

Wie Learning Analytics und KI selbstreguliertes Lernen transformieren

Didaktische Potenziale videobasierter Lernumgebungen in der Lehrkräftebildung¹

Manuel Oellers², Robin Junker³, Jennifer Janeczko⁴, Christina Dückers⁵
und Manfred Holodynski⁶

Das didaktische Design von Blended Learning-Formaten zeichnet sich durch den Wechsel synchroner und asynchroner Lernphasen aus. Letztere ermöglichen zwar ein zeitflexibles und ortsunabhängiges Lernen, stellen jedoch zugleich erhöhte Anforderungen an die selbstregulativen Kompetenzen der Lernenden. Eine fehlende Unterstützung, wie unzureichendes Feedback, hindert dabei den Kompetenzerwerb. Der Beitrag erörtert, wie Unterstützungsbedarfe bereits im Lernprozess ermittelt werden und inwiefern Learning Analytics und KI die Lernenden in Selbstlernphasen durch formatives Feedback unterstützen können. Die Ausführungen schließen an unsere Studie an, in der Lernstrategien von Lehramtsstudierenden in einer digitalen, videobasierten Lernumgebung ausgewertet wurden. Darauf aufbauend werden didaktische Potenziale der Lernumgebung sowie konzeptionelle Ansätze der adaptiven Lernunterstützung aus der Praxis der Lehrkräftebildung diskutiert.

How learning analytics and AI are transforming self-regulated learning:

Educational potential of video-based learning environments in teacher education

The instructional design of blended learning formats is characterized by alternating synchronous and asynchronous learning phases. While the latter enable learning that is flexible in terms of time and place, they also impose increased demands on learners' self-regulatory competencies. A lack of support, such as insufficient feedback, can hinder the development of these competencies. The article explores how learners' needs for support can be identified during the learning process and how learning analytics and AI can assist learners during

1 Basiert auf einem Impulsbeitrag im Rahmen der Tagung.

2 ORCID: 0000-0002-1580-8841

3 ORCID: 0000-0001-8558-2131

4 ORCID: 0000-0001-7253-1271

5 ORCID: 0000-0003-0706-3103

6 ORCID: 0000-0002-4791-4948

self-study phases by implementing formative feedback and assessment. The discussion builds on our study, which analyzes learning strategies of pre-service teachers in a digital, video-based learning environment. Building on these findings, the educational potential of such a learning environment, as well as conceptual approaches to adaptive learning support in teacher education, are discussed.

Herausforderungen und Perspektiven des zeitgemäßen selbstregulierten Lernens

Technologische Errungenschaften wie KI verändern nicht nur den Alltag, sondern auch die Art des Lernens auf eine nachhaltige Weise. Eine fortwährende Innovation von Lernumgebungen ist daher für zeitgemäßes Lernen unerlässlich, vor allem da *E-Learning* und auch der vielversprechende Einsatz von KI im Bildungsbereich an Bedeutung gewinnen (vgl. Caplanova et al. 2024; Crompton/Burke 2023, Tan et al. 2025).

Dabei vermögen klassische *Blended Learning*-Formate zwar die Vorteile von synchronen und asynchronen Lernphasen zu verbinden (vgl. De Bruijn-Smolters/Prinsen 2024; Cao 2023; Caplanova et al. 2024; Min/Yu 2023), doch eine unzureichende Unterstützung in einem isolierten, asynchronen Lernsetting kann zu erhöhten Abbruchquoten führen sowie die Lernmotivation und den Lernerfolg verringern (vgl. Rahmani et al. 2024; Prananto et al. 2025; Barz et al. 2024; Xie/Correia 2024).

Den Vorteilen des orts- und zeitunabhängigen Lernens stehen dabei zugleich hohe Anforderungen an die selbstregulativen Kompetenzen von Lernenden gegenüber (vgl. Zhang et al. 2024), die als ein entscheidender Faktor für das Erreichen oder Verfehlen der Lernziele gelten (vgl. Rahmani et al. 2024; Min/Yu 2023). Während in synchronen Lernphasen eine Lernunterstützung durch Dozierende erfolgen kann, erhalten Lernende in asynchronen Lernphasen hingegen häufig keine unmittelbaren Rückmeldungen zu ihren Lernstrategien oder Leistungen (vgl. Han et al. 2023; Hung et al. 2024). Auch Lehrenden bleibt oft ein Einblick in Lernprozesse verwehrt, so dass keine zielgerichtete Intervention erfolgen kann (vgl. Liu et al. 2025). Zwar bieten Lernmanagementsysteme (LMS) teils summative Indikatoren, jedoch bisweilen kaum adäquate Daten über die Lernverläufe und Hürden, die für den Lernerfolg relevant sind (vgl. Lobos et al. 2024; Faza/Lestari 2025). Wie können daher bereits im Lernprozess individuelle ...

... Unterstützungsbedarfe und Leistungen ermittelt werden?

... Rückmeldungen und eine Lernunterstützung realisiert werden?

In Anlehnung an unsere Studie wird erörtert, inwiefern Unterstützungsbedarfe in Selbstlernphasen mit Learning Analytics (LA) in einer digitalen, videobasierenden Lernumgebung erfasst und adressiert werden können (vgl. Oellers/Junker/Holodynski 2024). Darauf aufbauend wird ein konzeptioneller Ansatz dargelegt, der aufzeigt, inwiefern individuelle Rückmeldungen und KI-basiertes Feedback als adaptive Lernunterstützung begleitend in den Lernprozess implementiert werden können. Abschließend erfolgt eine Diskussion des didaktischen Potenzials aus der Praxis der Lehrkräftebildung im Hinblick auf eine Transformation des selbstregulierten Lernens (SRL).

Lernprozesse mit Learning Analytics begleiten

Ein bedeutsames Ziel der Lehrkräfteausbildung besteht in der Förderung professionellen Lehrkräftehandelns. Eine wesentliche Voraussetzung dafür stellt die professionelle Unterrichtswahrnehmung dar, als Kompetenz, lernrelevante Ereignisse im Unterricht erkennen, interpretieren und daraus begründete Handlungsentscheidungen ableiten zu können (vgl. Junker et al. 2020; Sherin/van Es 2009). Unterrichtsvideos gelten hierbei als wirksame Lerngelegenheiten zur Professionalisierung von Lehrkräften (vgl. Santagata et al. 2021; Sherin/van Es 2009). Durch eine theoriegestützte Analyse authentischer Unterrichtspraxis wird hierbei die Situierung erworbenen Wissens ermöglicht (vgl. Barth 2017; Santagata et al. 2007).

Zu diesem Zweck wurden in unserer Studie Unterrichtsvideos der Portale *Pro-Vision* und *ViU: Early Science* der Universität Münster verwendet, die über das Meta-Videoportal *unterrichtsvideos.net* zugänglich sind (vgl. Oellers/Junker/Holodynski 2024). Die selektive Wahrnehmung lernrelevanter Unterrichtsereignisse stellt indes für Novizinnen und Novizen eine besondere Herausforderung dar, auch da Ereignisse unterschiedlich salient auftreten können (vgl. Telgmann/Müller 2023; Gabel et al. 2025). Die Einbindung in ein digitales Annotationswerkzeug als videobasierte Lernumgebung unterstützt die Wahrnehmung komplexer Unterrichtsereignisse sowie eine strukturierte schriftliche Analyse, begleitet durch formatives Feedback während der Analyse. Ein solches Feedback gilt als effektiver, wenn es zeitnah erfolgt (vgl. Shute 2008), sowie die Aufgabe, den Lernprozess und die Selbstregulation adressiert (vgl. Hattie/Timperley 2007). Auch die Qualität des Feedbacks ist entscheidend, wie bspw. eine Elaboration, Orientierung an fachlichen Kriterien und inhaltliche Spezifität (vgl. Prilop et al. 2021, Prilop et al. 2020). Die Bereitstellung formativen Feedbacks stellt insgesamt einen bedeutsamen Faktor für den Lernerfolg dar (vgl. Hattie/Timperley 2007; Hattie 2024; Henderson et al. 2019).

Damit solche Rückmeldungen im Lernverlauf adäquat erfolgen können, müssen zunächst individuelle Lernverläufe und -stände ermittelt werden (vgl. Morris et al. 2021; Zhang et al. 2023; Wiliam 2018). Learning Analytics (LA) stellt eine geeigne-

te Methode dar, um diese Lernprozesse in Echtzeit zu analysieren (vgl. Hoppe 2017; Lang et al. 2017; Knight/Buckingham Shum 2017; Siemens 2013). LA bezeichnet dabei das Erheben und Auswerten von (lernrelevanten) Daten aus Lernumgebungen mit dem Bestreben, Einblicke in Lernverläufe und Lernkontexte zu gewinnen und diese zu optimieren (vgl. Siemens 2013). Durch Verwendung gängiger *E-Learning*-Standards, wie *xAPI* oder *cmi5*, wird eine standardkonforme Erfassung verschiedener Lernerfahrungen ermöglicht, wie in diesem Beispiel exemplarisch für videobasierte Lernaktivitäten gezeigt wird (vgl. Mirriahi et al. 2016; Mirriahi et al. 2018; Oellers/Junker/Holodynski 2024).

Adaptive Lernunterstützung in videobasierten, digitalen Lernumgebungen

Lernrelevante Daten aus Lernumgebungen bilden das Fundament für eine adaptive Lernunterstützung (vgl. Ifenthaler/Yau 2020). Bereits in anderen Kontexten konnte zuvor gezeigt werden, dass eine LA-basierte Lernunterstützung und KI-basiertes Feedback einen positiven Effekt auf die selbstregulativen Kompetenzen und den Lernerfolg haben können (vgl. Tzimas/Demetriadis 2024; Luo et al. 2025; Seßler et al. 2025; Tepgec et al. 2025; Jacobsen/Weber 2025), wenngleich derzeit noch anzumerken ist, dass neben diesen Einzelbefunden bislang übergreifende systematische Metaanalysen fehlen (vgl. Leschke/Salden 2024).

Adaptive Lernunterstützungsmaßnahmen können dabei verschiedene Bereiche des Lernprozesses adressieren. Beim SRL planen und überwachen Studierende in verschiedenen Phasen eigenverantwortlich ihren Lernprozess (vgl. Zimmerman 2000; Pintrich 2000; Panadero 2017). Zum SRL zählen im Wesentlichen drei Phasen:

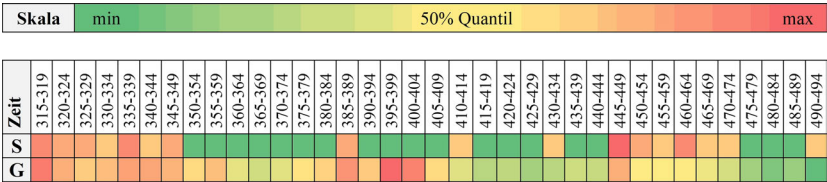
1. Vorbereitungsphase, in der Aufgaben und Ziele geplant werden
2. Handlungsphase, in der Lernstrategien angewendet werden
3. Reflexionsphase, in welcher der Lernprozess evaluiert wird

In diesen Phasen sind sowohl kognitive, metakognitive, motivationale, emotionale als auch behaviorale Aspekte des SRL von Relevanz (vgl. Ortube et al. 2024; Panadero 2017). Eine Lernunterstützung sollte diese Aspekte in asynchronen Lernsettings besonders fokussieren, da Lernende ihren Lernprozess ohne unmittelbare Rückmeldungen nicht effektiv überwachen oder ihr Lernverhalten anpassen können. Für videobasierte Lernaktivitäten, wie bspw. eine Unterrichtsanalyse mit einem Annotationswerkzeug, bieten sich dazu verschiedene Lernunterstützungsmaßnahmen an.

Prompting und Cueing in asynchronen Lernphasen

In digitalen, videobasierten Lernumgebungen kann der Betrachtungsverlauf einzelner Videosegmente mithilfe von LA erhoben werden (vgl. Oellers/Junker/Holodynski 2024), um auf diese Weise spezifische Unterstützungsbedarfe im Rahmen des SRL zu identifizieren und individuelles Feedback bereitzustellen. So ist beispielhaft für eine ausgewertete Lernaktivität festzustellen, dass der/die Studierende (S) gegenüber der gesamten Gruppe (G) kaum Aufmerksamkeit auf den Zeitraum von Minute 6:35 (Sekunde 395) bis Minute 6:45 (Sekunde 405) gelenkt und zudem größere Teile der Unterrichtssequenz eher oberflächlich betrachtet hat (vgl. Abb. 2).

Abbildung 1: Häufigkeit der Videosegmentwiederholung im Vergleich eines Studierenden (S) mit der Lerngruppe (G) für eine Unterrichtssequenz



Eine datenbasierte Lernunterstützung erlaubt es *Prompts* und *Cues* in den Lernprozess zu integrieren. *Prompting* bezeichnet hierbei einen gezielten Einsatz von handlungsauffordernden Impulsen (*Prompts*), um den Lernprozess zu unterstützen (vgl. Gentner et al. 2024; Gentner/Seufert 2020; Farrell et al. 2024), abgrenzend zum *KI-Prompting*, welches dazu dient, Instruktionen bspw. für *Large Lange Models* (LLM) zu formulieren. In videobasierten Lernaktivitäten kann dieses *Prompting* eine zentrale Rolle spielen, indem es Lernende dazu anregt, sich aktiv mit Unterrichtsereignissen oder der Analyse dieser auseinanderzusetzen. Dabei können kognitive und metakognitive Prompts eingesetzt werden. Exemplarische kognitive Prompts sind Aufforderungen zur Analyse vernachlässigter Sequenzen oder zur Beurteilung bereits vorgenommener Kodierungen. Metakognitive Prompts sind z. B. Aufforderungen zur Reflexion des eigenen Vorgehens oder zur Verwendung empfohlener Lernmaterialien. In mehreren Studien finden sich Hinweise, dass der kombinierte Einsatz den Lernerfolg und die Motivation der Lernenden erhöhen und kognitive Belastung reduzieren kann (vgl. Farrell et al. 2024; Zeitlhofer et al. 2023; Junker et al. 2025; Martin et al. 2022).

Cueing (vgl. Farrell et al. 2024) ist eine weitere Technik, bei der durch gezielte visuelle, auditive oder sprachliche Hinweise die Aufmerksamkeit der Lernenden gelenkt wird (vgl. van Gog 2014; Mayer/Moreno 2012), bspw. durch das Hervorheben

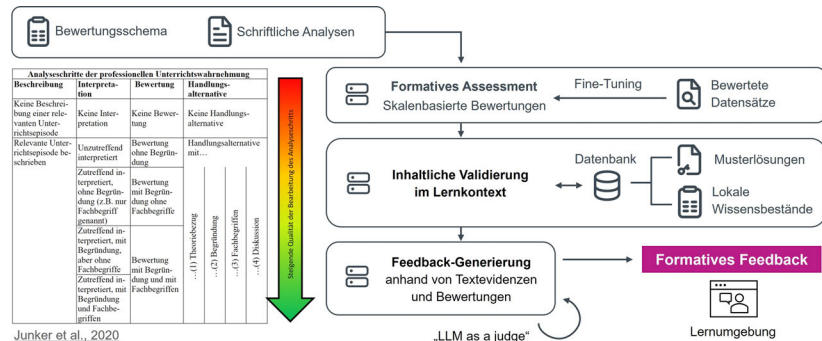
von lernrelevanten Ereignissen im Unterrichtsgeschehen, Sprungmarken oder Hinweise zu unberücksichtigten Analyseaspekten (vgl. Richter et al. 2016; Schneider et al. 2018). Zudem können zuvor erhobene Daten (wie Kodierungen im Annotationswerkzeug) in *Cues* wiederverwendet werden, um eine Übereinstimmung, Widersprüchlichkeit oder Kontroversität von inhaltlichen Kodierungen des Videomaterials zu signalisieren, falls bspw. mehrheitlich die gleichen, konträren oder vergleichbar anteilig gegensätzliche Kodierungen auftreten. Um auch bei schriftlichen, offenen Analysen unterstützen zu können, ist darüber hinaus ein formatives Feedback in diese Lernaktivitäten integrierbar.

KI-basiertes formatives Feedback in videobasierten Lernaktivitäten

Eine besondere Herausforderung für formatives Feedback im Lernprozess sind schriftliche, offene Aufgabenformate. In der Vergangenheit gab es bereits verschiedene Ansätze zur automatisierten Auswertung von Freitexten, wie etwa *Automated Essay Scoring* (AES), *Automated Writing Evaluation* (AWE) oder *Automated Written Feedback* (AWF) (vgl. Shi/Aryadoust 2024). Diese Ansätze basieren auf Verfahren zum maschinellen Lernen (ML) und/oder der Verarbeitung natürlicher Sprache (NLP).

Im Folgenden wird ein exemplarischer KI-Workflow vorgestellt, der sowohl Bewertungen und inhaltliche Validierungen vornimmt, sowie darüber hinaus ein elaboriertes Feedback zu schriftlichen Videoanalysen generiert. Zur Bewertung dieser Analysen wird ein entsprechend dafür entwickeltes Kodierschema (vgl. Junker et al. 2020) in ein maschinenlesbares Format übertragen und dient als kriterienorientierter Bewertungshorizont (*rubric-based assessment*), auch für zuvor bewertete Trainingsdatensätze.

Abbildung 2: KI-Workflow zur Generierung eines kriteriengeleiteten, formativen Feedbacks mit Textevidenzen als Explainable AI (XAI)-System



Während sich mit derzeitigem Stand für eine robustere, skalenbasierte Bewertung eher klassifizierende Transformer-Encoder-Modelle wie *DeBERTaV3*, *ModernBERT* oder *NeoBERT* eignen, ist für die Nutzung generativer KI zur Erstellung von elaboriertem Feedback zu berücksichtigen, dass klassische generative *Large Language Model* (LLM) zumeist auf einer eher allgemeinen Wissensbasis trainiert wurden. Ohne additive Maßnahmen sind diese zunächst nicht (ideal) geeignet, um domänenspezifische Inhalte kontextualisiert zu evaluieren und darauf aufbauend ein nützliches, fachliches inhaltliches Feedback für konkrete Aufgabenstellungen (z.B. mit kontextuellem Bezug zu einzelnen Videosequenzen) zu generieren.

Um die Konsistenz und Qualität des angestrebten Feedbacks für spezifische Aufgabenstellungen zu erhöhen, ist in diesem exemplarischen KI-Workflow ein *Fine-Tuning* des Modells vorgesehen, zumindest jedoch ein *Few-Shot-Learning*, entsprechend der Anzahl verfügbarer Trainingsdaten. Darüber hinaus findet ein Abruf kontextbezogener Informationen über das offene *Model Context Protocol* (MCP) statt. Dies ermöglicht den Zugriff auf Musterlösungen, zuvor bewertete Texte oder auch lokale Wissensbestände (u.a. Lernmaterial), um passendere Rückmeldungen generieren zu können. Relevante Inhalte werden dabei im Rahmen einer *Retrieval-Augmented-Generation* (RAG) über semantische Ähnlichkeiten ermittelt.

Als weitere Maßnahme werden Videosequenzen basierend auf Musterlösungen mit Wissensaussagen (*knowledge claims*) ausgezeichnet, die sodann bei den zu bewertenden Texten über *Natural Language Inference* (NLI) oder *Textual Entailment* (TE) evaluiert werden. Dabei wird den zu bewertenden Textpassagen zugeordnet, ob diese den Aussagen der Musterlösungen eher widersprechen (*contradicts knowledge claim*), die Aussagen eher implizieren (*entails knowledge claim*) oder dahingehend eher neutral sind. Ein anderweitiges LLM fungiert zur Prüfung von Zwischenschritten (»LLM as a judge«-Ansatz u.a. für *Guardrails*)

Auf dieser Basis wird formatives Feedback durch den Vergleich mit Musterlösungen generiert und zugleich anhand von Textevidenzen transparenter plausibilisiert. Der vorgestellte KI-basierte Workflow kombiniert dabei verschiedene Verfahren und erstellt schlussendlich eine strukturierte Rückmeldung mit konkreten Bezügen zu Textpassagen der zu bewertenden Zwischenlösung. Der KI-Workflow ist als *Microservice* konzipiert, mit dem Ziel, diesen in verschiedene Lernumgebungen zu integrieren, wie z.B. das Annotationswerkzeug und videobasierte Lernmodule, um formatives Feedback in selbstregulierten Lernprozessen unmittelbar bereitzustellen.

Fazit und Ausblick

Während herkömmliche, digitale Lernumgebungen häufig (noch) dazu dienen, Lerninhalte eher statisch bereitzustellen, ermöglichen LA- und KI-gestützte

Lernumgebungen neuartige didaktische Interventionen, insbesondere auch in asynchronen Lernsettings. Durch Auswertung lernrelevanter Daten kann das didaktische Potenzial unmittelbar im Lernprozess entfaltet werden. LA und KI ermöglichen auf diese Weise die Bereitstellung einer adaptiven Lernunterstützung in domänenspezifischen Lernkontexten, exemplarisch bspw. als *Prompts*, *Cues* und formatives Feedback, wie hier in der Praxis der Lehrkräftebildung für eine digitale, videobasierte Lernumgebung dargestellt. Über bestehende Befunde zur Vergleichbarkeit des Effekts von KI-basiertem Feedback gegenüber menschlichem Feedback (vgl. Kaliisa et al. 2025) hinaus, muss das Transferpotenzial für neue Anwendungskontexte künftig noch verstärkt beforscht werden. Grundlegend dafür sind eine sorgfältige Validierung und Evaluation der entwickelten Systeme, denn lernunterstützende Maßnahmen müssen gezielt und bedarfsorientiert wirken. Sie sollen den Lernprozess nicht überfrachten (z.B. in Form kognitiver Überlastung) und müssen zudem diversen Ansprüchen genügen, insbesondere inhaltlich, technisch und rechtlich (u.a. EU-DSGVO und EU-AI ACT). Es zeichnet sich jedoch bereits ab, dass LA- und KI-gestützte Lernumgebungen perspektivisch eine aussichtsreiche Chance auf messbare Erfolge bieten, selbstregulierte Lernprozesse lernförderlich zu transformieren.

Literatur

- Barth, Victoria L. (2017): Professionelle Wahrnehmung von Störungen im Unterricht, Wiesbaden: Springer Fachmedien Wiesbaden.
- Barz, Natalie/Benick, Manuela/Dörrenbächer-Ulrich, Laura/Perels, Franziska (2024): »Fostering self-regulated learning using synchronous or asynchronous digital learning environments: a latent profile analysis of pre-service teachers' individual differences«, in: *Frontiers in Education* 9, 1445182.
- Cao, Wenwen (2023): »A meta-analysis of effects of blended learning on performance, attitude, achievement, and engagement across different countries«, in: *Frontiers in Psychology* 14, 1212056.
- Caplanova, Anetta/Dunajeva, Jekatyerina/Rodriguez, Paula (2024): Digital transformation in blended learning environments – EENEE analytical report, Luxembourg: Publications Office of the European Union. <https://data.europa.eu/doi/10.2766/061693 vom 29.08.2024>.
- Crompton, Helen/Burke, Diane (2023): »Artificial intelligence in higher education: the state of the field«, in: *International Journal of Educational Technology in Higher Education* 20.
- De Bruijn-Smolters, M./Prinsen, Fleur R. (2024): »Effective student engagement with blended learning: A systematic review«, in: *Heliyon* 10, e39439.

- Farrell, Meg/Martin, Monika/Böheim, Ricardo/Renkl, Alexander/Rieß, Werner/Könings, Karen D./van Merriënboer, Jeroen J. G./Seidel, Tina (2024): »Signaling cues and focused prompts for professional vision support: The interplay of instructional design and situational interest in preservice teachers' video analysis«, in: *Instructional science* 52, S. 879–917.
- Faza, Ahmad/Lestari, Ilyana A. (2025): »Self-Regulated Learning in the Digital Age: A Systematic Review of Strategies, Technologies, Benefits, and Challenges«, in: *The International Review of Research in Open and Distributed Learning* 26(2), S. 23–58.
- Gabel, Sylvia/Keskin, Özün/Gegenfurtner, Andreas (2025): »Comparing the effects of a specific task instruction and prompts on pre-service teachers' noticing of classroom management situations«, in: *Zeitschrift für Erziehungswissenschaft* 28, S. 105–123.
- Gentner, Nadja/Respondek, Lisa/Seufert, Tina (2024): »Effects of short- and long-term prompting in learning journals on strategy use, self-efficacy, and learning outcomes«, in: *Instructional science* 52, S. 919–950.
- Gentner, Nadja/Seufert, Tina (2020): »The Double-Edged Interactions of Prompts and Self-efficacy«, in: *Metacognition and Learning* 15, S. 261–289.
- Han, Jaeyun/DiGiacomo, Daniela K./Usher, Ellen L. (2023): »College students' self-regulation in asynchronous online courses during COVID-19«, in: *Studies in Higher Education* 48(4), S. 1440–1454.
- Hattie, John (2024): *Visible learning 2.0*, Baltmannsweiler: Schneider Verlag Hohengehren GmbH.
- Hattie, John/Timperley, Helen (2007): »The Power of Feedback«, in: *Review of Educational Research* 77, S. 81–112.
- Henderson, Michael/Ajjawi, Rola/Boud, David/Molloy, Elizabeth (Hg.) (2019): *The Impact of Feedback in Higher Education. Improving Assessment Outcomes for Learners*, Cham: Springer International Publishing; Imprint Palgrave Macmillan.
- Hoppe, Heinz U. (2017): »Computational Methods for the Analysis of Learning and Knowledge Building Communities«, in: Lang, Charles/Siemens, George/Wise, Alyssa/Gasevic, Dragon (Hg.), *Handbook of Learning Analytics*, Society for Learning Analytics Research (SoLAR), S. 23–33.
- Hung, Chih-Tsung/Wu, Shou-En/Chen, Yi-Hsien/Soong, Chen-Yeu/Chiang, Chien-Ping/Wang, Wei-Ming (2024): »The evaluation of synchronous and asynchronous online learning: student experience, learning outcomes, and cognitive load«, in: *BMC medical education* 24, S. 326.
- Ifenthaler, Dirk/Yau, Jane Y.-K. (2020): »Utilising learning analytics to support study success in higher education: a systematic review«, in: *Educational Technology Research and Development* 68, S. 1961–1990.

- Jacobsen, Lucas J./Weber, Kira E. (2025): »The Promises and Pitfalls of Large Language Models as Feedback Providers: A Study of Prompt Engineering and the Quality of AI-Driven Feedback«, in: *AI* 6, S. 35.
- Janeczko, Jennifer M./Lehmkuhl, Alena/Junker, Robin/Zucker, Verena/Meschede, Nicola/Holodynski, Manfred (2025): »Promoting preservice teachers' multiperspective professional vision in virtual learning environments – On the effects of modeling videos and prompts during video-based lesson analysis«, in: *Educational Technology Research and Development*.
- Junker, R./Janeczko, J./Lehmkuhl, A./Zucker, V./Holodynski, M./Meschede, N. (2025): »Modeling and prompting professional vision in a virtual learning environment: effects on pre-service teachers' cognitive load and motivation«, in: *Education and information technologies* 30, S. 19985–20010.
- Junker, Robin/Rauterberg, Til/Möller, Kornelia/Holodynski, Manfred (2020): »Videobasierte Lehrmodule zur Förderung der professionellen Wahrnehmung von heterogenitätssensiblen Unterricht«, in: *Herausforderung Lehrer*innenbildung – Zeitschrift Zur Konzeption, Gestaltung und Diskussion*, 3, S. 236–255.
- Kaliisa, Rogers/Misiejuk, Kamila/López-Pernas, Sonsoles/Saqr, Mohamed (2025): »How does artificial intelligence compare to human feedback? A meta-analysis of performance, feedback perception, and learning dispositions«, in: *Educational Psychology*, S. 1–32.
- Knight, Simon/Buckingham Shum, Simon (2017): »Theory and Learning Analytics«, in: Lang, Charles/Siemens, George/Wise, Alyssa F./Gašević, Dragon/Merceron, Agathe (Hg.), *Handbook of Learning Analytics*, Society for Learning Analytics Research (SoLAR), S. 17–22.
- Lang, Charles/Siemens, George/Wise, Alyssa F./Gašević, Dragon/Merceron, Agathe (Hg.) (2017): *Handbook of Learning Analytics*, Society for Learning Analytics Research (SoLAR).
- Liu, Yan/Wang, Wei/Xu, Enwei (2025): »The Effectiveness of Learning Analytics-Based Interventions in Enhancing Students' Learning Effect: A Meta-Analysis of Empirical Studies«, in: *SAGE Open* 15.
- Lobos, Karla/Cobo-Rendón, Rubia/Bruna Jofré, Daniela/Santana, Javiera (2024): »New challenges for higher education: self-regulated learning in blended learning contexts«, in: *Frontiers in Education* 9.
- Luo, Jihao/Zheng, Chenxu/Yin, Jiamin/Teo, Hock H. (2025): »Design and assessment of AI-based learning tools in higher education: a systematic review«, in: *International Journal of Educational Technology in Higher Education* 22.
- Martin, Monika/Farrell, Meg/Seidel, Tina/Rieß, Werner/Könings, Karen D./van Merriënboer, Jeroen J. G./Renkl, Alexander (2022): »Focused self-explanation prompts and segmenting foster pre-service teachers' professional vision – but only during training!«, in: *International Journal of Educational Technology in Higher Education* 19.

- Mayer, Richard E./Moreno, Roxana (2012): »Techniques That Reduce Extraneous Cognitive Load and Manage Intrinsic Cognitive Load during Multimedia Learning«, in: Jan L Plass/Roxana Moreno/Roland Brünken (Hg.), *Cognitive Load Theory*, Cambridge University Press, S. 131–152.
- Min, Wenhe/Yu, Zhonggen (2023): »A Systematic Review of Critical Success Factors in Blended Learning«, in: *Education Sciences* 13(5), S. 469.
- Mirriahi, Negin/Jovanovic, Jelena/Dawson, Shane/Gašević, Dragan/Pardo, Abelardo (2018): »Identifying engagement patterns with video annotation activities: A case study in professional development«, in: *Australasian Journal of Educational Technology* 34.
- Mirriahi, Negin/Liaqat, Daniyal/Dawson, Shane/Gašević, Dragan (2016): »Uncovering student learning profiles with a video annotation tool: reflective learning with and without instructional norms«, in: *Educational Technology Research and Development* 64(6), S. 1083–1106.
- Morris, Rebecca/Perry, Thomas/Wardle, Lindsey (2021): »Formative assessment and feedback for learning in higher education: A systematic review«, in: *Review of Education* 9(3).
- Oellers, Manuel/Junker, Robin/Holodynski, Manfred (2024): »Individual learning paths mastering teachers' professional vision«, in: *Frontiers in Education* 9.
- Ortube, Alanze F./Panadero, Ernesto/Dignath, Charlotte (2024): »Self-Regulated Learning Interventions for Pre-service Teachers: a Systematic Review«, in: *Educational Psychology Review* 36(113).
- Panadero, Ernesto (2017): »A Review of Self-regulated Learning: Six Models and Four Directions for Research«, in: *Frontiers in psychology* 8(422).
- Pintrich, Paul R. (2000): »The Role of Goal Orientation in Self-Regulated Learning«, in: Boekaerts, Monique/Pintrich Paul R./Zeidner Moshe (Eds.), *Handbook of Self-Regulation*, Elsevier, S. 451–502.
- Prananto, Kartika/Cahyadi, Surya/Lubis, Fitriani Y./Hinduan, Zahrotur R. (2025): »Perceived teacher support and student engagement among higher education students – a systematic literature review«, in: *BMC psychology* 13(112).
- Prilop, Christopher N./Weber, Kira E./Kleinknecht, Marc (2020): »Effects of digital video-based feedback environments on pre-service teachers' feedback competence«, in: *Computers in Human Behavior* 102(110), S. 120–131.
- Prilop, Christopher N./Weber, Kira E./Kleinknecht, Marc (2021): »The role of expert feedback in the development of pre-service teachers' professional vision of classroom management in an online blended learning environment«, in: *Teaching and Teacher Education* 99(4), 103276.
- Rahmani, Amir M./Groot, Wim/Rahmani, Hamed (2024): »Dropout in online higher education: a systematic literature review«, in: *International Journal of Educational Technology in Higher Education* 21(9).

- Richter, Juliane/Scheiter, Katharina/Eitel, Alexander (2016): »Signaling text-picture relations in multimedia learning: A comprehensive meta-analysis«, in: *Educational Research Review* 17, S. 19–36.
- Salden, Peter/Leschke, Jonas (2024): *Learning Analytics und Künstliche Intelligenz in Studium und Lehre*, Wiesbaden: Springer Fachmedien Wiesbaden.
- Santagata, Rossella/König, Johannes/Scheiner, Thorsten/Nguyen, Ha/Adleff, Ann-Kristin/Yang, Xinrong/Kaiser, Gabriele (2021): »Mathematics teacher learning to notice: a systematic review of studies of video-based programs«, in: *ZDM* 53, S. 119–134.
- Santagata, Rossella/Zannoni, Claudia/Stigler, James W. (2007): »The role of lesson analysis in pre-service teacher education: an empirical investigation of teacher learning from a virtual video-based field experience«, in: *Journal of Mathematics Teacher Education* 10, S. 123–140.
- Schneider, Sascha/Beege, Maik/Nebel, Steve/Rey, Günter D. (2018): »A meta-analysis of how signaling affects learning with media«, in: *Educational Research Review* 23, S. 1–24.
- Seßler, Kathrin/Bewersdorff, Arne/Nerdel, Claudia/Kasneci, Enkelejda (2025): Towards Adaptive Feedback with AI: Comparing the Feedback Quality of LLMs and Teachers on Experimentation Protocols. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2502.12842> vom 18.02.2025.
- Sherin, Miriam/van Es, Elizabeth (2009): »Effects of Video Club Participation on Teachers' Professional Vision«, in: *Journal of Teacher Education* 60, S. 20–37.
- Shi, Huawei/Aryadoust, Vahid (2024): »A systematic review of AI-based automated written feedback research«, in: *ReCALL* 36(2), S. 187–209.
- Shute, Valerie J. (2008): »Focus on Formative Feedback«, in: *Review of Educational Research* 78, S. 153–189.
- Siemens, George (2013): »Learning Analytics. The Emergence of a Discipline«, in: *American Behavioral Scientist* 57(10), S. 1380–1400.
- Tan, Xiao/Cheng, Gary/Ling, Man H. (2025): »Artificial intelligence in teaching and teacher professional development: A systematic review«, in: *Computers and Education: Artificial Intelligence* 8, S. 100355.
- Telgmann, Leonie/Müller, Katharina (2023): »Training & prompting pre-service teachers' noticing in a standardized classroom simulation – a mobile eye-tracking study«, in: *Frontiers in Education* 8.
- Tepgec, Mustafa/Heil, Joana/Ifenthaler, Dirk (2025): »Feedback literacy matters: unlocking the potential of learning analytics-based feedback«, in: *Assessment & Evaluation in Higher Education* 50, S. 50–66.
- Tzimas, Dimitrios E./Demetriadis, Stavros N. (2024): »Impact of Learning Analytics Guidance on Student Self-Regulated Learning Skills, Performance, and Satisfaction: A Mixed Methods Study«, in: *Education Sciences* 14, S. 92.

- van Gog, Tamara (2014): »The Signaling (or Cueing) Principle in Multimedia Learning«, in: Richard E. Mayer (Hg.), *The Cambridge Handbook of Multimedia Learning*, Cambridge University Press, S. 263–278.
- Wiliam, Dylan (2018): »Feedback«, in: Anastasiya A Lipnevich/Jeffrey K. Smith (Hg.), *The Cambridge Handbook of Instructional Feedback*, Cambridge University Press, S. 3–28.
- Xie, Jiarui/Correia, Ana-Paula (2024): »The effects of instructor participation in asynchronous online discussions on student performance: A systematic review«, in: *British Journal of Educational Technology* 55, S. 71–89.
- Zeithofer, Ines/Hörmann, Sandra/Mann, Bettina/Hallinger, Katharina/Zumbach, Joerg (2023): »Effects of Cognitive and Metacognitive Prompts on Learning Performance in Digital Learning Environments«, in: *Knowledge* 3(2), S. 277–292.
- Zhang, Chengming/Hofmann, Florian/Kamran, Farrukh/Gläser-Zikuda, Michaela (2024): »Self-Regulated Learning of Pre-Service Teachers in Digital Learning Environments«, in: Meltzoff, Katherine/Mistretta, Sharon (Hg.), *Self-Regulated Learning – Insights and Innovations*, IntechOpen.
- Zhang, Ke/Yilmaz, Ramazan/Ustun, Ahmet B./Karaoğlu Yılmaz, Fatma G. (2023): »Learning analytics in formative assessment: A systematic literature review«, in: *Eğitimde ve Psikolojide Ölçme ve Değerlendirme Dergisi* 14, S. 359–381.
- Zimmerman, Barry J. (2000): »Self-Efficacy: An Essential Motive to Learn«, in: *Contemporary educational psychology* 25, S. 82–91.