

Adaptive Lernsysteme in der technischen Berufsausbildung: Adaptation an die Arbeitsgedächtniskapazität und der Einfluss auf das Lernerlebnis

Josephine HANEBECK, Barbara DEML

*Institut für Arbeitswissenschaft und Betriebsorganisation (ifab),
Karlsruher Institut für Technologie (KIT),
Engler-Bunte-Ring 4, 76131 Karlsruhe*

Kurzfassung: Adaptive Lernsysteme gewinnen zunehmend an Bedeutung. Angesichts der stark variierenden Qualifikationsprofile und Nutzermerkmale sind insbesondere Auszubildende eine relevante Zielgruppe adaptiver Systeme. An einer Berufsschule wird in dieser Studie untersucht, inwiefern die Anpassung eines digitalen Lernkurses an die individuelle Arbeitsgedächtniskapazität das Lernerlebnis verbessern kann. Der Fokus liegt hier auf der Analyse der subjektiv wahrgenommenen intrinsischen Motivation, der kognitiven Beanspruchung, der technologischen Akzeptanz sowie dem objektiv messbaren Lernfortschritt in Abhängigkeit unterschiedlich gestalteter Lernkurse. Auf diese Weise wird untersucht, ob eine adaptive Gestaltung zu einem besseren Lernerlebnis führt als eine nicht-adaptive. Im Beitrag wird die Methodik der Studie vorgestellt.

Schlüsselwörter: Adaptive Lernsysteme, personalisiertes Lernen, E-Learning, Arbeitsgedächtniskapazität

1. Einleitung

Assistenzsysteme sind häufig stark auf spezifische Anwendungsfälle ausgerichtet und berücksichtigen individuelle Bedürfnisse und Voraussetzungen der Nutzenden nur unzureichend (Gensler et al. 2023). Diese Einschränkung erschwert die tatsächlich unterstützende Verwendung von Lern- und Unterstützungssystemen durch heterogene Nutzergruppen. Vor diesem Hintergrund gewinnt die adaptive Gestaltung solcher Assistenzsysteme zunehmend an Bedeutung (Buchholz & Kopp 2023; Oestereich et al. 2023).

Im Fokus dieser Studie steht die Zielgruppe der Auszubildenden technischer Berufe, die sich durch stark variierende Qualifikationsprofile und Nutzermerkmale auszeichnet. Dies macht eine adaptive Gestaltung solcher Systeme besonders relevant. Während adaptive Lernumgebungen in der bestehenden Forschung überwiegend anhand studentischer Stichproben untersucht werden, bleibt die Zielgruppe der Auszubildenden bislang unterrepräsentiert (Martin et al. 2020; Zhong et al. 2023).

Die vorliegende Studie untersucht an einer Berufsschule, inwiefern die adaptive Gestaltung eines Lernsystems das Lernerlebnis verbessert.

2. Theoretischer Hintergrund

2.1 Adaptive Lernsysteme

Adaptive Lernsysteme sind spezialisierte E-Learning-Umgebungen, die den Lernprozess durch personalisierte Anpassungen an individuelle Eigenschaften der Lernenden optimieren sollen. Sie basieren auf der Annahme, dass Lernende sich in verschiedenen Dimensionen wie Wissensstand, Lernstil, kognitiven Fähigkeiten und affektiven Zuständen unterscheiden (Siddique et al. 2018). Solche Systeme passen Inhalte, Darstellungsformen sowie Navigationshilfen in Echtzeit an die spezifischen Bedürfnisse der Nutzenden an (Bolsinova et al. 2022; Chang et al. 2015).

2.2 Arbeitsgedächtnis und Lernen

Das Arbeitsgedächtnis beschreibt die Fähigkeit, kürzlich aufgenommene Informationen vorübergehend zu speichern, abzurufen und zu verwalten (Çebi et al. 2023). Es ist sowohl in seiner Kapazität als auch in seiner Dauer begrenzt (Chang et al. 2015). Eine effiziente Nutzung des Arbeitsgedächtnisses ist entscheidend für den Lernprozess, da sie die Lerneffizienz, den Wissenserhalt und den Wissensabruf beeinflusst (Siddique et al. 2018). Darüber hinaus prägt die Arbeitsgedächtniskapazität beispielsweise die Präferenz für bestimmte Lernmodalitäten, also die Präsentation von Lerninhalten (Murtaza et al. 2022), die Linearität beim Betrachten von Inhalten oder die Nutzung von Plattformhinweisen zur Informationsverarbeitung (Fellman et al. 2020). Überschreiten die Anforderungen an das Arbeitsgedächtnis die individuellen Kapazitäten, kann es zu einer kognitiven Überlastung (cognitive overload) kommen, was das Lernen erheblich beeinträchtigt (Fellman et al. 2020). Die Integration der Arbeitsgedächtniskapazität in adaptive Lernsysteme ermöglicht eine präzisere Anpassung der Lerninhalte an die kognitiven Fähigkeiten der Lernenden, wodurch kognitive Überlastung vermieden und die Lernergebnisse optimiert werden könnten.

3. Forschungsfrage und Hypothesen

Die Studie zielt darauf ab, die grundlegende Forschungsfrage zu beantworten, ob die Adaptation eines digitalen Lernkurses an die Arbeitsgedächtniskapazität von Auszubildenden technischer Berufe a) das Verständnis, b) die intrinsische Motivation, c) die kognitive Belastung sowie d) die technologische Akzeptanz verbessert.

In der Literatur gibt es Hinweise darauf, dass Lernende mit hoher Arbeitsgedächtniskapazität eine lineare, sequentielle Darstellung der Inhalte bevorzugen, während Lernende mit geringer Kapazität eine nicht-lineare, globale Darstellung bevorzugen (Chang et al. 2015; Fellman et al. 2020; Lestari 2017). Daraus ergeben sich folgende Hypothesen:

H1: Wenn Auszubildende technischer Berufe mit hoher Arbeitsgedächtniskapazität eine lineare, sequentielle Darstellung der Inhalte in einer digitalen Lernumgebung erhalten, zeigen sie a) ein hohes Verständnis, b) eine hohe intrinsische Motivation, c) eine geringere kognitive Belastung sowie d) eine hohe technologische Akzeptanz im Vergleich zu Auszubildenden mit hoher Arbeitsgedächtniskapazität, die eine nicht-lineare, globale Darstellung der Inhalte erhalten.

H2: Wenn Auszubildende technischer Berufe mit niedriger Arbeitsgedächtniskapazität eine nicht-lineare, globale Darstellung der Inhalte in einer digitalen

Lernumgebung erhalten, zeigen sie a) ein hohes Verständnis, b) eine hohe intrinsische Motivation, c) eine geringere kognitive Belastung sowie d) eine hohe technologische Akzeptanz im Vergleich zu Auszubildenden mit niedriger Arbeitsgedächtniskapazität, die eine lineare, sequentielle Darstellung der Inhalte erhalten.

4. Material und Methodik

4.1 Stichprobe

An der Studie nahmen 77 Berufsschüler*innen (88.31 % männlich) im Alter von 15 bis 31 Jahren ($M = 19.39$; $SD = 2.97$) von der Carl-Benz-Berufsschule in Gaggenau teil. Die Proband*innen sind Auszubildende unterschiedlicher technischer Berufe, darunter unter anderem Mechatronik (50.65 %), Industriemechanik (19.48 %) und KFZ-Mechatronik (12.98 %). Die Teilnehmenden sind im ersten (44.16 %), zweiten (40.26 %) oder dritten (15.58 %) Ausbildungsjahr. Die Teilnahme erfolgte freiwillig während der Unterrichtszeit.

4.2 Personalisierung

Die Schüler*innen wurden mithilfe eines digitalen Lernkurses in die Steuerung eines Roboterarms, den Dobot Magician, eingeführt. Der interaktive Lernkurs wurde auf der Plattform Genially.com erstellt und ermöglichte den Proband*innen eine selbstständige Navigation durch die Inhalte. Der digitale Lernkurs wurde in zwei Versionen erstellt. In der linearen, sequentiellen Darstellung sind alle Kapitel des Kurses in einer strikt linearen Reihenfolge dargestellt und auch die Inhalte innerhalb der Kapitel sind linear angeordnet. Die Reihenfolge ist entsprechend klar vorgegeben. Die globale Version enthält demgegenüber immer wieder eine globale Darstellung aller in den Lernkursen enthaltenen Inhalte, aus welchen die Proband*innen dann selbst entscheiden können, in welcher Reihenfolge sie diese Inhalte durcharbeiten möchten (Hwang et al. 2013). Auch innerhalb der Kapitel sind die Informationen in dieser Version global dargestellt, sodass alle Inhalte sofort erkennbar sind.

Während der Studie wurde dieser Lernkurs auf einem externen – mit dem Laptop verbundenen – Bildschirm dargestellt (siehe Abbildung 1). Auf dem Bildschirm des Laptops war gleichzeitig die Programmieroberfläche geöffnet, in welcher die Proband*innen die gelernten Inhalte direkt umsetzen konnten.

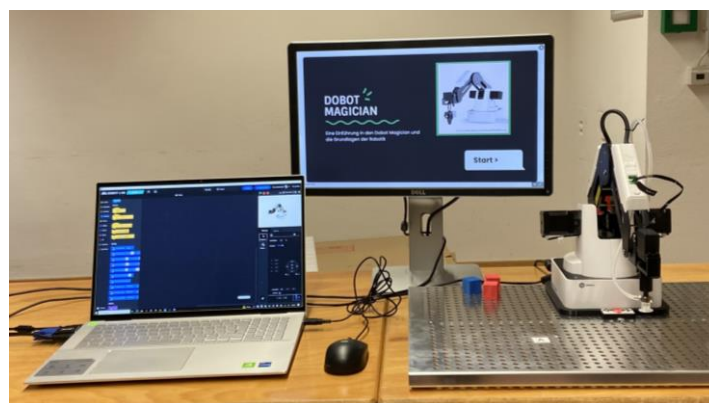


Abbildung 1: Arbeitsplatz der Proband*innen mit dem Roboterarm (rechts im Bild), dem digitalen Lernkurs (mittig im Bild) und der Programmieroberfläche (links im Bild).

4.3 Versuchsablauf

Das Studiendesign folgt einem Between-Subjects-Design mit vier Gruppen. Zunächst nehmen die Proband*innen an einem etwa zehn minütigen Test zur Messung der Arbeitsgedächtniskapazität teil. Basierend auf den Ergebnissen werden die Proband*innen dann in die Gruppe A mit hohem oder B mit niedrigem Arbeitsgedächtnis eingeteilt. Innerhalb dieser Gruppen erhalten die Proband*innen entweder eine passende (hoch: linear, sequentiell; niedrig: nicht-linear, global) oder unpassende Darstellungsversion des Lernkurses ($n_{\text{hoch, passend}} = 21$; $n_{\text{hoch, unpassend}} = 22$; $n_{\text{niedrig, passend}} = 17$; $n_{\text{niedrig, unpassend}} = 17$). Nach Abschluss des Lernkurses füllen die Proband*innen einen Onlinefragebogen mit Items zur intrinsischen Motivation, kognitiven Belastung, technologischen Akzeptanz sowie demographischen Daten aus und absolvieren einen Wissenstest zum Erfassen des Lernfortschritts.

4.4 Messinstrumente

Arbeitsgedächtniskapazität: Die Arbeitsgedächtniskapazität wurde mithilfe eines nonverbalen 2-back Test (NBN, Schuhfried GmbH) erhoben. Den Proband*innen wurden sukzessive 100 abstrakte Figuren für jeweils 1.5 Sekunden präsentiert. Dann mussten sie eine grüne Taste drücken, wenn die aktuelle Figur mit der vor zwei Figuren gezeigten Figur übereinstimmte. Sind die Figuren nicht identisch, muss keine Taste gedrückt werden. Beim Lernkurs in dieser Studie wurden die Informationen hauptsächlich über Text vermittelt. Aus diesem Grund wurde eine Version des Tests verwendet, der statt einer auditiven eine nonverbale schriftliche Darstellung der Stimuli auf dem Bildschirm nutzt (Tsianos et al. 2010).

Lernfortschritt: Um zu erfassen, ob die Proband*innen durch den Lernkurs besser oder schlechter lernen konnten, wurde der Wissenszuwachs durch einen Post-Wissenstest erhoben. Der Wissenstest enthielt 5 Recognition-, 4 Recall- und 9 Transferaufgaben zu den Inhalten des digitalen Lernkurses. Die Ergebnisse der Tests wurden von zwei unabhängigen Codern bewertet, die Inter-Coder-Reliabilität hat dabei ein Cohen's Kappa von $\kappa = 0.86$ ergeben und ist damit als sehr hoch einzuschätzen (Landis & Koch 1977).

Intrinsische Motivation: Zur Erfassung der intrinsischen Motivation wurde eine Skala mit 6 Items verwendet (Hawlitschek & Joeckel 2017). Die Proband*innen bewerteten die Aussagen auf einer 7-stufigen Likert-Skala von „1: stimme überhaupt nicht zu“ bis „7: stimme voll und ganz zu“. Beispielimite sind: „Das Spiel [hier: der Lernkurs] war unterhaltsam.“ und „Es hat Spaß gemacht, die Inhalte weiter zu erforschen.“

Kognitive Belastung: Die kognitive Belastung wurde über die beiden Skalen des Mental Load (5 Items, z.B.: „Der Lerninhalt in dieser Lernaktivität war schwierig für mich.“) und des Mental Effort (3 Items, z.B.: „Die Art der Instruktionen in der Lernaktivität war schwer zu verfolgen und zu verstehen.“) abgefragt (Hwang et al. 2013). Beantwortet wurden diese Items auf einer 6-stufigen Likert-Skala von „1: stimme überhaupt nicht zu“ bis „6: stimme völlig zu“.

Technologische Akzeptanz: Zur Erfassung der technologischen Akzeptanz wurde die Usefulness (6 Items, z.B.: „Das Lernsystem war hilfreich für mich beim Erwerb neuer Kenntnisse.“) sowie die Ease of Use (7 Items, z.B.: „Ich empfand die Benutzeroberfläche des Lernsystems als einfach zu bedienen.“) erfasst (Hwang et al. 2013). Die Items konnten auf einer 6-stufigen Likert-Skala von „1: stimme überhaupt nicht zu“ bis „6: stimme völlig zu“ beantwortet werden.

6. Diskussion

Die vorliegende Methode weist einige Limitationen auf, die im Folgenden diskutiert werden. Eine zentrale Frage ist die Übertragbarkeit grundlegender kognitiver Fähigkeiten wie der Arbeitsgedächtniskapazität auf die Effektivität adaptiver Lernsysteme und deren Nutzung. Obwohl die Literatur bereits Hinweise auf einen solchen Zusammenhang liefert, bleibt offen, inwieweit dies auch für die heterogene Stichprobe der Auszubildenden technischer Berufe gilt.

Ein weiterer wesentlicher Aspekt ist die gewählte Experimentalaufgabe. Es ist unklar, ob die Komplexität ausreichend war, um differenzierte Effekte zwischen den Proband*innen abzubilden. Ebenso ist sicherzustellen, dass die Fragen des Post-Wissenstests hinreichend gut zwischen den Proband*innen differenziert, um individuelle Unterschiede im Lernerfolg valide abbilden zu können.

Darüber hinaus stellt sich die Frage, ob die globale und sequentielle Darstellung des adaptiven Lernkurses ausreichend unterschiedlich konzipiert wurde, um die Arbeitsgedächtniskapazität angemessen berücksichtigen zu können. Sollten die Ergebnisse der Studie diese Personalisierungsstrategien bestätigen, wäre eine weitergehende Evaluation der Anpassungstechniken weiterhin erforderlich. Auf dieser Grundlage könnten dann evidenzbasierte Richtlinien zur Gestaltung adaptiver Lernsysteme an die Arbeitsgedächtniskapazität entwickelt werden.

7. Literatur

- Bolsinova M, Deonovic B, Arieli-Attali M, Settles B, Hagiwara M, Maris G (2022) Measurement of Ability in Adaptive Learning and Assessment Systems when Learners Use On-Demand Hints. *Applied psychological measurement* 46:219–235.
- Buchholz V, Kopp S (2023) Adaptive Assistance Systems: Approaches, Benefits, and Risks. In: Gräßler I, Maier GW, Steffen E, Roesmann D (Eds) *The Digital Twin of Humans: An Interdisciplinary Concept of Digital Working Environments in Industry 4.0*. Cham: Springer International Publishing, 113–135.
- Çebi A, Araújo RD, Brusilovsky P (2023) Do individual characteristics affect online learning behaviors? An analysis of learners sequential patterns. *Journal of Research on Technology in Education* 55:663–683.
- Chang TW, Kurcz J, El-Bishouty MM, Kinshuk, Graf S (2015) Adaptive and Personalized Learning Based on Students' Cognitive Characteristics. In: Huang R (Ed) *Lecture Notes in Education Technology Ser. Ubiquitous Learning Environments and Technologies*. Springer, Berlin/Heidelberg, 77–97.
- Fellman D, Lincke A, Berge E, Jonsson B (2020) Predicting Visuospatial and Verbal Working Memory by Individual Differences in E-Learning Activities. *Frontiers in Education* 5:22.
- Hawlitschek A, Joeckel S (2017) Increasing the effectiveness of digital educational games: The effects of a learning instruction on students' learning, motivation, and cognitive load. *Computers in Human Behavior* 72:79–86.
- Hwang GJ, Yang LH, Wang SY (2013) A concept map-embedded educational computer game for improving students' learning performance in natural science courses. *Computers & Education* 69:121–130.
- Landis JR, Koch GG (1977) The Measurement of Observer Agreement for Categorical Data. *Biometrics* 33:159–174.
- Lestari W, Nurjanah D, Selviandro N (2017) Adaptive presentation based on learning style and working memory capacity in adaptive learning system. In: Escudeiro P, Zvacek S, McLaren BM, Uhomobhi J, Costagliola G (Eds) *CSEDU 2017 – Proceedings of the 9th International Conference on Computer Supported Education*. SciTePress 1:363–370.
- Martin F, Chen Y, Moore RL, Westine CD (2020) Systematic review of adaptive learning research designs, context, strategies, and technologies from 2009 to 2018. *Educational Technology Research and Development* 68:1903–1929.

Arbeit 5.0: Menschzentrierte Innovationen für die Zukunft der Arbeit

- Oestereich H, Heinz-Jakobs M, Sehr P, Wrede S (2023) Human-Centered Adaptive Assistance Systems for the Shop Floor. In: Röcker C, Büttner S (Eds) Human-Technology Interaction: Shaping the Future of Industrial User Interfaces. Cham: Springer International Publishing, 83–125.
- Schuhfried GmbH (2019) N-back nonverbal [Computerbasiertes Testverfahren]. Schuhfried GmbH.
- Siddique A, Ghani I, Yasin A (2018) Developing Adaptive E-Learning Environment Using Cognitive and Noncognitive Parameters. *Journal of Educational Computing Research* 56:1086–1102.
- Tsianos N, Germanakos P, Lekkas Z, Mourlas C, Samaras G (2010) Working memory span and E-learning: The effect of personalization techniques on learners' performance. In: De Bra P, Kobsa A, Chin D (Eds) *User Modeling, Adaptation, and Personalization*. Springer, 64–74.
- Zhong L (2023) A systematic review of personalized learning in higher education: learning content structure, learning materials sequence, and learning readiness support. *Interactive Learning Environments* 31:7053–7073.

Hinweis: Die Studie hat im Rahmen des Forschungs- und Entwicklungsprojekt SAM-KI „Selbstgesteuerte Assistenz für die manuelle Montage sowie Kommunikation und Interaktion“ stattgefunden, welches durch das Bundesministerium für Bildung und Forschung (BMBF) im Programm „Zukunft der Wertschöpfung – Forschung zu Produktion, Dienstleistung und Arbeit“ gefördert und vom Projektträger Karlsruhe (PTKA) betreut wird (Förderkennzeichen: 02L20C530). Die Verantwortung für den Inhalt dieser Veröffentlichung liegt bei den Autorinnen.