

Julia Hofmann¹
Larissa Hahn¹
Pascal Klein¹
Sebastian Becker-Genschow²

¹Universität Göttingen
²Universität zu Köln

LEIFladaptiv: KI-basiertes adaptives Lernen in der Mechanik

Künstliche Intelligenz (KI) bietet herausragendes Potential, Lernprozesse insbesondere angesichts wachsender Heterogenität von Lernenden zu unterstützen. Vor diesem Hintergrund wurde in einem durch die Joachim Herz Stiftung geförderten Projekt in Kooperation mit dem Unternehmen AREA9 Lyceum auf Basis des online Lernportals *LEIFlphysik* eine KI-basierte adaptive Lernumgebung (*LEIFladaptiv*) zum ungedämpften Federpendel (Mechanik) entwickelt. Diese nutzt ein intelligentes tutorielles System, welches die Präsentation von Lehr-Lern-Materialien auf Basis verschiedener objektiv-leistungsbasierter sowie subjektiver Indikatoren adaptiert. Die Wirksamkeit wurde im Rahmen eines Kontroll- und Interventionsgruppendesigns mit 42 Schüler:innen anhand des Konzeptwissens zum ungedämpften Federpendel und der Benutzerfreundlichkeit im Vergleich zu *LEIFlphysik* untersucht. Lernende beider Gruppen zeigten nach einer Selbstlernphase ein signifikant besseres Ergebnis im Konzepttest, das sich jedoch zwischen den Gruppen nicht signifikant unterschied.

Theoretischer Hintergrund

Die Integration von KI in den Bildungsbereich weckt großes Interesse, da KI-basierte Anwendungen vielfältige Möglichkeiten der Personalisierung sowie Differenzierung von Lernprozessen bieten (Rane et al., 2023; Haag et al., 2023). Der Fokus der (physik-) didaktischen Forschung lag hierbei bisher vor allem auf den Möglichkeiten und Herausforderungen von KI-generiertem Feedback (Zhu et al., 2022) und Large Language Models, z. B. GPT-4, für das Lehren und Lernen (Küchemann et al., 2023; Kasneci et al., 2023). Forschung zur Effizienz des individualisierten Lernens mit KI-basierten adaptiven Lernsystemen im Vergleich zu herkömmlichen bzw. traditionellen Lernmethoden steht jedoch noch am Anfang. Digitale Medien im Allgemeinen zeigten bereits in einer Vielzahl von Studien einen positiven Einfluss auf das Lernen. In einer Meta-Analyse von Hillmayr et al. (2020) wurden die Lernergebnisse von Studierenden, die mit und ohne digitale Medien lernten, untersucht. Vor allem intelligente tutorielle Systeme wiesen aufgrund ihrer personalisierten und adaptiven Natur einen der größten Effekte im Vergleich zu hypermedialen Lernsystemen auf. Eine Studie zum Lernen mit einer KI-basierten adaptiven Lernumgebung zum Themenbereich der Bionik mit Schüler:innen der Sekundarstufe I unterstützt diese Ergebnisse, indem sie einen positiven Lernzuwachs nachwies (Honke & Becker-Genschow, 2024). Außerdem zeigten sich große motivationale Effekte der Lernumgebung, welche positive Emotionen, z. B. Freude, hervorbrachte.

Die adaptive Lernumgebung *LEIFladaptiv*

Mit Blick auf den dargestellten Forschungsstand wurde eine adaptive Lernumgebung (*LEIFladaptiv*) zum ungedämpften Federpendel basierend auf einem intelligenten tutoriellen System entwickelt, die die entsprechenden Inhalte des online Lernportals *LEIFlphysik*

zugrunde legt. Dieses basiert auf einem multi-dimensionalen biologischen Modell, welches auf Grundlage objektiver sowie subjektiver Faktoren eine kontinuierliche Anpassung ermöglicht und so individuelle Lernwege schafft (Meier, 2019). Objektive Faktoren beziehen sich vor allem auf die Performanz der Lernenden, d. h. die Antwortkorrektheit sowie -zeit, das Antwortverhalten (z. B. die Auswahl von Distraktoren), die Lesezeit des eingeblendeten Feedbacks und die Fortschrittsrate des Lernprozesses. Darüber hinaus werden die Antwortsicherheit und der selbsteingeschätzte Wissensstand der Lernenden als subjektive Parameter berücksichtigt. Die Abwägung dieser Faktoren fließt kontinuierlich in die Präsentation nachfolgender Lerninhalte ein (Meier, 2019).

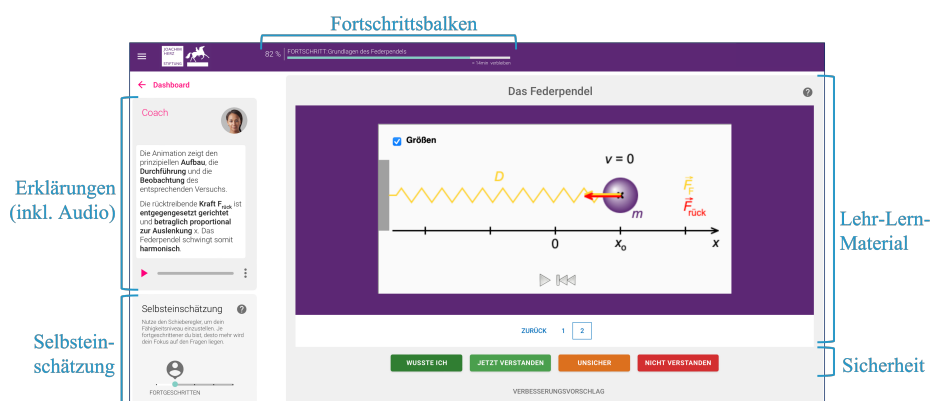


Abb. 1: Benutzeroberfläche der KI-basierten adaptiven Lernumgebung LEIFladaptiv.

Leitfrage

Die Wirksamkeitsanalyse der adaptiven Lernumgebung erfolgt anhand folgender Leitfrage: Besitzt die KI-basierte adaptive Lernumgebung *LEIFladaptiv* zum ungedämpften Federpendel eine höhere Lernwirksamkeit als das herkömmliche Lernportal *LEIFlphysik*?

Wirksamkeitsanalyse

Die Stichprobe besteht aus 42 Schüler:innen (17.3 ± 0.7 Jahre; 21 männlich) der 11. und 12. Klassenstufe eines Göttinger Gymnasiums. Diese absolvierten zunächst einen Konzepttest zur Bewegung eines ungedämpften Federpendels. Anschließend folgte eine Selbstlernphase zum ungedämpften Federpendel. Hierbei wurde die Stichprobe randomisiert in zwei gleichgroße Gruppen unterteilt, die sich darin unterschieden, dass die Interventionsgruppe (IG) mit *LEIFladaptiv* lernte, wohingegen die Kontrollgruppe (KG) eine Sammlung von *LEIFlphysik* nutzte¹. Die Gruppen wiesen keine signifikanten Unterschiede hinsichtlich ihres Vorwissens (Abb. 2a und b) sowie verschiedener soziodemographischer Variablen (z. B. Physikzeugnisnote, Alter, Klassenstufe) auf. Abschließend beantworteten die Schüler:innen erneut einen Konzepttest zur Bewegung eines ungedämpften Federpendels sowie einen Fragebogen zur Benutzerfreundlichkeit der Lernumgebung (Items nach Brooke, 1996; Shellman & Turan, 2006; Unver et al., 2017). Im Konzepttest gaben die Lernenden zusätzlich ihre Antwortsicherheit an. Die Analyse der Leistungs- und Benutzerfreundlichkeitsskalen erfolgte mithilfe standardisierter statistischer Verfahren.

¹ Sammlung im online Lernportal LEIFlphysik: <https://www.leiflphysik.de/sammlung/di9wfw>

Ergebnisse

Sowohl die Antwortkorrektheit als auch die -sicherheit im Konzepttest konnten durch die Selbstlernphase mit *LEIFladaptiv* und *LEIFlphysik* signifikant gesteigert werden (große Effekte nach Cohen, 1988; Abb. 2a und b). Dabei verzeichneten IG sowie KG einen mittleren Lernzuwachs (normalisierter Hake-Index $g_{H,IG} = 0.52$, $g_{H,KG} = 0.52$ nach Hake, 1998). Obwohl die Selbstlernphase bei der IG signifikant länger war als bei der KG ($MW_{KG} = 39$ min und $MW_{IG} = 50$ min; $t(40) = -4.08$, $p < 0.001$, $d = 1.26$), unterschieden sich beide Gruppen nicht signifikant bzgl. der Antwortkorrektheit ($t(40) = 0.63$, $p = 0.53$) sowie -sicherheit ($t(40) = 0.97$, $p = 0.33$) bei der Bearbeitung konzeptueller Aufgaben nach der Selbstlernphase. Die Benutzerfreundlichkeit der verwendeten Lernumgebung wurde von der KG als signifikant höher eingeschätzt ($t(39) = -2.88$, $p = 0.006$; Abb. 2c), mit großer Effektstärke nach Cohen (1988).

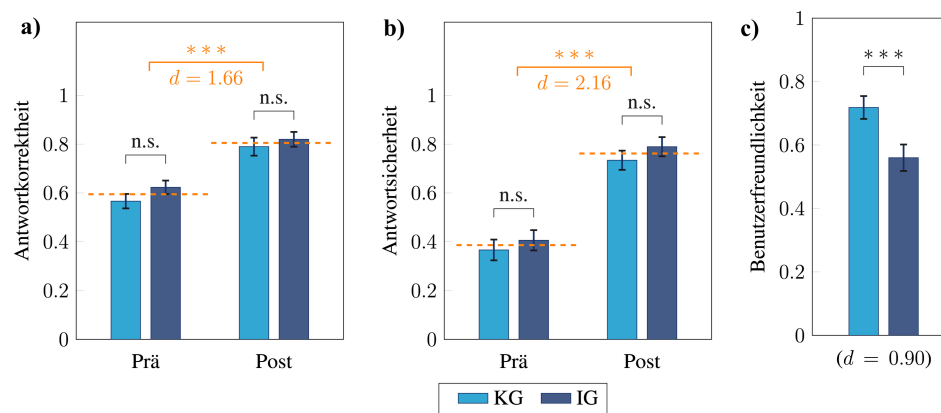


Abb. 2: Antwortkorrektheit (a) und -sicherheit (b) im Konzepttest sowie Benutzerfreundlichkeit der Lernumgebung (c) im Vergleich von IG und KG. Zusätzlich ist der Prä-Post-Vergleich von Antwortkorrektheit (a) und -sicherheit (b) in orange dargestellt (1 SEM; n.s. nicht signifikant; *** hoch signifikant $p < 0.001$, Effektstärke Cohens d).

Diskussion

Sowohl die Instruktion mit dem herkömmlichen online Lernportal *LEIFlphysik* als auch mit der KI-basierten adaptiven Lernumgebung *LEIFladaptiv* erzeugten positive Lerneffekte bei Schüler:innen der gymnasialen Oberstufe. Der normalisierte Hake-Index beider Gruppen entspricht dabei dem innovativer Lernumgebungen in vorangegangenen Studien (Coletta & Phillips, 2007; Hake, 1998). Diese Ergebnisse bieten eine evidenzbasierte Entscheidungshilfe für den Einsatz beider Lernumgebungen im Schulunterricht. Im Gruppenvergleich zeigte sich trotz signifikant unterschiedlicher Bearbeitungsdauern kein Unterschied bzgl. verschiedener Leistungsindikatoren, was angesichts der Ergebnisse vorheriger Studien überrascht (Hillmayr, 2020). Allerdings beurteilte die IG, die *LEIFladaptiv* nutzte, die Benutzerfreundlichkeit der Lernumgebung als signifikant geringer. Eine mögliche Erklärung eines fehlenden Gruppenunterschieds der Leistungsindikatoren könnte daher in der Bedienung der adaptiven Lernumgebung begründet sein. Honke und Becker-Genschow (2024) erzielten in ihrer Studie ähnliche Ergebnisse und führten diese auf die Unsicherheit der Lernenden im Umgang mit einer vergleichbaren adaptiven Lernumgebung zurück. Aus diesem Grund wird im nächsten Schritt der Umgang mit den Lernumgebungen stärker in den Fokus gerückt, z. B. mithilfe von Eye-Tracking, um tiefere Einblicke in die Lernprozesse zu gewinnen (Hahn & Klein, 2022).

Literatur

- Brooke, J. (1996). Sus: a 'quick and dirty' usability scale. In P. W. Jordan, B. Thomas, B. A. Weerdmeester & I. L. McClelland (Hrsg.), *Usability Evaluation in Industry* (S. 189–194). Taylor & Francis.
- Cohen, J. (1988). *Statistical power analysis for the behavioral sciences*. Hillsdale, New Jersey: Lawrence Erlbaum Associates
- Coletta, V. P., Phillips, J. A., & Steinert, J. J. (2007). Interpreting force concept inventory scores: Normalized gain and SAT scores. *Physical Review Special Topics – Physics Education Research*, 3(1), 010106.
- Haag, F., Günther, S. A., Hopf, K., Handschuh, P., Klose, M., & Staake, T. (2023). Addressing Learners' Heterogeneity in Higher Education: An Explainable AI-based Feedback Artifact for Digital Learning Environments. *Wirtschaftsinformatik 2023 Proceedings*, 74.
- Hahn, L., & Klein, P. (2022). Eye tracking in physics education research: A systematic literature review. *Physical Review Physics Education Research*, 18(1), 013102.
- Hake, R. R. (1998). Interactive-engagement versus traditional methods: A six-thousand-student survey of mechanics test data for introductory physics courses. *American Journal of Physics*, 66(1), 64–74.
- Hillmayr, D., Ziernwald, L., Reinhold, F., Hofer, S. I., & Reiss, K. M. (2020). The potential of digital tools to enhance mathematics and science learning in secondary schools: A context-specific meta-analysis. *Computers & Education*, 153.
- Honke, N. & Becker-Genschow, S. (2024). Unveiling the future of learning: The transformative impact of adaptive learning environments in the field of bionics in science education [preprint].
- Kasneci, E., Seßler, K., Küchemann, S., Bannert, M., Dementieva, D., Fischer, F., ... & Kasneci, G. (2023). ChatGPT for good? On opportunities and challenges of large language models for education. *Learning and individual differences*, 103.
- Küchemann, S., Steinert, S., Revenga, N., Schweinberger, M., Dinc, Y., Avila, K. E., & Kuhn, J. (2023). Can ChatGPT support prospective teachers in physics task development? *Physical Review Physics Education Research*, 19(2), 020128.
- Meier, C. (2019). *KI-basierte adaptive Lernumgebungen*. Deutscher Wirtschaftsdienst / Luchterhand / Wolters Kluwer.
- Rane, N., Choudhary, S., & Rane, J. (2023). Education 4.0 and 5.0: Integrating Artificial Intelligence (AI) for personalized and adaptive learning. Available at SSRN 4638365.
- Shellman, S. M., & Turan, K. (2006). Do simulations enhance student learning? An empirical evaluation of an IR simulation. *Journal of Political Science Education*, 2(1), 19–32.
- Unver, V., Basak, T., Watts, P., Gaiosio, V., Moss, J., Tastan, S., ... & Tosun, N. (2017). The reliability and validity of three questionnaires: The student satisfaction and self-confidence in learning scale, simulation design scale, and educational practices questionnaire. *Contemporary Nurse*, 53(1), 60–74.
- Zhu, M., Liu, O. L., & Lee, H. S. (2020). The effect of automated feedback on revision behavior and learning gains in formative assessment of scientific argument writing. *Computers & Education*, 143.