

Bedarf, Gestaltung & Perspektiven am Beispiel einer Weiterbildung  
für Bauingenieure

# Adaptive Unterstützung in der Online-Weiterbildung

KATHARINA TEICH • YVES GENSTERBLUM

Adaptive Unterstützungssysteme und Künstliche Intelligenz ermöglichen eine individuelle Anpassung des Lernprozesses, indem sie Inhalte und Aktivitäten auf der Grundlage von Daten über den bisherigen Lernverlauf personalisieren. Insbesondere in der Erwachsenenbildung können damit Herausforderungen wie begrenzte Lernzeit und heterogene Vorkenntnisse adressiert werden. Am Beispiel eines Online-Kurses diskutieren die Autorin und der Autor verschiedene Formen adaptiver Unterstützung, deren Potenziale sowie Herausforderungen bei der Implementierung KI-gestützter Lernmechanismen.

In der Erwachsenenbildung sind die übergeordneten Ziele stets darauf ausgerichtet, Lernprozesse möglichst effizient, effektiv und nachhaltig zu gestalten. Diese Ziele stellen besondere Anforderungen an die didaktische und technische Gestaltung von Lernangeboten, insbesondere in der Online-Bildung. Erwachsene Lernende sind häufig durch berufliche und private Verpflichtungen eingespannt, was zu einer limitierten Zeitverfügbarkeit und einem hohen Bedarf an Selbstregulation führt. Online-Lernangebote bieten zwar zeitliche und räumliche Flexibilität, aber auch spezifische Herausforderungen wie eine geringere soziale Interaktion und fehlende unmittelbare Unterstützung durch Lehrende. Diese Rahmenbedingungen unterstreichen den Bedarf einer individuellen Unterstützung, die gezielt auf diese spezifischen Bedürfnisse und Lernvoraussetzungen abgestimmt ist.

## Gestaltung adaptiver Unterstützung

Die Gestaltung adaptiver Unterstützung in technologiegestützten Lernumgebungen basiert auf fundierten theoretischen Rahmenwerken, die Leitlinien und Dimensionen für die Implementierung solcher Systeme bieten (z.B. Aleven et al., 2016; Plass & Pawar, 2022). Adaptivität wird dabei als Optimierung des Lernens durch die Anpassung von Inhalten und Aktivitäten an die individuellen Bedürfnisse der Lernenden definiert. Ausgangspunkt für jegliche adaptive Mechanismen sind Daten, die vor Kursbeginn über Fragebögen oder während des Kurses durch automatisierte Lernplattformen erhoben werden.

Adaptivität in einem Online-Kurs kann auf verschiedenen Ebenen implementiert werden (→ Abb. 1). Die Trennung der

ABB. 1: Mögliche Implementationsebenen von Adaptivität



Quelle: eigene Darstellung, angelehnt an die Adaptivity Grid (Aleven et al., 2016, S. 525)

Ebenen und deren präzise Definition erleichtert eine systematische Gestaltung und Evaluation adaptiver Mechanismen. Die im nachfolgend erläuterten Verbund-Projekt KAINA umgesetzte KI-gestützte Adaptivität orientiert sich an diesen Ebenen und verknüpft sie eng mit Lerntheorien (→ Tab. 1). So werden personalisierte Curricula und adaptive Tutorenmodelle gezielt eingesetzt, um die Effizienz und Effektivität des Lernens zu steigern. Die datenbasierte Analyse ermöglicht dabei eine präzise Anpassung an die individuellen Bedürfnisse der Lernenden.

#### Anwendungsbeispiel: Building Information Modelling (BIM) für Bauingenieure

Der hier betrachtete Online-Kurs »BIM für Bauingenieure« ist ein Einführungskurs nach den Standards der VDI-Richtlinie 2552 und richtet sich an Studierende und Fachkräfte, die sich im Bereich der digitalen Bauplanung weiterqualifizieren möchten. Der Kurs ist Teil des vom BMBF geförderten Verbundprojektes KAINA (Knowledge based learning platform with Artificial Intelligent structured content), das das Ziel verfolgt, die Lerneffizienz, Lerneffektivität und Nachhaltigkeit in der beruflichen Weiterbildung durch den Einsatz von KI-gestützten Unterstützungsmaßnahmen zu steigern. Konkret handelt es sich um den Moodle-Kurs »BIM Basis«, der modular aufgebaut ist und insgesamt zwölf Module mit jeweils zwei bis vier Lerneinheiten umfasst. Die Struktur des Kurses ermöglicht eine

TAB. 1: Beschreibung und Abgrenzung der Adaptivitätsebenen, mögliche Interventionsansätze sowie exemplarische Anwendungsszenarien (ohne Anspruch auf Vollständigkeit).

Ebene	Definition	Interventions-ansatz	Beispiele
Mikro	Unmittelbare Unterstützung der Interaktion der Lernenden mit den Materialien zur Förderung von Verständnis und Problemlösungskompetenzen. Fokus auf einzelne Lernelemente, um kognitive Belastung zu reduzieren und Multimodalitätseffekte zu nutzen.	Kognitive Belastungssteuerung, Feedback	Adaptive Tutorenmodelle, Modalitätsprinzip
Meso	Anpassungen innerhalb eines Moduls oder Kapitels, um den Lernerfolg durch zusätzliche Aktivitäten wie Videos, Quizze oder Reflexionsfragen zu verbessern.	Verteiltes Üben, Motivationsstrategien	Gamification, personalisierte Übungsintervalle
Makro	Gestaltung einer personalisierten Learning Journey durch die individuelle Anpassung der Modulreihenfolge und Inhalte basierend auf Vorwissen und Lernzielen.	Personalisierter Lernverlauf	Individuelle Curriculum-Gestaltung
Meta	Förderung metakognitiver Kompetenzen und langfristiger Selbstregulation durch strategische und lernbegleitende Unterstützung.	Metakognitive Förderung	Lernstrategieempfehlungen, Szenario-basierte Aufgaben

Quelle: eigene Darstellung

kontinuierliche Überprüfung des Lernfortschritts durch verschiedene Abfrageelemente (z. B. regelmäßige Quizze). Diese Kursstruktur bietet die Grundlage für die Implementierung und Evaluation adaptiver Unterstützung. Es wurden folgende Unterstützungsmechanismen auf der Mikro-Ebene integriert: adaptive Unterstützung basierend auf kognitiver Belastung, individuelle Quiz-Feedbacks und Lernvorschläge sowie ein dialogbasierter Lerntutor in Form eines Chatbots. Diese werden im Folgenden genauer erläutert.

#### Adaptive Unterstützung basierend auf kognitiver Belastung

Am Ende jeder Lerneinheit beurteilen die Lernenden die Schwierigkeit der Inhalte mithilfe einer standardisierten Selbsteinschätzungsskala zur kognitiven Belastung (Klepsch et al., 2017). Den Lernenden, die eine hohe kognitive Belastung angeben, werden unmittelbar nach Abschluss der Feedbackauswertung alternative Materialien mit reduzierter Komplexität vorgeschlagen. Durch diese datenbasierte Anpassung der Materialien wird sichergestellt, dass die Lernenden stets in einem für sie optimalen Schwierigkeitsbereich arbeiten. In einer randomisierten Vergleichsgruppenstudie konnten bereits erste positive Effekte dieser Maßnahme auf den Lernerfolg in sieben von zwölf Quizzen (rote Markierung in → Abb. 2) identifiziert werden.

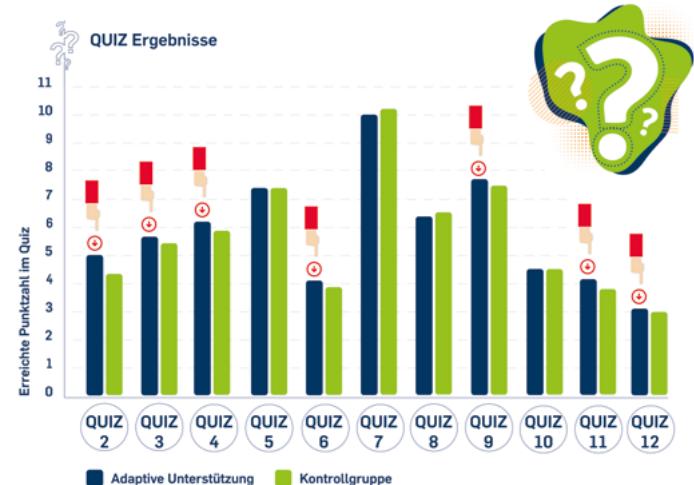
#### Individuelle Quiz-Feedbacks und Lernvorschläge

Jedes Modul schließt mit einem Quiz ab. Basierend auf ihrer Performance werden personalisierte Empfehlungen zur Wiederholung bestimmter Inhalte oder zur Vertiefung gegeben. Lernende, die Schwierigkeiten bei bestimmten Themen hatten, erhalten beispielsweise Hinweise auf Materialien, die wiederholt werden könnten (→ Abb. 3). Diese Form des personalisierten Feedbacks fördert die Reflexion aufseiten der Lernenden, sodass sie ihren Lernprozess kontinuierlich anpassen können.

#### Dialogbasierter Lerntutor in Form eines Chatbots

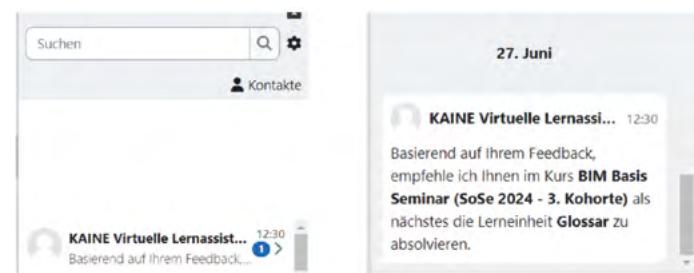
Ein zentrales Element ist der Einsatz eines dialogbasierten Lerntutors in Form eines Chatbots. Dieser Chatbot basiert auf generativer KI und greift auf eine umfangreiche BIM-spezifische Datenbasis zu. Studien (z. B Kazemitaar et al., 2024) zeigen, dass solche Lernassistenzsysteme in der beruflichen Weiterbildung einen positiven Effekt auf den Lernerfolg haben können. Der Chatbot ist in der Lage, in Echtzeit Fragen der Lernenden zu beantworten und personalisierte Empfehlungen zu geben. Er deckt dabei verschiedene Anwendungsfälle ab, wie Fragen zu BIM-Themen oder Wissenstransferfragen. Ein besonderes Merkmal des Chatbots ist seine Fähigkeit, auf Kursunterlagen sowie auf ergänzende Literatur zu verweisen (→ Abb. 4). Die Antworten sind direkt mit der Quelle verknüpft, aus der die Information stammt.

ABB. 2: In einer randomisierten Vergleichsgruppenstudie konnten bereits erste positive Effekte bei den gemittelten Quiz-Ergebnissen der Kohorten mit adaptiver Unterstützung und ohne Unterstützung über 12 Module identifiziert werden.



Quelle: eigene Darstellung

ABB. 3: Beispiel personalisiertes Feedback (Screenshot)



Quelle: eigene Darstellung

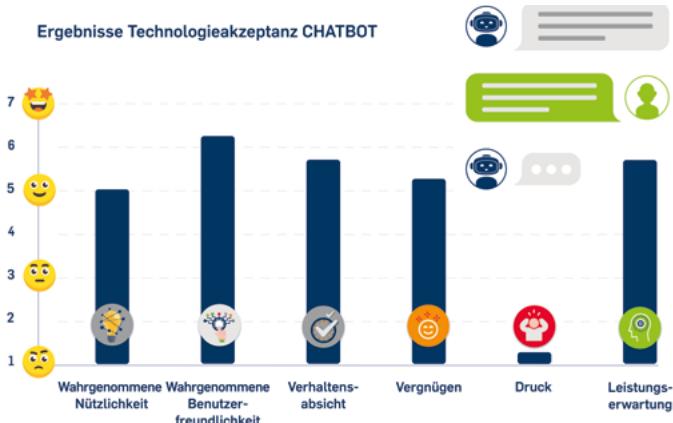
ABB. 4: Beispiel Chatbot Interface.

Oben, rechtsbündig, erscheint die Frage des Lernenden; unten, linksbündig, sieht man die Rückmeldung des intelligenten Lerntutors mit einem Verweis auf die Lernmaterialien (Screenshot)



Quelle: eigene Darstellung

**ABB 5:** Ergebnisse der Technologieakzeptanzstudie zum Einsatz eines Chatbots als Lernassistenz. Eine quantitative Erhebung unter den Lernenden.



Quelle: eigene Darstellung

Technisch basiert der Chatbot auf den Large-Language-Modellen von OpenAI (GPT-4), die mit BIM-Kursunterlagen sowie Literatur zum Wissenstransfer trainiert wurden. Diese Architektur ermöglicht es dem Chatbot, Informationen effizient zu verarbeiten und den Lernenden präzise Antworten sowie kontextbezogene Unterstützung zu liefern.

Die Akzeptanz neuer Technologien ist eine entscheidende Voraussetzung, um deren potenziellen Einfluss auf Lerneffizienz und -effektivität zu realisieren. In einer ersten Pilotierungs-kohorte ( $N = 11$ ) wurde die Akzeptanz des Chatbots mithilfe des Technology Acceptance Model (Davis, 1989) erfasst. Die Ergebnisse zeigen positive Rückmeldungen hinsichtlich der Nützlichkeit und Benutzerfreundlichkeit des Chatbots (→ Abb. 5).

Zusammengefasst kombiniert der BIM-Kurs verschiedene adaptive Mechanismen, um den individuellen Lernverlauf optimal zu unterstützen. Die Anpassung auf Basis der kognitiven Belastung, die gezielten Vorschläge zur Vertiefung und Wiederholung sowie die dialogbasierte Interaktion mit einem Chatbot ermöglichen es den Lernenden, ihre Lernprozesse selbstgesteuert und effizient zu gestalten, wodurch der Erfolg des Online-Lernens maßgeblich gefördert wird.

### Chancen und Herausforderungen adaptiver Unterstützung

Die Implementierung adaptiver Unterstützung in Online-Weiterbildungsangeboten bietet viele Vorteile, erfordert aber auch die Bewältigung einiger Herausforderungen. Ein zentraler Vorteil liegt in der Fähigkeit, Lerninhalte und -pfade an

individuelle Bedürfnisse anzupassen (Aleven et al., 2016). Dies steigert die Effizienz des Lernens und erhöht die Motivation der Teilnehmenden, da sie sich gezielt unterstützt fühlen. Besonders in der berufsbegleitenden Weiterbildung, geprägt von Zeitmangel und wechselnden Anforderungen, fördert adaptive Unterstützung eine effektive und autonome Lernprozessgestaltung.

Die größten Herausforderungen betreffen jedoch die Komplexität der Datenanalysen. Zur Personalisierung müssen umfangreiche Verhaltensdaten der Lernenden präzise erhoben und sinnvoll interpretiert werden, was nicht immer eindeutig gelingt (Rovers et al., 2019). Hinzu kommt, dass die Stichproben in der Erwachsenenbildung häufig klein sind, was die statistische Validität beeinflusst. Falsche Annahmen können zu ungeeigneten Anpassungen führen und den Lernprozess behindern.

»Adaptive  
Unterstützung muss  
hilfreiche Angebote  
machen, ohne  
die Lernfreiheit zu  
beeinträchtigen.«

Ein weiteres Problem ist die Akzeptanz der Lernenden (Park, 2009). Adaptive Unterstützung muss hilfreiche Angebote machen, ohne die Lernfreiheit zu beeinträchtigen, da zu stark eingreifende Systeme Reaktanz, also eine innere Abwehrhaltung gegenüber dem Unterstützungssystem, auslösen können (Rummel & Spada, 2005). Ein ausgewogenes Verhältnis zwischen Steuerung und Autonomie ist hier entscheidend.

Zusammenfassend zeigte ein erster Blick auf die Umsetzung adaptiver Unterstützung im Bereich der Online-Weiterbildung vielversprechende Ansätze insbesondere auf der Mikroebene. Die gezielte Anpassung von Lernmaterialien auf Basis der kognitiven Belastung und individualisierte Quiz-Feedbacks konnten positive Effekte auf den Lernerfolg erzielen. Herausforderungen bestehen jedoch noch in der Validierung der Daten sowie in der Akzeptanz durch die Lernenden.

Zukünftig sollte der Einsatz KI-gestützter Systeme über die Mikroebene hinaus ausgeweitet werden. So sind auf der Mesoebene adaptive Lernaktivitäten denkbar, die sich dynamisch

an den Fortschritt der Lernenden anpassen. Auf der Makroebene könnten KI-gestützte Systeme personalisierte Lernwege gestalten, indem sie Module auf Basis von Vorkenntnissen und Präferenzen individuell strukturieren. Auf der Metaebene schließlich könnte KI zur Förderung metakognitiver Kompetenzen beitragen, indem sie Lernstrategien analysiert und gezielte Empfehlungen zur Selbstregulation gibt. Diese Entwicklungen können weiter dazu beitragen, die adaptive Unterstützung noch umfassender und effizienter zu gestalten.



Aleven, V., McLaughlin, E. A., Glenn, R. A., & Koedinger, K. R. (2016). Instruction based on adaptive learning technologies. In R. E. Mayer & P. A. Alexander (Hrsg.), *Handbook of Research on Learning and Instruction*, (Bd. 2, S. 522–560). London: Taylor & Francis.

Davis, F. D. (1989). *Perceived usefulness, perceived ease of use, and user acceptance of information technology*. MIS Q. 13(3), 319–340. <https://doi.org/10.2307/249008>

Kazemitaabari, M., Ye, R., Wang, X., Henley, A. Z., Denny, P., Craig, M., & Grossman, T. (2024, May). Codeaid: Evaluating a classroom deployment of an LLM-based programming assistant that balances student and educator needs. In F. F. Mueller, P. Kyburz, J. R. Williamson, C. Sas, M. L. Wilson, P. Toups Dugas & I. Shklovski (Hrsg.), *Proceedings of the CHI Conference on Human Factors in Computing Systems* (S. 1–20). <https://dl.acm.org/doi/proceedings/10.1145/3613904>

Klepsch, M., Schmitz, F., & Seufert, T. (2017). Development and validation of two instruments measuring intrinsic, extraneous, and germane cognitive load. *Frontiers in psychology*, 8(1997). <https://doi.org/10.3389/fpsyg.2017.01997>

Park, S. Y. (2009). An analysis of the technology acceptance model in understanding university students' behavioral intention to use e-learning. *Educ. Technol. Soc.* 12(3), 150–162.

Plass, J. L., & Pawar, S. (2020). Toward a taxonomy of adaptivity for learning. *Journal of Research on Technology in Education* 52(3), 275–300.

Rovers, S. F., Clarebout, G., Savelberg, H. H., de Bruin, A. B., & van Merriënboer, J. J. (2019). Granularity matters: Comparing different ways of measuring self-regulated learning. *Metacognition and Learning* 14(1), 1–19.

Rummel, N., & Spada, H. (2005). Learning to collaborate: An instructional approach to promoting collaborative problem solving in computer-mediated settings. *The Journal of the Learning Sciences*, 14(2), 201–241.



DR. YVES GENSTERBLUM

ist Geschäftsführer der Akademie der  
Ruhr-Universität Bochum.

yves.gensterblum@akademie.ruhr-uni-bochum.de



KATHARINA TEICH

ist Programmmanagerin an der Akademie  
der Ruhr-Universität Bochum.

katharina.teich@akademie.ruhr-uni-bochum.de