbarkeit ermöglichen und eine Vergleichbarkeit zeigen (Miklos & Saffer, 2025).

Als Beispiel für die Stabilität der Outputs kann im Detail folgendes Bild bezüglich der LV Accounting (ACF501) herangezogen werden:



Abb. 2: Balkendarstellung der Kriterienbewertungen nach Modell, Lehrveranstaltung und Kriteriengruppe.

Es wurden 19 Teilelemente geprüft (in 3 Kategorien): Rot bedeutet, dass der Teilbereich nicht angerechnet werden würde; Gelb „nicht sicher“ (hier wäre jedenfalls ein Human-in-the-loop notwendig) und Grün würde für eine Anrechnung sprechen.

Hier stellt sich nun hinsichtlich einer „stabilen Aussage“ folgende Grundvoraussetzung: ist sich das System argumentativ „sicher“, dann ist in allen Durchgängen des Tests die Antwort „ja“, „vielleicht“ oder „nein“ gewählt worden. Das wäre in dieser Grafik 100% Rot, 100% Gelb oder 100% Grün. Eine Herausforderung stellt die Interpretation des Outputs bei einer „Mischung“. Dies zeigt sich beispielsweise bei deepseek-r1:8b bei Punkt K2 – Planungssystem in Abb. 2. Hier hat sich das LLM fast wie bei einem „Münzwurf“ verhalten.

6 Diskussion: Möglichkeiten und Grenzen

Der Workflow kann die Dokumentensichtung strukturieren und beschleunigen, erzeugt eine dokumentierte Argumentationsgrundlage mit Fundstellen, macht Modellunterschiede sichtbar und erlaubt damit eine kritische und nachvollziehbare Nutzung lokaler LLMs. Dazu werden fehlende oder unklare Nachweise explizit benannt (wodurch ein „Bias“ sichtbar werden soll). Diese Überlegung zeigt sich auch in aktuellen Arbeiten zu RAG-basierter Dokumentenautomatisierung, nachvollziehbaren RAG-Workflows hervorheben (vgl. Karakurt & Akbulut, 2026). Gleichzeitig bestehen Risiken und Grenzen: Herausforderungen bei PDF-Extraktionen entstehen beispielsweise durch schlechte Scanqualität, Tabellen, Formeln oder komplexe Layouts. Auch RAG-Systeme können trotz Quellenbindung Halluzinationen hervorbringen (vgl. Alansari & Luqman, 2025/2026). Die Notwendigkeit durch menschliche Kontrolle, Transparenz und professionelle Verantwortungsübernahme bleibt auch in solchen Workflows bestehen (vgl. Ninaus & Sailer, 2022).

7 Literaturverzeichnis

Alansari, A. & Luqman, H. (2025/2026). *Large Language Models Hallucination: A Comprehensive Survey*. arXiv-Preprint. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2510.06265>.

Karakurt, E. & Akbulut, A. (2026). Retrieval-Augmented Generation (RAG) and Large Language Models (LLMs) for Enterprise Knowledge Management and Document Automation: A Systematic Literature Review. *Applied Sciences*, 16(1), Artikel 368. <https://doi.org/10.3390/app16010368>.

Martins, M. R. (2023). From on-premise to cloud: Evolving IT infrastructure for the AI age. *World Journal of Advanced Research and Reviews*, 20(3), 1898-1934. <https://doi.org/10.30574/wjarr.2023.20.3.1590>

Miklos, J. & Saffer, Z. (2025). Demonstrating the Usage of Content Reliability Metrics on Comparing the Contentual Performance of Two LLMs. *Science Innovation*, 13(6), 162-169. <https://doi.org/10.11648/j.si.20251306.15>

Ninaus, M. & Sailer, M. (2022). Closing the loop – The human role in artificial intelligence for education. *Frontiers in Psychology*, 13, Artikel 956798. <https://doi.org/10.3389/fpsyg.2022.956798>.

Venkiteela, P. (2025). n8n: An Open-Source Workflow Automation Platform for Enterprise Integration and AI-Driven Orchestration. *International Journal of Computer Applications*, 187(63), 1-11. <https://doi.org/10.5120/ijca2025926031>

Autoren



Martin SETNICKA, BA MA MSc PhD || Ferdinand Porsche FERNFH, Institut für Informationstechnologie & Wirtschaftsinformatik || Ferdinand Porsche Ring 3, 2700 Wiener Neustadt

<https://www.fernfh.ac.at/>

martin.setnicka@fernfh.ac.at



Johannes MIKLÓS, BSc MSc MBA MPA || Ferdinand Porsche FERNFH, Institut für Informationstechnologie & Wirtschaftsinformatik || Ferdinand Porsche Ring 3, 2700 Wiener Neustadt

<https://www.fernfh.ac.at/>

johannes.miklos@fernfh.ac.at

**Gerold WAGNER¹, Daniela FREUDENTHALER-MAYRHOFER,
Gerald PETZ (Steyr)**

Eine empirische Analyse der Anwendung von KI-Werkzeugen in studentischen Arbeiten

Zusammenfassung

Der Einzug generativer KI erfordert neue Ansätze zur akademischen Integrität. Dieser Beitrag evaluiert ein Framework der FH Oberösterreich (Richtlinien, Training, Dokumentation). Die Auswertung der verpflichtenden Erfassung des KI-Einsatzes in Abschlussarbeiten zeigt eine unreflektierte Nutzung: Modelle wie ChatGPT dominieren als „Backbone“, eine kritische Reflexion fehlt oft. Tools wie DeepL werden bloß pragmatisch ergänzt. Dies belegt eine geringe „AI Literacy“ und hohen Schulungsbedarf. Die Hochschuldidaktik muss den Fokus von reinen Tool-Schulungen auf die Vermittlung von „Workflow-Kompetenzen“ verlagern, um Studierende bei der Orchestrierung hybrider Arbeitsprozesse zu unterstützen.

Schlüsselwörter

Generative KI in der Hochschulbildung, Akademische Integrität, Wissenschaftliches Arbeiten, KI-Kompetenz, Dokumentation des KI-Einsatzes

¹ E-Mail: gerold.wagner@fh-steyr.at

An Empirical Analysis of the Use of AI Tools in Student Theses

Abstract

The integration of generative AI requires new approaches to academic integrity. This paper evaluates a framework implemented at the Upper Austria University of Applied Sciences (guidelines, training, documentation). The evaluation of the mandatory disclosure of AI use in student theses reveals an unreflective pattern of use: models like ChatGPT dominate as a "backbone", while critical reflection is often lacking. Tools like DeepL are merely added pragmatically. This demonstrates low AI literacy and a significant need for training. Consequently, higher education didactics must shift its focus from pure tool training to teaching "workflow competencies" to support students in orchestrating hybrid work processes.

Keywords

Generative AI in Higher Education, Academic Integrity, Scientific Writing, AI Literacy, AI Usage Documentation

1 Ausgangssituation und Zielsetzung

Die Verfügbarkeit generativer KI-Tools hat die Erstellung wissenschaftlicher Arbeiten fundamental verändert (vgl. DERGAA et al., 2023; GIMPEL et al., 2022 und JOHNSTON et al., 2024). Während erste Reaktionen oft von Unsicherheit und der Sorge vor Plagiaten geprägt waren (COTTON et al., 2024; PAN, 2025; RODAFINOS, 2025; ZDRAVKOVA & ILIJOSKI, 2026), etabliert sich zunehmend eine praxisorientierte Perspektive: Wie können Studierende diese Werkzeuge kompetent nutzen? (vgl. KIM et al., 2025) Empirische Befunde sprechen dafür, Nutzungsgrenzen für GenAI-Tools nicht pauschal, sondern entlang konkreter Schreibhandlungen zu bestimmen; insbesondere unterscheiden sich Akzeptanz und didaktische Sinnhaftigkeit je nach Teilaufgabe des Schreibprozesses (BARRETT und PACK, 2023). Die Fakultät für Wirtschaft und Management der FH Oberösterreich begegnet dieser

Frage mit einem ganzheitlichen Ansatz, der auf drei Säulen fußt: (1) es werden professionelle Guidelines entwickelt, die den Studierenden als Anleitung im wissenschaftlichen Arbeitsprozess dienen, (2) es werden Schulungen zur „AI Literacy“ angeboten, die Kompetenz aufbauen und auch offene Fragen und Bedenken klären können und (3) es gibt eine verpflichtende und standardisierte Dokumentation der KI-Nutzung im wissenschaftlichen Arbeitsprozess, die sich auf alle Phasen der studentischen Abschlussarbeit bezieht.

Ziel dieses Beitrags ist die empirische Auswertung dieser Dokumentationen, um zu verstehen, wie Studierende KI tatsächlich in ihren Schreibprozess integrieren (vgl. KIM et al, 2025 und MAHAPATRA, 2024).

2 Methodik

Die Untersuchung folgt einem longitudinalen Fallstudien-Design. Datengrundlage ist die verpflichtende Selbstdeklaration der KI-Nutzung, die Studierende ihren Abschlussarbeiten beifügen müssen. Analysiert wurden 61 Arbeiten des Studienjahres 2024/25, bestehend aus 44 Bachelorarbeiten (Studiengang „Marketing und Digital Business“) und 17 Masterarbeiten (Studiengang „Supply Chain Management“). Die Auswertung erfolgte quantitativ (Häufigkeit und Art der Tools pro Arbeitsphase) sowie qualitativ (Analyse der Reflexionstexte).

Folgende Forschungsfragen wurden für die Untersuchung definiert:

- Wie setzen Studierende diese Werkzeuge im Rahmen der Erstellung wissenschaftlicher Abschlussarbeiten ein und wie kompetent (im Sinne von reflektiert und der Aufgabenstellung angepasst) ist deren Einsatz?
- Wie können diese Werkzeuge den wissenschaftlichen Prozess in den unterschiedlichen Phasen und Aufgabenstellungen optimal unterstützen?
- Wie greifen die unterschiedlichen KI-Werkzeuge der einzelnen Phasen ineinander?

Folgende Propositionen wurden für die Analyse der Fallstudien vorab formuliert:

- Die Nutzung von KI-Tools durch Studierende erfolgt weitgehend unreflektiert.
- Es werden nur sehr wenige Tools genutzt.
- Die Studierenden berücksichtigen den Einfluss auf ihren akademischen Arbeitsprozess und dessen Qualität beim Einsatz von KI-Tools nicht.
- Die Studierenden besitzen nur limitiertes Wissen über die Einsatzbereiche von KI-Tools. Die Auswahl der Tools passiert eher zufällig, weniger bewusst nach Eignung der Tools für die spezifische Aufgabe.
- Bei längerem Einsatz und höherer AI-Literacy erhöht sich auch die Qualität des Methodeneinsatzes. Mehrere Werkzeuge werden auch für spezifischere Aufgaben eingesetzt.

3 Konzeptionelles Rahmenwerk

Ziel dieses Beitrags ist es, die empirische Auswertung der Dokumentationen der Verwendung von KI-Werkzeugen im Detail darzustellen, um zu verstehen, wie Studierende diese Tools tatsächlich in ihren wissenschaftlichen Schreibprozess integrieren.

Grundlage für die Fallstudienanalyse bietet folgendes Phasenmodell wissenschaftlichen Arbeitens:

1. Ideenfindung & Konzeptualisierung
2. Literaturrecherche und -analyse
3. Methodik
4. Coding
5. Datenerhebung und -analyse
6. Interpretation und Validierung
7. Strukturierung und Planung des Textes
8. Generierung des Textes
9. Übersetzen von Text
10. Überprüfung & Editierung des Textes

11. Quellenverwaltung

Um die Art und Qualität der Nutzung von KI-Tools besser zu verstehen, wurde die obligatorische Selbstdokumentation der in einzelnen Arbeitsphasen verwendeten KI-Tools als Kernelement der reflektierten KI-Anwendung im wissenschaftlichen Arbeitsprozess eingeführt. Das Hauptziel bestand darin, Kompetenzen nicht nur auf der Ebene der Tools, sondern auch in Bezug auf die Denkweise und den reflektierten Einsatz der Tools zu fördern. Ab dem Sommersemester 2025 müssen alle studentischen Abschlussarbeiten eine Erklärung zur KI-Nutzung enthalten. Diese Dokumentationspflicht basiert auf einem strukturierten Formular, das aus dem „COGNISANCE“-Framework von GIMPEL et al. (2022) adaptiert wurde. Das Formular verlangt von den Studierenden:

- zu bestätigen, dass sie die Richtigkeit der KI-generierten Ergebnisse überprüft haben.
- zu bestätigen, dass die Verantwortung für die Arbeit beim Autor verbleibt.
- die für bestimmte Aktivitäten verwendeten spezifischen Werkzeuge detailliert anzugeben (z. B. „Ideenfindung“, „Literaturrecherche“).

Nachfolgende Abbildung veranschaulicht die Struktur des verwendeten Dokumentationsformulars.

Erläuterung zur Nutzung von generativen KI-Tools			
1. Veranlassender Umgang mit KI-Tools Beziehen Sie die folgenden Aussagen:			
Aussagen zum verantwortungsvollen Umgang mit KI-Tools Ich habe mich mit dem Argument, dass die von den KI-Tools generierten Ergebnisse korrekt sind, oder (schon) gar wenn offensichtlich (sicherlich) falsch. Ich/ wir erkennen an, dass die Verantwortung für die Arbeit bei jeder Antwort liegt, nicht bei den KI-Tools oder einer anderen Person.		Beurteilung Ja ☐ ☐	
2. Deutliche Tätigkeiten, für die KI-Tools genutzt werden Geben Sie an, wofür Sie KI-Tool für welche Tätigkeit genutzt haben. Hinweis: Die in nachfolgender Tabelle aufgeführte Angabe der KI-Tool enthält nicht ein allgemeines, abstraktes, sondern die Beschreibung der Verwendung im Rahmen der tatsächlichen Ausführung der Arbeit.			
Aktivität	Beschreibung	Verwendete KI-Tool (falls zuzufügen)	Beschreibung der Nutzung der KI-Tool (jezt der Nutzung, kurzformelhaft, Abgrenzung der Arbeit, etc.)
Identifizierung & Kategorisierung	- Entwicklung von Ideen, Design, Strategien und Konzeption - Erstellung von Texten, Tabellen, Diagrammen, Präsentationen, etc. - Entwicklung von Software, etc.	☐	☐
Unterstützung & Analyse	- Suche nach relevanten Informationen - Überprüfung von Daten, Texten, etc. - Generierung von Zusammenfassungen von Texten, etc.	☐	☐
Methodik	- Suche nach neuer, geeigneter Methoden - Entwicklung von Anpassungen der Methoden an die Forschungsfrage	☐	☐
3. Ergebnisse und Diskussion Geben Sie an, wofür Sie KI-Tool für welche Tätigkeit genutzt haben. Hinweis: Die in nachfolgender Tabelle aufgeführte Angabe der KI-Tool enthält nicht ein allgemeines, abstraktes, sondern die Beschreibung der Verwendung im Rahmen der tatsächlichen Ausführung der Arbeit.			
Aktivität	Beschreibung	Verwendete KI-Tool (falls zuzufügen)	Beschreibung der Nutzung der KI-Tool (jezt der Nutzung, kurzformelhaft, Abgrenzung der Arbeit, etc.)
Identifizierung & Kategorisierung	- Entwicklung von Ideen, Design, Strategien und Konzeption - Erstellung von Texten, Tabellen, Diagrammen, Präsentationen, etc. - Entwicklung von Software, etc.	☐	☐
Unterstützung & Analyse	- Suche nach relevanten Informationen - Überprüfung von Daten, Texten, etc. - Generierung von Zusammenfassungen von Texten, etc.	☐	☐
Methodik	- Suche nach neuer, geeigneter Methoden - Entwicklung von Anpassungen der Methoden an die Forschungsfrage	☐	☐

Abb. 1: Erfassungsformular zum Einsatz von KI-Werkzeugen in studentischen Arbeiten (vgl. GIMPEL et al., 2022)

4 Ergebnisse: Nutzungsmuster im Detail

4.1 Einsatz von KI-Tools im wissenschaftlichen Arbeitsprozess

ChatGPT als generalistisches Rückgrat für alle Aufgaben: ChatGPT fungiert als universelles Basiswerkzeug. Über die gesamte Kohorte hinweg nutzten fast alle Master-Studierenden (16 von 17) ChatGPT in mindestens einer Phase. Auch im Bachelor-Bereich ist die Dominanz eklatant: 36 von 44 Studierenden setzten ChatGPT explizit in der frühen Phase der „Ideenfindung & Konzeptualisierung“ ein, um Forschungsfragen zu schärfen oder Gliederungen zu entwerfen. Qualitative Rückmeldungen bestätigen, dass das Tool hier primär als kognitiver Sparringspartner („Brainstorming“, „Strukturierungsvorschläge“) und zur Überwindung von Schreibblockaden dient.

Weitgehend unreflektierter Einsatz weniger Tools: Die empirische Auswertung bestätigt die Annahme einer starken Fokussierung auf wenige, etablierte Anwendungen, was auf eine begrenzte Methodenkompetenz der Studierenden hindeutet. In fast allen Phasen des Arbeitsprozesses dominiert ChatGPT als allgegenwärtiges Standardwerkzeug, wobei 36 von 44 Bachelor-Studierenden es bereits in der Ideenfindung und alle 22 nutzenden Studierenden in der Interpretationsphase einsetzten. Diese Hegemonie des Generalisten ist kritisch zu bewerten, da für spezifische wissenschaftliche Aufgaben – etwa die Literaturrecherche oder Validierung – oft leistungsfähigere Spezialtools existieren (z. B. Elicit, Scite), diese aber kaum genutzt wurden (z.B. nur eine Nennung für Scite im Master-Bereich). Abgesehen vom „Linguistischen Shift“ hin zu DeepL verbleiben die meisten Studierenden somit in der Komfortzone einer einzigen Plattform, anstatt die für die jeweilige Aufgabenstellung qualitativ hochwertigste Lösung zu wählen.

4.2 Reflexion des Einsatzes von KI-Tools

Geringes Wissen über Anwendungsbereiche spezifischer Tools: Die Auswertung der Nutzungsmuster offenbart signifikante Wissenslücken hinsichtlich der spezifischen Anwendungsbereiche verschiedener KI-Werkzeuge. Obwohl für komplexe wissenschaftliche Arbeitsschritte wie Literaturrecherche oder Coding hochspezialisierte Tools existieren (z. B. Scite für Zitationsanalysen oder Github Copilot für Programmierung), greift die überwiegende Mehrheit der Studierenden fast reflexartig auf ChatGPT zurück. So nutzten beispielsweise im Master-Datensatz nur einzelne Personen dedizierte Recherche-Tools wie Elicit oder Scite, während der Großteil auch hier auf den Generalisten vertraute. Dies deutet darauf hin, dass vielen Studierenden das Bewusstsein für die Existenz und den Mehrwert aufgabenspezifischer KI-Lösungen fehlt und die Tool-Auswahl eher durch Bekanntheit und Bequemlichkeit als durch fachliche Eignung bestimmt wird.

Geringe Reflexion der eigenen KI-Anwendung und ihrer Qualität: Korrespondierend mit der eingeschränkten Tool-Auswahl zeigt sich vielfach eine mangelnde

kritische Distanz zur Qualität der KI-Outputs. Die qualitative Analyse der Selbstdeklarationen legt nahe, dass die Anwendung oft pragmatisch („Text umschreiben“, „Gliederung erstellen“) und weniger methodisch-reflektiert erfolgt. Insbesondere in sensiblen Phasen wie der Methodik oder der Interpretation verlassen sich Studierende stark auf die Plausibilität der von ChatGPT generierten Inhalte, ohne systematische Validierungsschleifen durch Zweit-Tools oder Primärquellen ausreichend zu dokumentieren. Der „Human-in-the-Loop“-Ansatz wird zwar proklamiert, die tatsächliche Nutzungspraxis lässt jedoch befürchten, dass die KI oft als Autoritätsinstanz akzeptiert wird, anstatt sie als fehlbares Werkzeug zu begreifen, dessen Ergebnisse einer rigorosen wissenschaftlichen Prüfung bedürfen.

4.3 Differenzierter Methodeneinsatz in den unterschiedlichen Phasen des wissenschaftlichen Arbeitsprozesses

Eine detaillierte Aufschlüsselung des Arbeitsprozesses verdeutlicht im Folgenden, wie sich die Tool-Nutzung über die verschiedenen Phasen der wissenschaftlichen Arbeit erstreckt und an welchen Stellen sich – trotz der beschriebenen Dominanz von Generalisten – spezifische Anwendungsmuster und Werkzeug-Konstellationen herauskristallisieren.

<i>Phase</i>	<i>Eingesetzte KI-Tools</i>
Ideenfindung und Konzeptualisierung	In der Ideenfindung ist vor allem <i>ChatGPT</i> das Tool der Wahl. 36 von 44 Studierenden wählten das Tool für die Erstellung von Gliederungen oder die Entwicklung von Forschungsideen.
Literaturrecherche und -analyse	In der Literaturrecherche und -analyse setzten 9 Bachelor-Studierende gezielt <i>NotebookLM</i> ein, um Dokumente zusammenzufassen und auszuwerten, während andere Tools wie <i>Elicit</i> , <i>SciSpace</i> oder <i>Consensus</i> zur Auffindung von Literatur genutzt wurden. Auch in der Datenerhebung zeigt sich technologische Diversität: Für die Transkription von Interviews (Qualitative Forschung) nutzten 7 Studierende spezialisierte Tools wie <i>TurboScribe</i> , ergänzt durch <i>GoodTape</i> oder <i>MAXQDA</i> . Der „One-Tool-Fits-All“-Ansatz wird somit durch kompetente, aufgabenspezifische Werkzeugketten ersetzt.
Methodik	In dieser Phase griffen etwa ein Drittel der Bachelor-Studierenden (15 von 44) auf KI-Unterstützung zurück. Dabei diente <i>ChatGPT</i> als dominantes Werkzeug, um geeignete Methoden zu identifizieren oder an die Forschungsfrage anzupassen. Ergänzend kam vereinzelt <i>Perplexity</i> für methodische Recherchen zum Einsatz, während KI in den untersuchten Masterarbeiten in diesem Bereich kaum eine dokumentierte Rolle spielte.
Coding	Die Nutzung war in diesem Bereich gering, da nur 6 der 44 Bachelor-Studierenden KI für Programmieraufgaben einsetzten. Wenn Unterstützung gesucht wurde, fungierte fast ausschließlich <i>ChatGPT</i> als Hilfe beim Erstellen und Debuggen von Code, wobei vereinzelt auch <i>Grok</i> verwendet wurde. Bei den Masterarbeiten wurde in dieser Phase keine KI-Nutzung dokumentiert.
Datenerhebung und -analyse	Hier zeigt sich ein deutlicher Trend zur Spezialisierung. Während <i>ChatGPT</i> mit 17 Nennungen im Bachelor-Bereich weiterhin häufig für allgemeine Analysen genutzt wurde, kamen für spezifische Aufgaben wie die Transkription und qualitative Analyse vorwiegend Fach-Tools wie <i>TurboScribe</i> , <i>GoodTape</i> und der <i>AI Assist von MAXQDA</i> zum Einsatz. Auch im Master-Bereich ließen sich Studierende bei der Datenerhebung teilweise von <i>Copilot</i> und <i>GoodTape</i> unterstützen.

Interpretation und Validierung	Diese Phase ist stark durch Generalisten geprägt. Alle 22 Bachelor-Studierenden, die hier KI einsetzten, nutzten <i>ChatGPT</i> zur Interpretation von Ergebnissen oder zur Ableitung von Implikationen. Zur Validierung der Inhalte wurden ergänzend Tools wie <i>Perplexity</i> und <i>DeepSeek</i> herangezogen, während im Master-Bereich kaum eine Nutzung in dieser Phase dokumentiert wurde.
Strukturierung und Planung des Textes	KI fungiert in dieser Phase oft als „Architekt“ der Arbeit. <i>ChatGPT</i> war das vorherrschende Instrument für Gliederungsvorschläge und die Entwicklung eines „roten Fadens“. Daneben kamen auch <i>Copilot</i> , <i>NotebookLM</i> und <i>DeepSeek</i> zum Einsatz, um die Strukturierung der Inhalte zu unterstützen.
Generierung des Textes	Rund 60 % der Bachelor-Studierenden (26 von 44) ließen sich bei der Erstellung von Roh-Texten unterstützen, wobei <i>ChatGPT</i> das am häufigsten genutzte Werkzeug war. Für spezifische Formulierungen oder textbasierte Generierungen aus Quellen griffen die Studierenden zudem auf <i>DeepL Write</i> und <i>NotebookLM</i> zurück.
Übersetzung von Text	Sobald der Prozess hohe sprachliche Präzision erfordert, sinkt das Vertrauen in generalistische LLMs. Ein klares Muster zeigt sich bei der Übersetzung: Von den 40 Bachelor-Studierenden, die KI für Übersetzungsaufgaben nutzten, griffen 31 auf spezialisierte Tools wie <i>DeepL (Write/Translator)</i> zurück, während <i>ChatGPT</i> hier in den Hintergrund trat. Ähnliches zeigt sich im Master: 9 von 14 Nutzenden bevorzugten <i>DeepL</i> . Die Studierenden treffen hier eine bewusste Qualitätsentscheidung für spezialisierte Modelle, um den akademischen Tonfall zu wahren.
Überprüfung und Editierung des Textes	Dies ist die Phase mit der höchsten Nutzungsdichte, in der 39 von 44 Bachelor- und 16 von 17 Master-Studierenden auf KI vertrauten. Während <i>ChatGPT</i> primär für das Korrekturlesen und inhaltliches Feedback genutzt wurde, etablierte sich <i>DeepL Write</i> als dominantes Spezialwerkzeug für den stilistischen Feinschliff. Ergänzend kamen <i>Grammarly</i> , der <i>Duden Mentor</i> und <i>QuillBot</i> zum Einsatz, was verdeutlicht, dass Studierende hier oft den inhaltlichen Check durch LLMs mit der sprachlichen Präzision spezialisierter Tools kombinieren.

Quellenverwaltung	In diesem Bereich vertrauen Studierende weniger auf generative Sprachmodelle, sondern primär auf etablierte Literaturverwaltungssoftware. <i>Citavi</i> und <i>Zotero</i> waren hier die führenden Anwendungen, während <i>ChatGPT</i> nur vereinzelt für Formatierungsfragen oder Formatierungsaufgaben genutzt wurde.
--------------------------	---

4.4 Fazit

Die Gegenüberstellung der Untersuchungsergebnisse mit den Vorannahmen führt zu folgendem Fazit hinsichtlich der studentischen KI-Nutzung:

- Die Nutzung von KI-Tools durch Studierende erfolgt weitgehend unreflektiert**

Diese Proposition bestätigt sich teilweise: Während der bewusste Wechsel zu DeepL für sprachliche Präzision eine gewisse Reflexion zeigt, deutet die Dominanz von ChatGPT in sensiblen Phasen wie der Methodik und Interpretation weiterhin auf eine mangelnde Tiefe in der kritischen Auseinandersetzung hin.
- Es werden nur sehr wenige Tools genutzt**

Die Auswertung belegt eine starke Konzentration auf wenige „Platzhirsche“ (primär ChatGPT und DeepL), während spezialisierte Forschungstools (z. B. für Literaturmapping oder Coding) nur von einer kleinen Minderheit der Studierenden explizit eingesetzt werden.
- Die Studierenden berücksichtigen den Einfluss auf ihren akademischen Arbeitsprozess und dessen Qualität beim Einsatz von KI-Tools nicht**

Die Daten legen nahe, dass Studierende KI vorwiegend effizienzgetrieben zur Beschleunigung der Textproduktion und Ideenfindung nutzen, dabei jedoch die potenziellen Risiken für die wissenschaftliche Qualität – etwa durch fehlende Validierungsschleifen generierter Inhalte – oftmals vernachlässigen.

- **Die Studierenden besitzen nur limitiertes Wissen über die Einsatzbereich von KI-Tools. Die Auswahl der Tools passiert eher zufällig, weniger bewusst nach Eignung der Tools für die spezifische Aufgabe**
Die Allgegenwart von ChatGPT in fast allen Arbeitsphasen indiziert, dass vielen Studierenden das Wissen über passgenaue Speziallösungen fehlt und die Tool-Wahl stärker durch allgemeine Bekanntheit als durch einen fachlich begründeten „Task-Technology-Fit“ bestimmt wird. Ob sich bei längerem Einsatz und höherer AI-Literacy die Qualität des Tooleinsatzes verbessert, wird sich bei der geplanten Längsschnittstudie zeigen.

5 Relevanz, Ausblick und Implikationen für die Lehre

Die Ergebnisse der Untersuchung zeigen, dass die Kombination aus Richtlinien, Training und Dokumentation dazu beiträgt, Unsicherheiten im Umgang mit KI-Tools bei Studierenden und Lehrenden zu verringern. Durch die Verschränkung von klaren Richtlinien, begleitenden Schulungsangeboten und einer verpflichtenden Dokumentation konnte die bestehende Unsicherheit im akademischen Umgang mit KI-Tools sowohl aufseiten der Studierenden als auch der Lehrenden reduziert werden. Die Dokumentationspflicht erwies sich dabei nicht nur als formales Erfordernis, sondern fungierte auch als didaktisches Instrument, das eine kritische Selbstreflexion über den eigenen Arbeitsprozess und die Eigenständigkeit der erbrachten Leistung anstößt.

Für die hochschulische Lehre ergeben sich daraus konkrete Handlungsfelder: Die Vermittlung von reinen Anwendungskennntnissen einzelner Tools reicht nicht mehr aus. Stattdessen rückt die Ausbildung einer umfassenden ‚Workflow-Kompetenz‘ in den Fokus der Curricula. Dies bedeutet, dass Studierende befähigt werden müssen, die spezifischen Stärken und Limitierungen unterschiedlicher KI-Systeme zu erkennen. Studierende müssen befähigt werden, komplexe ‚Tool-Stacks‘ zielgerichtet zu orchestrieren und die Ergebnisse verschiedener KI-Anwendungen im Kontext ihrer

spezifischen Stärken und Schwächen zu validieren. (vgl. BARRETT und PACK, 2023; LI und WU, 2025; LINGARD, 2023)

Im Ausblick steht nun die evidenzbasierte Weiterentwicklung des Frameworks im Zentrum. Die empirischen Daten der ersten Kohorte erlauben es, die ‚AI Usage Declaration‘ sowie die begleitenden Schulungsunterlagen präzise an das tatsächliche Nutzungsverhalten anzupassen. Um diese Best Practices institutionell zu verankern, wird das adaptierte Framework aktuell in das Hochschulkollegium eingebracht. Ziel ist es, einen universitätsweiten Standard für akademische Integrität im KI-Zeitalter zu etablieren, der disziplinübergreifend Verbindlichkeit schafft und faire Bewertungsmaßstäbe für alle Studierenden sichert. (vgl. LI und WU, 2025 und MAHA-PATRA, 2025)

6 Literaturverzeichnis

Barrett, A., Pack, A. (2023): Not quite eye to A.I.: student and teacher perspectives on the use of generative artificial intelligence in the writing process. In: *International Journal of Educational Technology in Higher Education* 20 (1). <https://10.1186/s41239-023-00427-0>.

Cotton, D. R. E.; Cotton, P. A.; Shipway, J. R. (2024): Chatting and cheating: Ensuring academic integrity in the era of ChatGPT. In: *Innovations in Education and Teaching International* 61 (2), S. 228–239. <https://10.1080/14703297.2023.2190148>.

Dergaa, I., Chamari, K., Zmijewski, P. & Ben Saad, H. (2023). From human writing to artificial intelligence generated text: examining the prospects and potential threats of ChatGPT in academic writing. In: *Biology of Sport*, early access. <https://doi.org/10.5114/biolSport.2023.125623>.

Gimpel, H., Dilger, P., Lämmermann, L. & Urbach, N. (2022). COGNISANCE: Declaration of Generative AI Tool Usage in Higher Education Tests.

Johnston, H., Wells, R. F., Shanks, E. M., Boey, T. & Parsons, B. N. (2024). Student perspectives on the use of generative artificial intelligence technologies in higher education. *International Journal for Educational Integrity*, 20(1). <https://doi.org/10.1007/s40979-024-00149-4>.

Kim, J., Yu, S., Detrick, R. & Li, N. (2025). Exploring students' perspectives on Generative AI-assisted academic writing. *Education and Information Technologies*, 30(1), 1265–1300. <https://doi.org/10.1007/s10639-024-12878-7>.

Li, H. & Wu, X. (2025). The use of generative AI tools in academic writing: a systematic review of research trends and thematic insights. *AI and Ethics*, 5(6), 5821–5840. <https://doi.org/10.1007/s43681-025-00827-0>.

Lingard, L. (2023). Writing with ChatGPT: An Illustration of its Capacity, Limitations & Implications for Academic Writers. *Perspectives on Medical Education*, early access. <https://doi.org/10.5334/pme.1072>.

Mahapatra, S. (2024). Impact of ChatGPT on ESL students' academic writing skills: a mixed methods intervention study. *Smart Learning Environments*, 11(1). <https://doi.org/10.1186/s40561-024-00295-9>.

Pan, J. (2025). Research on College Students' Attitudes and Usage Behavior Toward AI Writing Tools: A Case Study of ChatGPT. *JEER - Journal of Education and Educational Research*, 16(3), 262–267. <https://doi.org/10.54097/68neak70>.

Rodafinos, A. (2025). The Integration of Generative AI Tools in Academic Writing: Implications for Student Research. *SER - Social Education Research*, 250–258. <https://doi.org/10.37256/ser.6220256517>.

Zdravkova, K.; Ilijoski, B. (2026). Students' Perception of the Integration of GenAI in Academic Paper Assignment Preparation. In: Alvarez I., Arias-Oliva M., Dediu A.-H., Silva, N: *Ethical and Social Impacts of Information and Communication Technology*, Lecture Notes in Computer Science, 169–180. https://doi.org/10.1007/978-3-032-01429-0_15

Autor/innen



FH-Prof. Mag. Dr. Daniela FREUDENTHALER-MA-YRHOFFER || FH Oberösterreich, Fakultät für Wirtschaft und Management || Wehrgrabengasse 1-3, AT-4400 Steyr
www.fh-steyr.at
<https://pure.fh-ooe.at/de/persons/daniela-freudenthaler-ma-yrhofer>
daniela.freudenthaler-mayrhofer@fh-steyr.at



FH-Prof. Mag. Dr. Gerald PETZ || FH Oberösterreich, Fakultät für Wirtschaft und Management || Wehrgrabengasse 1-3, AT-4400 Steyr
www.fh-steyr.at
<https://pure.fh-ooe.at/de/persons/gerald-petz>
gerald.petz@fh-steyr.at



FH-Prof. Mag. Dr. Gerold WAGNER || FH Oberösterreich, Fakultät für Wirtschaft und Management || Wehrgrabengasse 1-3, AT-4400 Steyr
www.fh-steyr.at
<https://pure.fh-ooe.at/de/persons/gerold-wagner>
gerold.wagner@fh-steyr.at

Thomas WALA¹, Petra INWINKL (Wien)

KI-Assistenten in der Hochschullehre

Zusammenfassung

NotebookLM ist ein quellenbasierter KI-Assistent, der Studierende etwa beim Verfassen wissenschaftlicher Arbeiten oder bei der Vorbereitung auf (mündliche bzw. schriftliche) Prüfungen unterstützen kann. Der Beitrag zeigt anhand einer explorativen Fallstudie auf, wie ein mit NotebookLM erstellter KI-Assistent Studierende beim Lernen für eine Abschlussprüfung im Fach Kostenrechnung unterstützt.

Schlüsselwörter

KI-Assistenten, NotebookLM, Hochschullehre, Kostenrechnung

AI assistants in higher education

Abstract

NotebookLM is a source-based AI assistant that can help students with tasks such as writing academic papers or preparing for (oral or written) exams. Drawing on an exploratory case study, this article demonstrates how an AI assistant created using NotebookLM supports students as they study for a final exam in cost accounting.

Keywords

AI assistants, NotebookLM, higher education teaching, cost accounting

¹ E-Mail: thomas.wala@technikum-wien.at



1 Einleitung

Die Integration **Künstlicher Intelligenz** (KI) in die Hochschullehre hat mit der breiten Verfügbarkeit großer Sprachmodelle (Large Language Models – LLMs) eine disruptive Dynamik erfahren. (HÖFLER 2023) Auf LLMs basierende KI-Tools (z.B. ChatGPT, Gemini, Copilot etc.) ermöglichen heute die automatisierte Analyse, Strukturierung und didaktische Aufbereitung umfangreicher (digitalisierter) Wissensbestände. Dieser technologische Wandel zwingt Hochschulen dazu, bestehende Lehr- und Prüfungsformate grundlegend zu überdenken. (WALA & FELLEITNER-GOLL 2024; REYNA 2025)

Der vorliegende Beitrag untersucht den Einsatz eines **quellenbasierten KI-Assistenten** in der Hochschullehre. Anhand einer explorativen Fallstudie im Rahmen der Vorlesung „Kostenrechnung“ an der Universität Wien im Wintersemester 2025/26 wird aufgezeigt, welcher didaktische Mehrwert und welche Limitationen sich aus der Nutzung eines solchen KI-Assistenten für die studentische Prüfungsvorbereitung ergeben.

2 KI-Assistenten

In Bezug auf den Einsatz von generativen Sprachmodellen in Wissensarbeit und Bildung ist die Unterscheidung zwischen offenen und quellenbasierten KI-Assistenten von Bedeutung: (Mucci o.J.)

- **Offene KI-Assistenten** (Open-Domain Question Answering) arbeiten mit breiten, offenen Wissensbeständen, die aus umfangreichen Trainingskorpora aus dem Internet stammen. Sie verfügen über ein sehr großes, thematisch vielfältiges Weltwissen und sind in der Lage, kreative, flexible und neuartige Inhalte zu generieren. Gleichzeitig steigt jedoch das Risiko ungenauer oder erfundener Informationen, da die zugrunde liegenden Quellen nicht vollständig kontrolliert werden können. Offene Systeme sind besonders geeignet für Brainstorming-Zwecke oder die Beantwortung allgemeiner Wissensfragen, jedoch weniger nützlich für kontextspezifische oder sicherheitskritische Anwendungen.

-
- **Quellenbasierte KI-Assistenten** (Closed-Domain Question Answering) basieren auf definierten und kontrollierten Wissensquellen. Sie greifen ausschließlich auf interne Dokumente, kuratierte Datenbanken oder institutionell freigegebene Inhalte zurück. Dadurch zeichnen sie sich durch eine hohe Verlässlichkeit, Konsistenz und Nachvollziehbarkeit aus. Ihre Antworten sind weniger anfällig für Fehler oder Halluzinationen, da sie nur aus einer begrenzten, dafür aber geprüften Wissensbasis schöpfen. (SPANNAGEL 2025; HÖLLERICH et al. 2005; REYNA 2025; DOMMERUTH et al. 2025) Diese Systeme eignen sich besonders für Bereiche, in denen Präzision und Compliance entscheidend sind, etwa in Unternehmen, Behörden oder im Bildungswesen.

Der Einsatz von KI-Assistenten steht in engem Zusammenhang mit dem Konzept des **Cognitive Offloading**. Dieses beschreibt die Tendenz des Menschen, kognitive Aufgaben an externe Hilfsmittel auszulagern, um mentale Ressourcen zu schonen. KI-Assistenten bieten zahlreiche Möglichkeiten zur kognitiven Entlastung, indem sie Teile von Problemlösungsprozessen, wie etwa die Suche nach relevanten Informationen, das Auswerten von Daten oder das Strukturieren und Ausformulieren von Lösungsvorschlägen, übernehmen. (HÖFLER 2023) Allerdings kann auf diese Weise auch eine wachsende Abhängigkeit von KI-Werkzeugen entstehen, was sich negativ auf das kritische Denkvermögen und die Problemlösungskompetenz ihrer Benutzer/innen auswirken kann (sog. **Deskilling**). (Reinmann 2023) Gerade im Hochschulsektor ist eine reflektierte Nutzung von KI-Assistenten entscheidend, um von deren Stärken zu profitieren, ohne gleichzeitig die eigenen kognitiven Fähigkeiten sträflich zu vernachlässigen. (WALA 2024; Hummel & Donner 2023; HÖLLERICH et al. 2005)

3 NotebookLM

NotebookLM ist ein quellenbasierter KI-Assistent von Google, welcher ausschließlich mit den von der/vom Benutzer/in selbst zur Verfügung gestellten Materialien bzw. Quellen arbeitet.

Mit der kostenlosen Basisversion von NotebookLM können maximal 100 Notebooks angelegt werden, denen man jeweils bis zu 50 Quellen (mit jeweils bis zu 500.000 Wörtern) hinzufügen kann. Wenn man ein Upgrade auf die kostenpflichtige Pro-Version durchführt, erhöht sich die maximale Anzahl an Notebooks auf 500, denen dann jeweils bis zu 300 Quellen hinzugefügt werden können (Stand Mai 2026).

In ein Notebook können u.a. folgende Arten von Quellen integriert werden: PDF-Dateien, Textdateien (z.B. MS Word, Google Docs), Audiodateien (z.B. MP3), Videodateien (z.B. MP4), Websites (z.B. Wikipedia) etc.

Ein/e Hochschullehrer/in kann ihre/seine Unterrichtsmaterialien (z.B. Vorlesungsskriptum, Präsentationsfolien, Musterklausuren etc.) in ein Notebook hochladen und dieses über einen Internet-Link mit ihren/seinen Studierenden teilen.² Die Studierenden können dieses Notebook in der Folge als persönlichen Lernassistenten nutzen und sich von diesem beispielsweise schriftliche Zusammenfassungen erstellen und Verständnisfragen beantworten lassen.³ (siehe auch SCHMOHL et al. 2019)

4 Kore-Bot

Die Autorin und der Autor erprobten den Einsatz eines quellenbasierten KI-Assistenten im Rahmen der Vorlesung Kostenrechnung im Wintersemester 2025/26. Zu diesem Zweck wurde in NotebookLM ein Notebook namens „**Kore-Bot**“ eingerichtet (siehe Abb. 1). Die in den Kore-Bot hochgeladenen Materialien (u.a. ein Lehr-

² Die Studierenden müssen dazu über ein Google-Konto verfügen.

³ Beim **Teilen** eines Notebooks mit anderen Personen steht diesen als „Betrachter“ grundsätzlich nur die Chat-Funktion zur Verfügung. Möchte man anderen Personen Zugriff auf sämtliche Funktionen eines Notebooks gewähren, müssen diese als „Bearbeiter/innen“ eingestuft werden. Will man anderen Personen keine Bearbeitungsrechte einräumen, kann man ihnen z.B. über einen Cloud-Ordner sämtliche Quellen zur Verfügung stellen, damit diese in der Folge ein eigenes Notebook erstellen können.

buch, eine Beispielsammlung, mehrere Fachartikel, zahlreiche Lehrvideos etc.) wurden von der Autorin und/oder dem Autor selbst verfasst bzw. produziert und deckten den Prüfungsstoff der Vorlesung vollständig ab. Der Kore-Bot sowie die darin enthaltenen Quellen wurden den Studierenden gemeinsam mit einigen Prompting-Tipps circa vier Wochen vor der Abschlussprüfung über Internet-Links im Moodle-Kurs zur Lehrveranstaltung zugänglich gemacht.

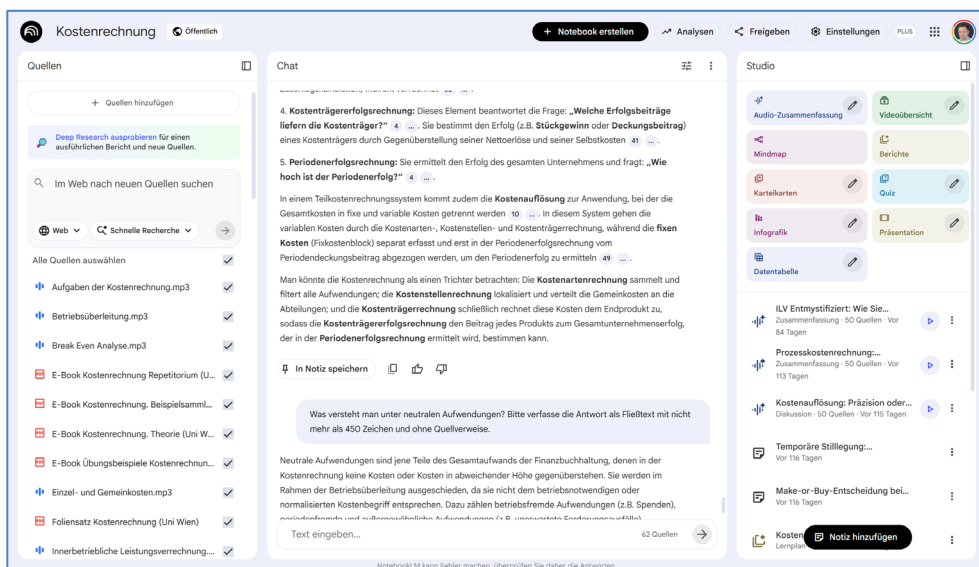


Abb. 1: Benutzeroberfläche von NotebookLM

Der Kore-Bot sollte die Studierenden als **persönlicher Lernassistent** bei der Vorbereitung auf die schriftliche Abschlussprüfung unterstützen. (siehe auch JADIN et al. 2025; SPANNAGEL 2025; SCHMOHL et al. 2019) Über die Chat-Funktion konnten die Studierenden Wissens- bzw. Verständnisfragen an den Kore-Bot richten. Auch die Erstellung schriftlicher Zusammenfassungen hochgeladener Quellen oder die Produktion von Audio-Podcasts oder Lernvideos zu bestimmten Themengebieten war möglich. Schließlich konnten sich die Studierenden vom Kore-Bot

Lernkarten, Quizfragen sowie Übungsbeispiele zur Lernfortschrittskontrolle generieren lassen. (REYNA 2025)

Der Einsatz des Kore-Bots sollte sowohl aus Studierenden- als auch aus Lehrendenperspektive mehrere **positive Effekte** erzeugen:

- **Nachvollziehbarkeit:** Jede vom KI-Assistenten produzierte Antwort bzw. Lernunterlage basiert ausschließlich auf den von der/vom Hochschullehrer/in zur Verfügung gestellten Materialien. Dies schließt Fehler im generierten Output weitestgehend – wenngleich nicht vollständig – aus. Die Nachvollziehbarkeit der Ergebnisse wird durch Verweise auf die entsprechenden Fundstellen in den hochgeladenen Quellen gewährleistet. (REYNA 2025)
- **Individualisierung:** Studierende könnten den KI-Assistenten gemäß ihrem eigenen Lerntempo sowie in Entsprechung ihrer spezifischen Wissenslücken nutzen. (HUMMEL & DONNER 2023; SPANNAGEL 2025; HÖLLERICH et al. 2005; SCHMOHL et al. 2019; REYNA 2025; DOMMERUTH et al. 2025)
- **Entlastung:** Wiederkehrende Verständnisfragen werden vom KI-Assistenten rund um die Uhr beantwortet. Studierende müssen somit nicht mehr auf eine Beantwortung ihrer Fragen durch die/den Vortragende/n im Moodle-Forum oder im Zuge des nächsten Präsenztermins warten. Dies führt gleichzeitig zu einer entsprechenden Entlastung der/des Vortragenden. (JADIN et al. 2025; SPANNAGEL 2025; HÖLLERICH et al. 2005; REYNA 2025)
- **Praxisrelevanz:** Es ist anzunehmen, dass KI-Assistenten, die mittels Fine-Tuning an die individuellen Anforderungen eines Unternehmens angepasst werden, in der nächsten Zeit stark an Bedeutung gewinnen werden. (SAILER & ENGEL 2025) Insofern leistet das Lernen mit dem Kore-Bot auch einen Beitrag zum Erwerb einer wichtigen Zukunftskompetenz.
- **Privatsphäre:** Die in NotebookLM hochgeladenen Quellen können nur von der/vom Ersteller/in des Notebooks sowie Personen, mit denen das Notebook geteilt wurde, eingesehen werden. Google verwendet die Notebook-Inhalte nicht für das Training seiner generativen KI-Modelle (Stand Mai 2026).

Die Leistungsfähigkeit und der potenzielle Nutzen des Kore-Bots für Studierende soll anhand eines konkreten Anwendungsfalls skizziert werden. (siehe auch LEITNER-HANETSEDER et al. 2025; HÖLLERICH et al. 2005) Dabei hat ein/e Student/in Verständnisprobleme beim Thema „Mathematische Kostenauflösung“. Sie/Er nutzt deshalb die **Chat-Funktion** des Kore-Bots und gibt dort folgenden Prompt ein:

„Erstelle eine kurze und leicht verständliche Zusammenfassung des Themas "Mathematische Kostenauflösung". Die Zusammenfassung soll auch ein Rechenbeispiel samt Lösung enthalten.“

Wie verlangt skizziert der Kore-Bot in seiner Antwort den Zweck der mathematischen Kostenauflösung und erklärt das konkrete Vorgehen anhand eines Beispiels:

Mathematische Kostenauflösung (Zweipunktverfahren)

Konzept und Ziel Die mathematische Kostenauflösung dient dazu, Gesamtkosten (meist Gemeinkosten) in ihre **fixen** und **variablen** Bestandteile aufzuspalten 1 2. Dies ist für kurzfristige operative Entscheidungen (z. B. Annahme eines Zusatzauftrags) essenziell, da hierfür nur die variablen Kosten relevant sind 1 3. Das Verfahren unterstellt einen **linearen Kostenverlauf** 5 4.

Vorgehensweise Man benötigt zwei Wertepaare aus unterschiedlichen Perioden, bestehend aus der Beschäftigung (Menge x) und den dazugehörigen Gesamtkosten (GK) 7 8.

1. **Variable Stückkosten (k_v) berechnen:** Die Differenz der Kosten wird durch die Differenz der Mengen geteilt ($k_v = \frac{GK_2 - GK_1}{x_2 - x_1}$) 7 9.
2. **Fixkosten (FK) bestimmen:** Von den Gesamtkosten einer Periode werden die darin enthaltenen variablen Kosten abgezogen ($FK = GK - k_v \cdot x$) 8 10.
3. **Kostenfunktion aufstellen:** Die Formel lautet $GK = FK + k_v \cdot x$ 6 11.

Rechenbeispiel: Industriebetrieb

Ein Betrieb dokumentiert folgende Werte für zwei Jahre 9 12:

- **Jahr 1:** 500 Stück produziert, Gesamtkosten 2.000 €
- **Jahr 2:** 1.000 Stück produziert, Gesamtkosten 3.000 €

Lösung und Kommentar:

- **Schritt 1 (k_v):** $\frac{3.000\text{€} - 2.000\text{€}}{1.000 \text{ Stk} - 500 \text{ Stk}} = \frac{1.000\text{€}}{500 \text{ Stk}} = 2\text{€ pro Stück}$ 12 13.
◦ *Kommentar:* Jedes zusätzlich produzierte Stück erhöht die Kosten um genau 2 €.
- **Schritt 2 (FK):** $3.000\text{€} - (2\text{€/Stk} \cdot 1.000 \text{ Stk}) = 1.000\text{€ Fixkosten}$ 14 15.
◦ *Kommentar:* Diese Kosten fallen auch an, wenn gar nichts produziert wird (Beschäftigung = 0).
- **Ergebnis:** Die Kostenfunktion lautet $GK = 1.000 + 2 \cdot x$ 14 16.

Wichtiger Hinweis: Da dieses Verfahren nur auf zwei Datenpunkten basiert, können "Ausreißer" das Ergebnis stark verzerren. Für präzisere Analysen nutzt man stattdessen die **statistische Kostenauflösung** (Regressionsanalyse), die viele Wertepaare einbezieht 16 17.

Abb. 2: Chat-Antwort

Die Antwort des Kore-Bots (siehe Abb. 2) weist weder in punkto Richtigkeit noch in punkto Nachvollziehbarkeit Mängel auf und ist insofern als Lernhilfe durchaus geeignet.⁴

5 Datenerhebung und Ergebnisse

Die Studierenden der Lehrveranstaltung Kostenrechnung wurden eingeladen, bis zum Prüfungstermin einen kurzen **Online-Fragebogen** auszufüllen. Mit diesem Fragebogen wurden die studentische Nutzungsintensität des Kore-Bots sowie die im Zuge der Nutzung gemachten Erfahrungen erhoben. Zur Steigerung der Rücklaufquote erhielten die an der Befragung teilnehmenden Studierenden fünf Bonuspunkte für die Klausur (maximal 60 Punkte). Von den insgesamt rund 50 Studierenden nahmen 29 an der Befragung teil.

Aus der nachfolgenden Abb. 3 ist ersichtlich, dass am 27. Jänner 2026, dem Tag vor der Abschlussprüfung, 9 Studierende insgesamt 70 Fragen bzw. Anweisungen an den Kore-Bot richteten. An den davorliegenden Tagen war die Nutzungsfrequenz etwas geringer.

⁴ Wenn Zweifel an der Richtigkeit einer Berechnung bestehen, kann die/der Benutzer/in auf die Schaltfläche „Erklären“ klicken. Der KI-Assistent überprüft dann seine Antwort nochmals und stellt diese gegebenenfalls richtig.

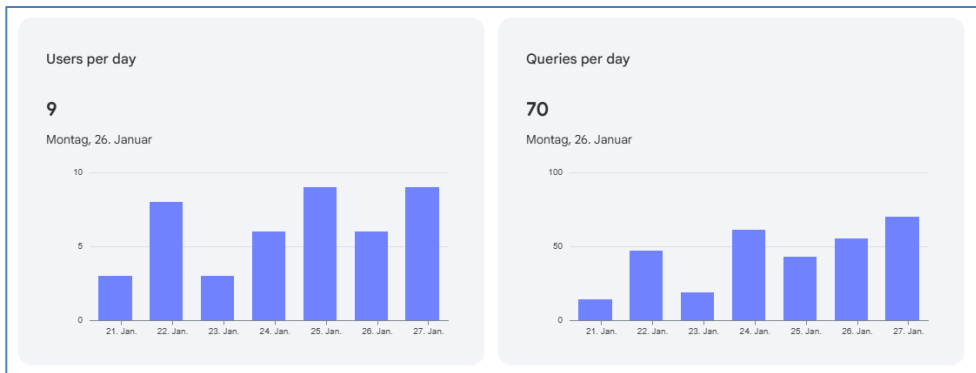


Abb. 3: NotebookLM Analytics

Aus der nachfolgenden Abb. 4 ist ersichtlich, dass fast alle (28 Studierende) an der Befragung teilnehmenden Studierenden die Chat-Funktion des Kore-Bots nutzten und mit dieser Funktion sehr gute (17 Studierende) oder zumindest gute (11 Studierende) Erfahrungen machten. Am zweithäufigsten (22 Studierende) nutzten die Studierenden die Berichtsfunktion des Kore-Bots, wobei auch bei dieser Funktion nur sehr gute (14 Studierende) oder gute (8 Studierende) Erfahrungen gemacht wurden. Von den abgefragten Funktionalitäten wurde die Erstellung von Audio-Podcasts am seltensten (8 Studierende) genutzt. Anzunehmen ist, dass sich Audio-Podcasts für ein Fach, bei dem im Rahmen der Abschlussprüfung ausschließlich Rechenaufgaben zu bearbeiten sind, nur mäßig eignen.

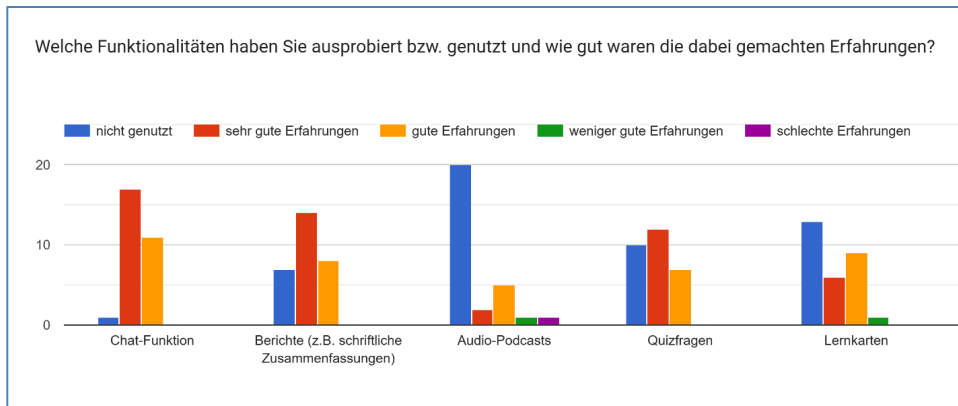


Abb. 4: Erfahrungen mit dem Kore-Bot

Abschließend sollten die Studierenden in einem kurzen Reflexionsbericht darlegen, welchen Nutzen sie aus der Verwendung des Kore-Bots für die Prüfungsvorbereitung ziehen konnten. Nachfolgend werden exemplarisch drei der durchwegs positiven Rückmeldungen wiedergegeben:

„Ich finde den Bot vor allem nützlich, um kurze Fragen beantwortet zu bekommen, die einem zu einem Thema oder einer Aufgabe einfallen. Z.B. konnte mir der Bot einen Step-by-step Plan zur Erstellung einer Plan-Geldflussrechnung mitsamt Beispiel und Lösungen geben, was sogar wirklich hilfreich war.“

„Ich habe mir ein Kapitel aus dem Theoriebuch zusammenfassen lassen und ein wenig mit dem CoreBot geschattet. Dabei hat alles gut funktioniert und er kann sehr hilfreich sein. Für die Prüfung bereite ich mich persönlich aber lieber mit den anderen Materialien vor.“

„gute antworten auf kursbezogene fragen. dauert aber bisschen damit der bot die fragen auch beantwortet aber sonst gut. die anderen tools besonders die lernkarten sind ein gutes feature für studierende um schnell den kurs wiederholen zu können.“

Abb. 5: Nutzeneinschätzung des Kore-Bots

6 Fazit

Erste studentische Rückmeldungen deuten darauf hin, dass der Einsatz eines quellenbasierten KI-Assistenten für das prüfungsvorbereitende Eigenstudium einen Mehrwert bieten kann. Studierende der Universität Wien nutzten in der Lehrveranstaltung Kostenrechnung einen von der Autorin und dem Autor eingerichteten KI-Assistenten als persönlichen Lerncoach, der auftretende Verständnisfragen rasch beantwortet und passgenaue Lernunterlagen zur Schließung individueller Wissenslücken bereitstellen kann.

Zentrale Voraussetzung für einen erfolgreichen Einsatz in der Hochschullehre ist dabei stets eine reflektierte didaktische Rahmung durch die/den Vortragende/n. (MARTIN 2023) Auf Seiten der Studierenden bedarf es der Kompetenz, die von einem KI-Assistenten generierten Ergebnisse kritisch zu hinterfragen und verantwortungsvoll weiterzuverwenden. (WALA 2024) Die Nutzung eines KI-Assistenten sollte keinesfalls als Ersatz, sondern vielmehr als Ergänzung einer kooperativen Stofferschließung innerhalb studentischer Lerngruppen verstanden werden.

Die Aussagekraft der vorliegenden Studie ist aufgrund ihres explorativen Charakters sowie der begrenzten Stichprobengröße limitiert. Insofern sollten zukünftige Forschungsarbeiten die vorgestellten Ergebnisse einer kritischen Überprüfung unterziehen. Der Nutzen quellenbasierter KI-Assistenten könnte beispielsweise mit einem experimentellen Forschungsdesign, bei dem der Prüfungserfolg einer Experimentalgruppe mit Zugriff auf einen KI-Assistenten mit dem Prüfungserfolg einer Kontrollgruppe ohne entsprechenden Zugriff verglichen wird, getestet werden.

7 Literaturverzeichnis

Dommeruth, M., Riesch, L. & Guedria, M. A. (2025). *Menschenzentrierter KI-Chatbot zur individuellen Bereitstellung vertrauenswürdiger Lerninhalte*. In Gesellschaft für Arbeitswissenschaft (Hrsg.), Arbeit 5.0. Menschenzentrierte Innovationen für die Zukunft der Arbeit. 71. GfA-Frühjahrskongress. Aachen, 25. März bis 27. März, S. 963–968.

Höfler, E. (2023). Kognitive Entlastung dank ChatGPT. *FNMA Magazin* (3), S. 35–37.

Höllerich, J., Hecht, A. & Chardonnens, P. (2005). Künstliche Intelligenz trifft Hochschullehre: Didaktische Innovationen aus dem Unterrichtsalltag. Von Chatbots bis zu Lernvideos: KI-gestützte Werkzeuge im Bildungsalltag. *die hochschullehre* 30 (11), S. 286–297.

Hummel, S. & Donner, M.-A. (2023). KI-Anwendungen in der Hochschulbildung aus Studierendenperspektive. *FNMA Magazin* (3), S. 38–40.

Jadin, T., Rami, U., Schwarz, S. & Buchinger, I. (2025). Die Rolle der Lehrenden im KI-gestützten Lehr-Lernprozess. *ZFHE* (SH-KI-1), S. 185–202.

Leitner-Hanetseder, S., Strobl, A. & Eisl, C. (2025). Assistenten in der Kostenrechnung: Eine empirische Analyse der Leistungsfähigkeit von generativer KI. *CFO Aktuell* 19 (6), S. 241–245.

Martin, A. (2023). Impulse für den Einsatz von KI in der Hochschullehre: Potenziale und Perspektiven. *FNMA Magazin* (3), S. 48–49.

Mucci, T. (o.J.). Was ist das Beantworten von Fragen? IBM.
<https://www.ibm.com/de-de/think/topics/question-answering>, zuletzt geprüft am 24.01.2026.

Reinmann, G. (2023). *Deskilling durch Künstliche Intelligenz? Potenzielle Kompetenzverluste als Herausforderung für die Hochschuldidaktik*. Berlin (Hochschulforum Digitalisierung, Diskussionspapier Nr. 25).

Reyna, J. (2025). *The Potential of Google NotebookLM for Teaching and Learning*. *eLearn 2025 Conference*. Bangkok, 13.10.2025. https://www.researchgate.net/publication/393965130_The_Potential_of_Google_NotebookLM_for_Teaching_and_Learning, zuletzt geprüft am 01.04.2026.

Sailer, U. & Engel, M. (2025). Generative KI im Controlling praktisch umsetzen. *Controlling & Management Review* 69 (4), S. 58–65.

Schmohl, T., Löffl, J. & Falkemeier, G. (2019). Künstliche Intelligenz in der Hochschullehre. In T. Schmohl & D. Schäffer (Hrsg.), *Lehrexperimente der Hochschulbildung. Didaktische Innovationen aus den Fachdisziplinen*. 2. Auflage. Bielefeld: wbv (TeachingXchange, 2), S. 117–122.

Spannagel, C. (2025). *Generative Künstliche Intelligenz als Lern- und Lehrbuddy*. In A. Bast-Schneider, C. Eckhardt-Kamps, K.-H. Dammer & H. Schön (Hrsg.), *KI und ChatGPT in Bildungskontexten. Theoretische Überlegungen und Beispiele aus der Praxis*. Heidelberg: Mattes (Diskurs Bildung. Schriftenreihe der Pädagogischen Hochschule Heidelberg, 67), S. 27–33.

Wala, T. (2024). Kritisches Denken im Zeitalter von KI-Bots & Co. *Wissensmanagement* (1), S. 28–30.

Wala, T.; Felleitner-Goll, Katharina (2024). Prüfungskultur im KI-Zeitalter. *zfh* 23 (3), S. 107–113.

Autor/innen



FH-Prof. Dr. Thomas WALA || FH Technikum Wien,
Kompetenzfeld Wirtschaft und Recht || Höchstädtplatz 6,
1200 Wien

<https://www.technikum-wien.at/>

thomas.wala@technikum-wien.at



Dr. Dr. Petra INWINKL || Universität Wien, Institut für
Rechnungswesen, Strategie und Innovation || Oskar-Morgenstern-Platz 1, 1090 Wien

<https://financial-accounting.univie.ac.at/team/dr-dr-petra-inwinkl/>

petra.inwinkl@univie.ac.at

**Sophie WIESINGER¹, Victoria WEINHAPPL, Lisa-Maria
PUTZ-EGGER, Anton EDTMEIER (Steyr)**

“Cybra” – A Gamified Approach to Enhancing Cyber Security in Inland Waterway Navigation Education

Abstract

Sustainable development policies highlight the importance of reducing CO₂ emissions, with transportation, responsible for 23% of European CO₂ emissions, being a key focus. The European Union has set ambitious targets like the “Green Deal”, which aims at a 90% reduction in transport-related greenhouse gas emissions by 2050, promoting a shift from road to more sustainable transport modes, such as inland waterways (IWT). However, logistics professionals often lack awareness of these alternatives. To address this, the Erasmus+ project 1S4IWT, aiming at enhancing education and training in the IWT sector, developed the “Cybra learning module,” an innovative gamified e-learning tool aimed at improving knowledge on cyber security within the IWT sector. The module, integrated into the ILIAS platform (INeS), provides interactive content, real-life cases, and self-assessment tasks to engage learners. A test run with 90 participants from multiple educational institutions revealed positive feedback, particularly regarding the module's balanced content structure, engaging design, and practical applicability. However, some content imbalances and platform limitations were identified and immediately addressed. This

¹ E-Mail: sophie.wiesinger@fh-steyr.at

paper presents the design, development, and evaluation of the “Cybra learning module” and discusses future improvements, including updates with emerging threats and exploring immersive technologies like AR/VR.

Keywords

Inland waterway education, gamified learning, cyber security, logistics education

1 Motivation & Background

Sustainable development policies emphasize the need for a cleaner, safer, and healthier environment to benefit current and future generations. Transportation, responsible for 23% of European CO₂ emissions (EUROPEAN COMMISSION, 2022), plays a critical role in achieving sustainability goals. The European Union has set ambitious targets like the “Green Deal”, which aims at a 90% reduction in transport-related greenhouse gas emissions by 2050, partly by shifting cargo transport from roads to more sustainable modes like railways and inland waterways (EUROPEAN COMMISSION, 2019), (SCHROTEN et al., 2019). However, achieving these goals requires informed decision-making by logistics managers, who often lack awareness of sustainable alternatives like rail and inland waterways, their applications, and benefits (DIRECTORATE-GENERAL FOR INTERNAL POLICIES, 2010) (BASK & RAJAHONKA, 2017).

Education is vital for equipping (logistics) students—the future decision-makers—with the knowledge and skills to implement sustainable practices (GRAVIER & FARRIS, 2008). Yet, significant gaps exist in logistics and supply chain education, with curricula often failing to address sustainable transportation (BREINBAUER et al., 2012). However, the need for highly qualified and motivated professionals can only be met if the educational principles and techniques used in education are suitable to encourage high potential (PUTZ & SCHAUER, 2014). Thus, besides curricula curricula-adaptations, innovative teaching materials in teaching inland waterway transport as a sustainable way of transportation, are needed.

This is where gamification plays a vital role: Literature shows that by incorporating game elements like points, competition, and feedback, gamification can foster active learning, change attitudes toward sustainability (PUTZ, 2018), and improve learning outcomes, like e.g. supported by (LIU, SANTHANAM & WEBSTER, 2017).

As an answer to these demands of the market, the “Cybra learning module” was developed as part of the Erasmus+ project 1S4IWT (Innovative Systems for Inland Waterway Transport) which lasted from 01/10/2022–31/01/2025 with partners including Ceronav (RO), University of Craiova (RO), Schiffer-Berufskolleg (DE), University of Zilina (SK), Stichting STC Group (NL), and University of Applied Sciences Upper Austria/Logistikum (AT). The project in general aims to enhance education and training in the inland waterway transport (IWT) sector by interconnecting e-learning platforms with the Inland Navigation eLearning System (INeS) using open standards. This facilitates sharing digital learning materials and tracking individual learning progress through badges or micro-credentials. Key objectives include creating a resilient and future-proof education system, fostering structured co-operation between education, industry, and social partners via a community of practice, and strengthening the IWT sector’s brand. The project encompasses four milestones: analyzing skills and legislation gaps in Rhine and Danube countries, updating vocational curricula with gamified content, designing a framework to integrate Learning Management Systems (LMS) with INeS, and establishing a professional learning community for trainers and IWT professionals.

As part of the second milestone, gamified new content, the “Cybra learning module” for enhancing “Cyber Security in Inland Waterway Navigation” was developed and is intended to be presented as a demonstrator at GAMIFIN 2025. Cyber Security has become a relevant, necessary teaching content due to an increase in cyber risks concerning the transport sector, and thus IWT (CAPROLU et al., 2020)

In the following, detailed information about the development, game design and evaluation of the “Cybra learning module” is given.

2 Game Design

2.1 Use of the ILIAS-platform

The "Cybra learning module" was established on a platform known as INeS (Inland Navigation eLearning System), which was developed by the association EDINNA (Education in Inland Navigation). The INeS platform is an integral component of the IS4IWT project, comprising multiple learning modules, one of which is dedicated to the subject of Cyber Security in IWT. INeS is a platform known as ILIAS, an open-source platform designed for use as a learning and training platform by universities, schools, companies, non-profit organizations, and public institutions. A distinguishing feature of ILIAS is its capacity to offer customized applications and designs. These applications can be tailored to provide learning materials in a structured manner, monitor learning progress, or administer online exams for certification purposes.

2.2 Overview of the Game Concept

The "Cybra learning module" has been developed to facilitate the acquisition of knowledge regarding cyber security within the IWT. The module starts with an introductory overview of cyber security, subsequently addressing content relevant to the IWT-field and providing guidance for the enhancement of cyber security standards at the operational and organizational levels in IWT. The module incorporates a foundation of theoretical concepts, real-life case scenarios, and online resources, including video materials, to facilitate a comprehensive learning experience. It incorporates regular self-assessment questions, derived from the module's theoretical framework, to assess the learner's comprehension and reinforce their knowledge.

The initial chapter provides a comprehensive overview of the subject of cyber security and its relevance for both present and future IWT scenarios. The chapter places particular emphasis on the requisite systems and equipment necessary for IWT.

The second chapter presents an overview of different threat actors, and the prospective risks associated with their activities. This chapter provides a comprehensive exposition of various cyber security events, supported by online videos and real-life examples.

The third chapter delves into the impacts of cyberattacks and the systems pertinent to inland navigation, encompassing their components, potential risks, and threat scenarios.

The fourth chapter focuses on mitigation measures, which must be implemented at an infrastructural, organizational, and personal level to ensure preparedness and prevent potential risks. The chapter also addresses the need for risk-assessment and the difference between incident handling and crisis management in the event of an attack.

The final chapter is dedicated to the analysis of cyber security risks, potential attacks, and mitigation measures for each relevant system in IWT and its specific components.

In order to increase the motivation to learn, a scenario was created, where a cyber security expert, seeming to be a friendly, nerd-like hacker and programmer, guides the learner through the content. This character, called “Cybra”, presents overviews of the topic, provides additional information, challenges the learners and motivates them through the experience.

2.3 The character of “Cybra”

The character of Cybra is designed to embody a female, androgynous hacker and programmer who has personally encountered cyber security threats and utilizes her expertise to address various subjects. This character is a recent addition to IWT, aiming to facilitate comprehension of cyber security concepts and their practical application within the IWT domain. Cybra fulfills a dual role, providing both information and response in the theoretical and practical components of the learning modules. To

guide the user through the learning experience visually as well as verbally, the character of Cybra was visualized using AI. The website perchance.org provides random generators for different applications, and with the prompt “tomboy” and several tries, the visualization of Cybra was created. The focus in creating Cybra was on facial expressions and gestures to vary responses to different situations. For example, the facial expressions and gestures are different in situations where Cybra is providing information than in situations where the user is faced with a self-check question or challenge.



Fig. 1: Cybra’s facial expressions and gestures: thinking, explaining and smiling

2.4 Interaction with the player

As the learners navigate through the learning module, Cybra attempts to establish a dialogue with the users to humanize the learning experience with direct speech and modern language. The language was chosen with the objective of facilitating the understanding of technical and specific content. To maintain user engagement, Cybra interacts with the learners by directly by open-ended questions or the presentation of “background” facts and information.

Cybra’s interaction is highlighted by a black bubble in the style of a programming interface, while other information is provided in different colored section boxes.

These sections are colored according to their content: e.g. potential risks in red colored section boxes, self-assessment questions or tasks in yellow colored section boxes (cf. Figure 2).

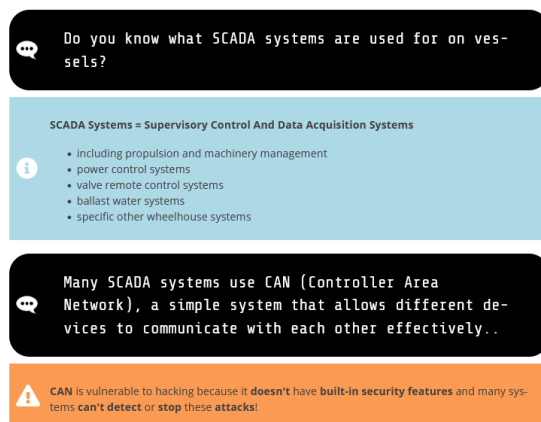


Fig. 2: example for dialogue and information presented by “Cybra”

The self-assessment questions are based on the theoretical input provided. The question types vary from multiple choice, definition and term matching, or interactive exercises.

Implementing Cybra’s dialogue concept in the questions means individual feedback on every task, distinguishing between correct and incorrect response. This design aims to motivate users to progress to subsequent questions or theoretical content. In the event of incorrect response, learners are provided with three attempts. Following the third attempt, the correct answer is provided as feedback to support the learning process (cf. Figure 3).

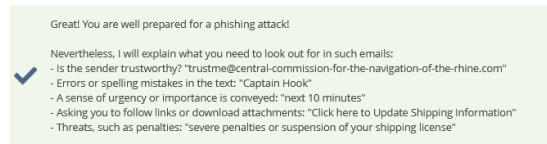


Fig. 3: example for responding to answered questions

In order to create a certain degree of tension during the self-assessment questions or tasks, another character is introduced in a subtle manner. This character, designated “Hacker”, claims to prevent the user from learning more about cyber security and also tests the learners’ confidence in the knowledge they have just acquired.

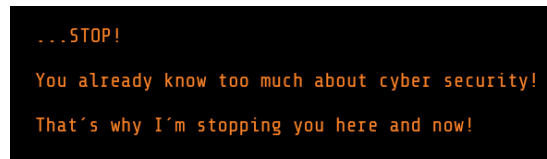


Fig. 4: example for intervention of the character “Hacker”

3 Development & Evaluation

3.1 Development Process

The learning module development process starting from April 2024 started with the conceptual phase, where the initial idea was structured into potential content for the learning module. Through research, the content was prepared in detail and organized into thematic chapters. The scenario of Cybra guiding through the modules was created, and first attempts were made to personify the character of Cybra. This stage of the concept was presented to the project consortium, who provided feedback and further input on the choice of topics. These contributions were then incorporated into the concept, initiating the visual design process. The conditions of the ILIAS platform provided a framework for the potential design, which could be implemented.

Based on this conditions, colored sections for different types of information were incorporated and the character of Cybra was given her own highlighted speech bubbles for dialogue with learners. The concept's emphasis on the Hacker character was also implemented.

Following the finalization of the content and design of the learning modules, user testing commenced in autumn 2024.

3.2 Data Collection and Analysis

The target audience for the learning modules is clearly defined as individuals working in inland navigation at operational and management levels. The focus is mainly on learners involved in an educational program but are also applicable to experienced users.

To enhance the attractiveness of the learning module to users, the cyber security module was subjected to a user testing process, which yielded valuable feedback. This feedback was gathered qualitatively through open-ended questions, and user comments noted done while testing the module.

The user testing phase with users from an educational IWT context was conducted from September to November 2024, with a total of 90 participants from six different project partner institutions and various levels of education.

Table 1: Institution and number of test users

Country	Institution	Nr. of Students
NL	Stichting STC Group	15
NL	Maritieme Academie Harlingen	23
SK	University of Zilina	11
GER	Schiffer-Berufskolleg RHEIN	19
RO	University of Craiova	12
RO	Ceronav Marit. Training Centre	10

4 Results & Analysis

The collection of user feedback led to improving and developing learning modules, and to enhancing their appeal. After a test run, feedback was provided by each of the institutions listed in Table1. The feedback given can be structured to the following categories: the structure of the learning module, language, content, self-check questions, and design.

A review of user feedback on the structure revealed an imbalance in the allocation of information across different topics. In response, a thorough review of the learning modules was conducted, leading to a refinement and balancing of the information presented. Language feedback mainly contained complaints concerning the incorrect translation of the internet browser used by the users during the tests. However, this problem falls outside the purview of the developers of the learning module. Some

administrative errors were identified in the self-check questions regarding the number of required and given answers. Additionally, the definition of the number of required answers was sometimes unclear. These errors were immediately corrected upon receipt of feedback. Feedback on the questions also included a suggestion to improve the number of attempts, proposing that a fixed number of attempts be made before the correct answer is displayed automatically. This recommendation was reviewed, discussed and subsequently incorporated into the self-check questions. In addition, direct feedback was provided to the user, accompanied by a hint to the correct answer. The design was rated quite positively; however, it was also the subject of certain criticism with reference to the overall design of the ILIAS platform, a limitation that could not be addressed due to restricted platform editing.

User feedback highlighted several key benefits of the learning module: a balanced structure from revised content distribution, improved usability through clearer self-check questions, and an engaging module design. Despite limitations in editing the ILIAS platform, test users appreciated the content variety, gamification, and overall usability. Specific criticisms were addressed, with improvements directly incorporated into the module on the ILIAS platform.

5 Discussion & Outlook

The development and evaluation of the gamified learning module “Cybra” demonstrated a certain progress in engaging users and improving and modernizing education on cyber security in Inland Waterway Transport (IWT). By incorporating gamification elements, the module made such a complex topic like cyber security more accessible for students and professionals.

The “Cybra” character and other interactive elements seemed to maintain user motivation. According to the received feedback, real-life cases and scenarios ensured practical applicability to the field of IWT.

However, the feedback highlighted several imbalances when it came to content depth, platform limitations, and issues with self-check questions, which have already been addressed right after the evaluation phase.

Future directions are a.) to regularly update the module with new cases, adapted to emerging threats and adding best practices, more specifically emphasizing on IWT-scenarios, b.) to enhance the learning tool by developing a final “escape game” for all learners to check upon their learning progress at the end of the module. It would furthermore be worth exploring multimedia tools like AR/VR to enrich the learning experience, c.) to advocate for a higher degree of customization option on the ILIAS platform, especially when it comes to integrating new technologies and accessibility, d.) to integrate regular feedback loops and evaluations to constantly refine and update content and design.

6 References

Bask, A. & Rajahonka, M. (2017). *The role of environmental sustainability in the freight transport mode choice: a systematic literature review with focus on the EU*. International Journal of Physical Distribution & Logistics Management, 47(7), 560–602.

Breinbauer, A., Buschbacher, H., Fohringer, A., Fritz, M. et al. (2012). *Empfehlungen für eine nachhaltige Aus- und Weiterbildung im intermodalen Güterverkehr*. Wien: Logotrans.

Caprolu, M., Di Pietro, R., Raponi, S., Sciancalepore, S. & Tedeschi, P. (2020). *Vessels Cybersecurity: Issues, Challenges, and the Road Ahead*. IEEE Communications Magazine, 58(6), 90–96. doi:10.1109/MCOM.001.1900632

Directorate-General for Internal Policies. (2010). *The Future of Sustainable Freight Transport and Logistics*. Brussels: European Parliament.

European Commission. (2019). *The European Green Deal*. Brussels.

European Commission. (2022). *EU Transport in Figures. Statistical Pocketbook*. p. 127.

Gravier, M. J. & Farris, M. T. (2008). *An analysis of logistics pedagogical literature: past and future trends in curriculum, content, and pedagogy*. *International Journal of Logistics Management*, 19(2), 233–253.

Liu, D., Santhanam, R. & Webster, J. (2017). *Towards meaningful engagement: a framework for design and research of gamified information systems*. *MIS Quarterly*, 41(4), 1011–1034.

Putz, L.-M. (2018). *Gamified Workshops to Create Awareness about Sustainable Transport*. Ph.D. thesis, Vienna University of Economics and Business, Austria.

Putz, L.-M. & Schauer, O. (2014). *How Education and Training May be Used to Increase Eco-friendly Transports*. In: *Proceedings of the 2nd International Conference on Complexity, Cybernetics, and Informing Science and Engineering* (pp. 409–414).

Schroten, A., van Essen, H., van Wijngaarden, L. et al. (2019). *Handbook on the external costs of transport*. Luxembourg: European Commission.

Authors



MMag. Sophie WIESINGER || University of Applied Sciences
Upper Austria - Logistikum || Wehrgrabengasse 1-3, 4400 Steyr,
Austria
<https://fh-ooe.at/campus-steyr>
sophie.wiesinger@fh-steyr.at



Victoria WEINHAPPL, BA || (former research assistant at) Uni-
versity of Applied Sciences Upper Austria - Logistikum || Wehr-
grabengasse 1-3, 4400 Steyr, Austria
<https://fh-ooe.at/campus-steyr>
victoria-weinhappl@fh-steyr.at



FH Prof. Dr. Lisa-Maria PUTZ-EGGER || University of Applied
Sciences Upper Austria - Logistikum || Wehrgrabengasse 1-3,
4400 Steyr, Austria
<https://fh-ooe.at/campus-steyr>
lisa-maria.putz-egger@fh-steyr.at



DI (FH) Anton EDTMEIER || University of Applied Sciences
Upper Austria || Wehrgrabengasse 1-3, 4400 Steyr,
Austria
<https://fh-ooe.at/campus-steyr>
anton.edtmeier@fh-steyr.at

Georg YVON¹ (Wels)

Vom passiven Konsum zur aktiven Interaktion: Erstellung innovativer MINT-Lehrunterlagen durch KI-gestütztes „Vibe-Coding“

Zusammenfassung

Die naturwissenschaftliche Hochschullehre (MINT) steht vor der ständigen Herausforderung, komplexe, abstrakte und dynamische Konzepte greifbar zu vermitteln. Traditionelle, statische Präsentationsformate stoßen hierbei oft an didaktische Grenzen. Dieser Beitrag stellt den Ansatz des „Vibe-Codings“ vor – die Erstellung hochgradig interaktiver, webbasierter Lernmaterialien durch den Einsatz generativer Künstlicher Intelligenz (KI) unter Verwendung natürlicher Sprache. Es wird aufgezeigt, wie Lehrende ohne tiefergehende Programmierkenntnisse in die Rolle von Regisseuren schlüpfen können, um adaptive, inklusiv gestaltete und didaktisch wertvolle Simulationen sowie Microlearning-Module zu entwickeln.

Schlüsselwörter

Vibe-Coding, HTML, Microlearning, Visualisierungen, interaktive Didaktik

¹E-Mail: georg.yvon@fh-wels.at

From Passive Consumption to Active Interaction: Creating Innovative STEM Teaching Materials by using AI

Abstract

The workshop addresses the transition from passive presentations to genuine, interactive STEM education through AI-supported "vibe coding". Educators describe desired learning modules in natural language, whereupon the AI generates the fully functional HTML code. These web modules are platform-independent, inherently accessible, and can be easily integrated into systems like Moodle. Abstract phenomena such as fractal geometry or physical double pendulums are made tangible for students through controllable simulations. Deep programming skills are no longer strictly necessary. The most important meta-skill for educators is now precise prompt engineering and iterative improvement in dialogue with the AI.

Keywords

Vibe Coding, HTML, microlearning, visualisations, interactive didactics

1 Einleitung; Die Grenzen statischer Vermittlung

Der Status quo der Hochschullehre ist in weiten Teilen noch immer von passivem Konsum geprägt. Textwüsten, statische Grafiken und unidirektionale Lehrmethoden binden die Aufmerksamkeit der Studierenden oft nicht mehr ausreichend. Oftmals wird versucht, klassische Foliensätze durch simple Animationen aufzuwerten, doch in der Praxis zeigt sich: Eine Folie wird nicht interaktiv, nur weil der Text tanzt.

Echte Interaktion erfordert tiefere kognitive Auseinandersetzung; passives Klicken ist nicht gleichbedeutend mit nachhaltigem Lernen. Besonders in den MINT-Fächern fehlt es häufig an begreifbaren Visualisierungen komplexer naturwissenschaftlicher

Themen. Die größten Hindernisse für Lehrende bei der Umsetzung solcher modernen Formate waren bisher die zeitlichen und technischen Ressourcen, um interaktive Elemente händisch zu programmieren.

2 Didaktische Rahmung: Active Learning und Multimedia-Lernen

Der didaktische Mehrwert interaktiver Lehrmaterialien ist in der Hochschulforschung eindeutig belegt. Die wegweisende Meta-Analyse von Freeman et al. (2014) verdeutlicht, dass „Active Learning“-Ansätze in MINT-Fächern die durchschnittlichen Prüfungsleistungen signifikant verbessern und die Durchfallquoten im Vergleich zum traditionellen Frontalunterricht um 55 % senken.

Parallel dazu postuliert Richard E. Mayers „Cognitive Theory of Multimedia Learning“ (2014), dass Lernende Informationen deutlich tiefergehend verarbeiten, wenn Text, Daten und interaktive Visualisierungen sinnvoll kombiniert werden. Die kognitive Belastung (Cognitive Load) kann durch selbstgesteuertes Erkunden (z. B. durch das Verändern von Parametern in einer Simulation) optimiert werden. Die technische Hürde, solche individuellen Lernumgebungen zu schaffen, wird nun durch Künstliche Intelligenz drastisch gesenkt.

3 Technologischer Paradigmenwechsel: „Vibe-Coding“ und HTML

Mit dem Aufkommen moderner Large Language Models (LLMs) wie ChatGPT, Claude oder Gemini ändert sich die Materialerstellung grundlegend. Der Prozess des sogenannten „Vibe-Codings“ ermöglicht es Lehrenden, in natürlicher Sprache zu beschreiben, was ein interaktives Lernmodul können soll. Die KI übernimmt dabei die komplette Syntax und Programmierlogik.

Das Endprodukt ist reiner HTML-Code, der universelle Standard des Internets. Dies bringt entscheidende Vorteile für die Hochschullehre mit sich:

- **Plattformunabhängigkeit:** Die Lernmaterialien laufen auf jedem Gerät direkt im normalen Webbrowser, völlig ohne teure Zusatzprogramme oder proprietäre Lizenzen wie PowerPoint.
- **Inklusion & Barrierefreiheit out-of-the-box:** Da alles webbasiert ist, können Funktionen wie Live-Übersetzungen in verschiedene Sprachen und Text-to-Speech (Vorlesefunktionen) nativ integriert werden.
- **Einfache Integration:** Eine generierte HTML-Datei enthält Struktur, Design und interaktive Logik und kann exakt so als Arbeitsmaterial in gängige Lernmanagementsysteme wie Moodle hochgeladen werden.

4 Praxisbeispiele: Komplexe Visualisierungen und Microlearning

Durch effektives Vibe-Coding lassen sich Konzepte realisieren, die zuvor ein eigenes Software-Entwicklungsteam erfordert hätten. Einige in der Praxis erprobte Showcases veranschaulichen das Potenzial:

Mathematik und Fraktale Geometrie: Die Visualisierung der Koch-Schneeflocke demonstriert Selbstähnlichkeit und exponentielles Wachstum. Ausgehend von einem simplen gleichseitigen Dreieck können Studierende über einen Schieberegler die "Spitzen-Regel" schrittweise anwenden. Die KI generiert ein Modul, in dem Lernende live beobachten, wie bereits auf Stufe 6 aus einer groben Form ein komplexes Fraktal aus über 12.000 winzigen Einzellinien wächst, das durch die HTML5 Canvas-Technologie flüssig berechnet und dargestellt wird.

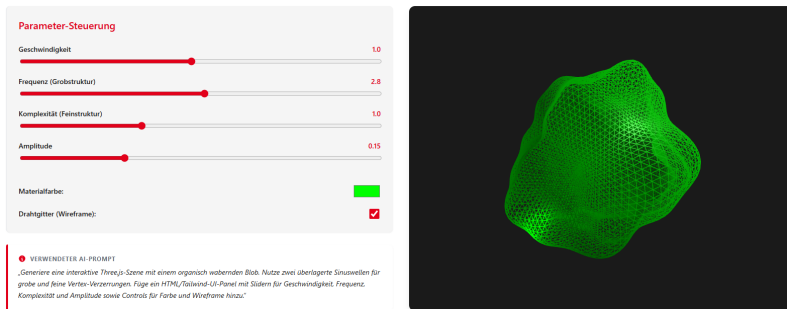


Abb. 1: Mit einem dreizeiligen Prompt kann dieses Applet erzeugt werden, mit dem User die Form und Farbe eines dreidimensionalen, „wabernden“ Bobs mittels mehrerer Regler steuern können.

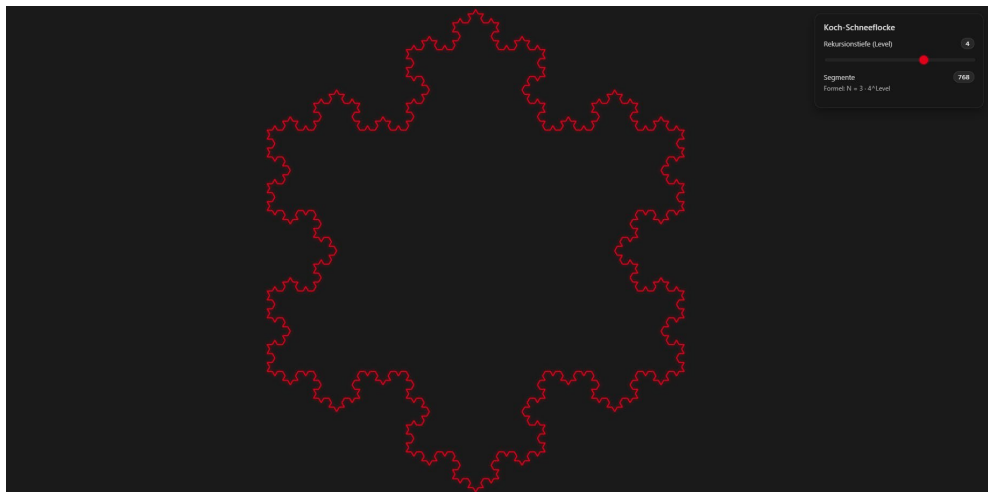


Abb. 2: Interaktive Koch- Schneeflocke, bei der die Anzahl der Iteration vom User manuell eingestellt werden kann.

Physikalische Simulationen: Abstrakte Konzepte der Physik lassen sich dynamisch abbilden. Ein erstellter Prototyp visualisiert beispielsweise ein Doppelpendel. Die KI wurde hierbei spezifisch angewiesen, das Runge-Kutta-Verfahren (RK4) für die

numerische Integration zu nutzen, um Stabilität und Energieerhaltung physikalisch exakt zu garantieren. Über Regler für Energieverlust (Reibung) und Geschwindigkeit können Studierende das Chaos-System unmittelbar manipulieren und die kinetische sowie potenzielle Energie in Echtzeit ablesen. Weitere MINT-Module umfassen die Simulation eines idealen Gases, Überlagerungen von 3D-Elementarwellen sowie nichtlineare Finite-Elemente-Simulationen (FEM) zur Darstellung mechanischer Spannungen.

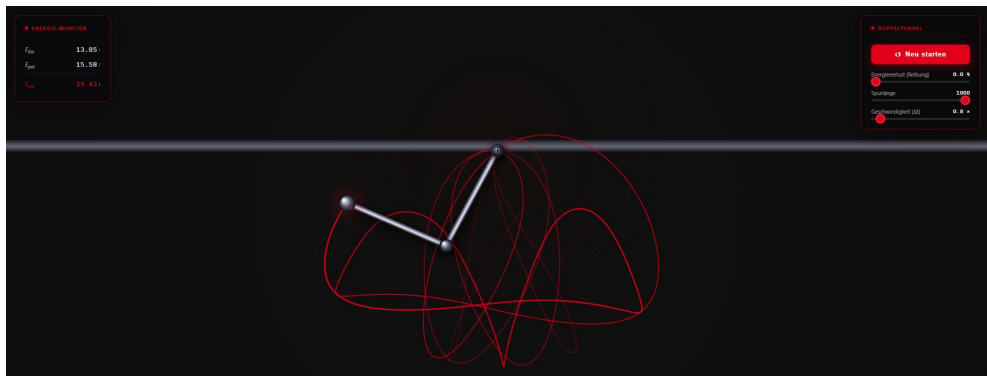


Abb. 3: Visualisierung des chaotischen Verhaltens eines Doppelpendels, erstellt mit Claude Sonnett 3.5; Im Prompt war die Anweisung, dass sowohl potentielle und kinetische Energie während der Bewegung aufgezeichnet werden; Spurlänge, Geschwindigkeit und Reibung können über Slider eingestellt werden.

Datengetriebenes Microlearning: Im Bereich der Statistik (Lagemaße) wird der passive Konsum von Formeln durchdrungen, indem die Studierenden durch einen integrierten Reaktions-Test zunächst eigene Reaktionszeiten generieren. Diese persönlichen Daten werden genutzt, um Mittelwert und Median zu berechnen. Die Studierenden erfahren die statistische Robustheit des Medians im Vergleich zum Mittelwert physisch, indem sie durch einen interaktiven Slider Ausreißer in ihre eigenen Daten einfügen und die Auswirkungen live in einem dynamisch generierten Boxplot beobachten.

5 Der Workflow: Prompting, Iteration und Modellauswahl

Durch effektives Vibe-Coding lassen sich Konzepte realisieren, die zuvor ein eigenes Software-Entwicklungsteam erfordert hätten. Einige in der Praxis erprobte Showcases veranschaulichen das Potenzial:

Die Erstellung solcher Module erfordert ein Umdenken auf Seiten der Lehrenden. Das erste Ergebnis der KI ist oftmals nur ein Prototyp; der Schlüssel liegt im iterativen Verbessern. In einem kontinuierlichen Dialog („mit der KI sprechen“) lassen sich Farben anpassen, mathematische Formeln schärfen oder zusätzliche didaktische Hilfestellungen (wie Tipp-Buttons) implementieren.

Selbst das Debugging erfordert kein tiefgreifendes IT-Wissen: Bleibt der Bildschirm weiß, reicht es, die Fehlermeldungen aus den Entwicklertools (F12) des Browsers zu kopieren und der KI zur automatischen Reparatur zu übergeben.

Entscheidend für die Qualität der generierten MINT-Unterlagen ist das zugrunde liegende KI-Modell, da sich diese massiv im Trainingsfokus und in der Größe ihres „Kurzzeitgedächtnisses“ (Kontextfenster) unterscheiden:

- **Kreative Codierung:** Modelle wie Claude 3.5 Sonnet gelten aktuell als Marktführer im Vibe-Coding für interaktive Web-Elemente.
- **Komplexe Physik und Mathematik:** Sogenannte „Thinking“-Modelle (wie OpenAI o1 oder Gemini Thinking), die vor der Ausgabe interne Gedankengänge formuliert, eignen sich überragend für logische Prozesse und physikalische Simulationen, bei denen numerische Präzision zwingend erforderlich ist.

6 Fazit: Die neue Rolle der Lehrenden

Der Einsatz generativer Künstlicher Intelligenz initiiert einen Wandel in der hochschuldidaktischen Praxis. Lehrende entwickeln sich vom Konsumenten standardisierter Verlags-Software hin zum Regisseur eigener, maßgeschneiderter Lehr- und Lernumgebungen. Komplexe MINT-Themen werden durch interaktive Visualisierungen und anpassbare Parameter begreifbar und individuell erfahrbar.

Die wichtigste Erkenntnis für die zukünftige Fakultätsentwicklung ist: Der neue essenzielle Meta-Skill für Lehrende ist nicht das fehlerfreie Erlernen von Programmiersprachen, sondern das fundierte Prompting (das präzise Formulieren didaktischer Anforderungen) sowie das strategische Iterieren im Dialog mit der KI.

7 Literaturverzeichnis

Freeman, S., Eddy, S. L., McDonough, M., Smith, M. K., Okoroafor, N., Jordt, H., & Wenderoth, M. P. (2014). *Active learning increases student performance in science, engineering, and mathematics*. Proceedings of the National Academy of Sciences (PNAS), 111(23), 8410-8415.

Mayer, R. E. (2014). *The Cambridge Handbook of Multimedia Learning* (2nd ed.). Cambridge University Press.

Autor



Georg YVON || FH Oberösterreich, Campus Wels ||
Stelzhamerstraße 23, 4600 Wels
<https://www.fh-ooe.at/tlc>

georg.yvon@fh-wels.at