



Aktuelle Entwicklungen der künstlichen Intelligenz fordern Bildungsorganisationen im Allgemeinen und die Berufsbildung im Besonderen heraus, mit diesen disruptiven Elementen kritisch reflektiert umzugehen. Es drängt sich seit geraumer Zeit die Frage auf, wie die daraus resultierenden Veränderungsprozesse genutzt werden können, um Lern- und Lehrprozesse der Berufsbildung zu unterstützen. Die Verwendung von Daten und künstlicher Intelligenz zur Unterstützung von Lern- und Lehrprozessen ist aus Sicht der Forschung zwar nicht neu, stellt die aktuelle Berufsbildung jedoch vor neue Herausforderungen. Wie lässt sich das Kernproblem der Kontextabhängigkeit, der Fragmentierung und der Verzerrung verfügbarer Bildungsdaten lösen? Wie werden Datensicherheit und ethische Wertevorstellungen rezipiert? Welche Gelingensbedingungen für Change-Prozesse kennen wir bereits? Der Beitrag möchte die Lesenden einladen, einen Blick in internationale Befunde mit Fokus auf künstliche Intelligenz zu wagen. Im Vordergrund stehen dabei Systeme im Sinne von sozio-technologischen Data-Mining-, Analyse- und Interventionspraktiken mit dem Ziel, individuelle und systemische Berufsbildungsprozesse zu unterstützen.

E-Book Einzelbeitrag
von: Dirk Ifenthaler

Die „KI-getriebene“ Berufsbildung Von der Vision zur Realität

aus: Berufsbildung in Zeiten des Mangels (9783763978373)
Erscheinungsjahr: 2025
Seiten: 31 - 41
DOI: 10.3278/178373W003

Schlagworte: Künstliche Intelligenz; Berufsbildung; Digitalisierung; Bildungstechnologie; Data Mining; Lernprozess; Lehrinnovation; Bildungsdaten; Ethik in der Bildung; Change Management

Zitiervorschlag: *Ifenthaler, D. (2025). Die „KI-getriebene“ Berufsbildung: Von der Vision zur Realität. In: Gössling, B.; Heimrichs, K.; Bock-Schappelwein, J. & Barabasch, A. (Hg.). Berufsbildung in Zeiten des Mangels: Konferenzband zur 9. Berufsbildungsforschungskonferenz (BBFK) (1. Aufl.). Bielefeld: wbv Publikation. <https://doi.org/10.3278/178373W003>*

Die „KI-getriebene“ Berufsbildung: Von der Vision zur Realität

DIRK IFENTHALER

Abstract

Aktuelle Entwicklungen der künstlichen Intelligenz fordern Bildungsorganisationen im Allgemeinen und die Berufsbildung im Besonderen heraus, mit diesen disruptiven Elementen kritisch reflektiert umzugehen. Es drängt sich seit geraumer Zeit die Frage auf, wie die daraus resultierenden Veränderungsprozesse genutzt werden können, um Lern- und Lehrprozesse der Berufsbildung zu unterstützen. Die Verwendung von Daten und künstlicher Intelligenz zur Unterstützung von Lern- und Lehrprozessen ist aus Sicht der Forschung zwar nicht neu, stellt die aktuelle Berufsbildung jedoch vor neue Herausforderungen. Wie lässt sich das Kernproblem der Kontextabhängigkeit, der Fragmentierung und der Verzerrung verfügbarer Bildungsdaten lösen? Wie werden Datensicherheit und ethische Wertevorstellungen rezipiert? Welche Gelingensbedingungen für Change-Prozesse kennen wir bereits? Der Beitrag möchte die Lesenden einladen, einen Blick in internationale Befunde mit Fokus auf künstliche Intelligenz zu wagen. Im Vordergrund stehen dabei Systeme im Sinne von sozio-technologischen Data-Mining-, Analyse- und Interventionspraktiken mit dem Ziel, individuelle und systemische Berufsbildungsprozesse zu unterstützen.

Schlagerworte: Künstliche Intelligenz, Berufsbildung, Learning Analytics, Adaptive Lernumgebung

Current developments in artificial intelligence are challenging educational organisations in general and vocational training in particular to critically reflect on how to deal with these disruptive elements. For some time now, the question has been pressing as to how the resulting change processes can be used to support learning and teaching processes in vocational training. Although the use of data and artificial intelligence to support learning and teaching processes is not new from a research perspective, it poses new challenges for current vocational education and training. How can the core problem of context dependency, fragmentation and distortion of available educational data be solved? How are data security and ethical values perceived? What conditions for success do we already know for change processes? This article invites readers to take a look at international findings with a focus on artificial intelligence. The focus is on systems in the sense of socio-technological data mining, analysis and intervention practices with the aim of supporting individual and systemic vocational education and training processes.

Keywords: Artificial Intelligence, Vocational Training, Learning Analytics, Adaptive Learning Environment

1 Einleitung

Die fortschreitende Digitalisierung erfordert von Arbeitnehmenden und Unternehmen eine kontinuierliche Anpassung sowie lebenslanges Lernen. Traditionelle Präsenzs Schulungen stoßen dabei an ihre Grenzen, da sie oft unzureichend flexibel sind und die heterogenen Bedürfnisse der Lernenden nicht ausreichend berücksichtigen.

Digitale Medien und Technologien bieten hier ein großes Potenzial (Ifenthaler 2018). Darüber hinaus kann durch den Einsatz von künstlicher Intelligenz (KI) eine personalisierte und adaptive Lernumgebung in der Berufsbildung geschaffen werden. Folglich ermöglicht die Analyse von Datenspuren, die Lernende in digitalen Lernumgebungen hinterlassen, eine kontinuierliche Anpassung des Lernangebots an die individuellen Bedürfnisse und die aktuellen Arbeitsanforderungen (Hemmler et al. 2022).

Im Vordergrund des Beitrags stehen folglich sozio-technologische Data-Mining-, Analyse- und Interventionspraktiken mit dem Ziel, individuelle und systemische Berufsbildungsprozesse und -ergebnisse zu unterstützen. Im nächsten Abschnitt werden aktuelle Entwicklungen um Learning Analytics reflektiert. Daraufaufgehend sollen adaptive Lernumgebungen näher beleuchtet werden. Der Beitrag schließt mit einem Ausblick hinsichtlich der „KI-getriebenen“ Berufsbildung.

2 Learning Analytics

Die vergangenen Jahre zeigen einen bemerkenswerten Aufschwung im Forschungsfeld der Learning Analytics. Seit Beginn der 2010er-Jahre ist eine exponentiell wachsende Zahl von Studien zu verzeichnen, die sich mit der Anwendung von Datenanalysemethoden in pädagogischen, psychologischen und informatischen Kontexten befassen (Prieto et al. 2019). Diese Entwicklung spiegelt sowohl das zunehmende Interesse an datenbasierten Entscheidungsprozessen in Bildungseinrichtungen wider als auch die Verfügbarkeit leistungsfähiger Technologien zur Erhebung und Analyse großer Datenmengen (Agasisti/Bowers 2017).

Die Heterogenität der Forschungslandschaft im Bereich Learning Analytics ist dabei besonders auffällig. Neben dem übergeordneten Begriff Learning Analytics haben sich zahlreiche spezifische Teilbereiche etabliert, die sich durch unterschiedliche Fragestellungen und methodische Ansätze auszeichnen. Zu den prominentesten zählen School Analytics, Teacher Analytics, Assessment Analytics, Social Learning Analytics sowie Multimodal Learning Analytics (Blikstein/Worsley 2016; Buckingham Shum/Ferguson 2012; Nourira et al. 2019; Sergis/Sampson 2016). So konzentriert sich School Analytics auf die Analyse großer Datenmengen aus schulischen Informationssystemen, um beispielsweise die Effektivität von Unterrichtsmethoden oder die individuellen Lernfortschritte von Schülerinnen und Schülern zu evaluieren (Ifenthaler 2021). Teacher Analytics hingegen richtet den Blick auf die individuelle Lehrpraxis und zielt darauf ab, Lehrkräfte bei der Gestaltung effektiver Lernumgebungen zu unterstützen

(Sergis/Sampson 2017). Assessment Analytics befasst sich mit der Analyse von Leistungsdaten, um die Qualität von Prüfungen zu verbessern und individuelle Lernbedarfe zu identifizieren (Sahin/Ifenthaler 2024). Social Learning Analytics untersucht soziale Interaktionen in digitalen Lernumgebungen, um die Auswirkungen von Peer-Feedback oder kollaborativem Lernen zu verstehen (Gašević et al. 2019). Schließlich beschäftigt sich Multimodal Learning Analytics mit der Analyse verschiedener Datenquellen, wie beispielsweise Text, Audio und Video, um ein umfassenderes Bild von Lernprozessen zu erhalten (Kovanovic et al. 2023). Diese Differenzierung unterstreicht die Vielschichtigkeit des Forschungsfeldes und die Notwendigkeit, den Begriff Learning Analytics im Kontext der Berufsbildung differenziert zu betrachten.

Ifenthaler (2015) bietet eine holistische Definition von Learning Analytics, indem der Fokus auf der Nutzung statischer und dynamischer Daten liegt. Demnach dient Learning Analytics dazu, sowohl individuelle Lernendenmerkmale als auch das Interaktionsverhalten von Lernenden in digitalen Lernumgebungen zu analysieren. Ziel ist es, auf Basis dieser Analysen Modelle zu entwickeln, die Lernprozesse und -ergebnisse vorhersagen und unterstützen können. Die nahezu Echtzeit-Analyse von Bildungsdaten ermöglicht es zudem, individuelle Lernpfade anzupassen und Lernende gezielt zu unterstützen.

Die Anfänge der Learning Analytics waren eng mit der Analyse von Trace-Daten und Web-Statistiken verknüpft, um das Verhalten von Lernenden in digitalen Lernumgebungen zu beschreiben (Veenman 2013). Im Laufe der Zeit hat sich das methodische Spektrum von Learning Analytics jedoch erheblich erweitert (Berland et al. 2014). Während sich die traditionellen Lern-Lehr-Forschungsmethoden, wie Regressions-, Faktoren- und Clusteranalysen, weiterhin als wertvolle Werkzeuge erweisen, haben sich in den letzten Jahren zunehmend innovative Ansätze etabliert, die speziell auf die Besonderheiten großer und komplexer Lerndaten zugeschnitten sind (Baker/Siemens 2015).

So finden beispielsweise Variationen der Regressionsanalyse wie die logistische Regression zur Vorhersage dichotomer Ausgänge (z. B. Bestehen oder Nichtbestehen einer Prüfung) und die hierarchisch-lineare Regression zur Modellierung verschachtelter Datenstrukturen (z. B. Schülerinnen und Schüler innerhalb von Klassen) breite Anwendung (da Silva et al. 2013; Ifenthaler 2022). Die wachsende Verfügbarkeit unstrukturierter Daten, wie beispielsweise Textdaten aus Diskussionen oder Freitextantworten, hat zudem zu einer verstärkten Nutzung von Machine-Learning-Verfahren geführt. Methoden wie Support Vector Machines, Random Forests und Entscheidungsbäume ermöglichen die Identifikation komplexer Muster in großen Datensätzen und die Entwicklung prädiktiver Modelle (Christmann/Steinwart 2008; Ifenthaler 2022).

Netzwerkanalysen haben sich als besonders geeignet erwiesen, um soziale Interaktionen in Lernumgebungen zu visualisieren und zu quantifizieren. Sie ermöglichen es, die Struktur und Dynamik sozialer Netzwerke zu analysieren und so Rückschlüsse auf die Zusammenarbeit und den Wissensaustausch zwischen Lernenden zu ziehen (Gašević et al. 2019). Darüber hinaus können Netzwerkanalysen zur Optimierung cur-

ricularer Planungen eingesetzt werden, indem sie die Beziehungen zwischen verschiedenen Lerninhalten aufzeigen (Ifenthaler et al. 2018).

Semantische Analysen, insbesondere Methoden des Natural Language Processing (NLP), spielen eine immer größere Rolle in der Learning Analytics. Durch die automatisierte Analyse von Textdaten können beispielsweise die Stimmungen von Lernenden erkannt, die Komplexität von Diskussionen bewertet oder personalisiertes Feedback generiert werden (Gurevych/Kim 2013). Echtzeit-Feedbacksysteme, die auf semantischen Analysen basieren, können Lernende unmittelbar während des Lernprozesses unterstützen und so zu einer effizienteren und effektiveren Gestaltung des Lernens beitragen (Ifenthaler 2014).

Die empirische Evidenz zur Wirksamkeit von Learning Analytics ist bislang eher spärlich verfügbar (Lodge/Corrin 2017). Bisherige Forschungsarbeiten haben sich in erster Linie auf die Beschreibung von Werkzeugen, die Dokumentation internationaler Praxisbeispiele, die Analyse institutioneller Rahmenbedingungen und die Entwicklung von Empfehlungen für administrative Regelungen konzentriert (Atif et al. 2013; Tsai et al. 2018). Systematische Übersichtsarbeiten haben zwar erste Erkenntnisse zu Gelingensbedingungen, offenen Forschungsfragen und der Effizienz von Learning Analytics-Interventionen geliefert (Ferguson et al. 2016; Ifenthaler/Yau 2020; Larrabee Sønderlund et al. 2018; Papamitsiou/Economides 2014), allerdings fehlt es bislang an einer umfassenden Untersuchung, die sich explizit der Frage widmet, inwieweit Learning Analytics den Lernerfolg in der Berufsbildung fördern kann (Ifenthaler/Yau 2021).

Diese Forschungslücke ist insbesondere vor dem Hintergrund der zunehmenden Bedeutung digitaler Kompetenzen in der Arbeitswelt von großer Relevanz (Ifenthaler 2018). Um die Wirksamkeit von Learning Analytics-Interventionen in der Berufsbildung abschließend beurteilen zu können, sind weitere empirische Studien erforderlich, die verschiedene Aspekte berücksichtigen. Zum einen ist es von entscheidender Bedeutung, die Effektivität von Learning Analytics in Bezug auf spezifische Lernziele zu untersuchen. Hierbei können beispielsweise die Verbesserung von Fachwissen, die Entwicklung von Problemlösefähigkeiten oder die Förderung selbstregulierten Lernens im Fokus stehen (Hemmler/Ifenthaler 2024). Darüber hinaus sollten Studien die Effektivität von Learning Analytics in unterschiedlichen Lernkontexten, wie dem dualen System oder der betrieblichen Weiterbildung, untersuchen, um mögliche Kontextbedingungen zu identifizieren, die die Wirksamkeit beeinflussen. Auch die individuellen Voraussetzungen der Lernenden, wie Vorwissen oder Motivation, sollten in Betracht gezogen werden, da diese einen erheblichen Einfluss auf den Lernerfolg haben können (Schumacher/Ifenthaler 2018). Zudem ist es unerlässlich, die langfristigen Auswirkungen von Learning Analytics-Interventionen zu untersuchen, um sicherzustellen, dass die erzielten Effekte nachhaltig sind. Schließlich sollte eine methodische Vielfalt angestrebt werden, indem sowohl quantitative als auch qualitative Forschungsmethoden kombiniert werden, um ein umfassendes Bild der komplexen Zusammenhänge zu erhalten.

Wie von Larrabee Sønderlund et al. (2018) sowie von Ifenthaler/Yau (2020) herausgestellt, müssen erfolgreiche Learning Analytics-Interventionen in der beruflichen Bildung aktive Lernprozesse fördern. Um dies zu gewährleisten, sind adaptive Unterstützungsmöglichkeiten von entscheidender Bedeutung (Brusilovsky 1996). Diese können beispielsweise durch die Bereitstellung personalisierter Lernmaterialien, die Anpassung des Lerntempos oder durch adaptive Feedbackmechanismen realisiert werden. Darüber hinaus spielt die Unterstützung von Lehrpersonen, Mentorinnen und Mentoren oder Coaches eine zentrale Rolle (Chatti et al. 2020). Sie können durch die Bereitstellung datenbasierter Einblicke in die Lernprozesse der Lernenden gezielt pädagogische Entscheidungen treffen und ihre Unterstützung entsprechend anpassen (Arthars et al. 2019; Mah et al. 2019). Um die Wirksamkeit von Learning Analytics-Systemen zu maximieren, ist ein tiefgreifendes Verständnis der Erwartungen aller beteiligten Akteure, also sowohl der Lernenden als auch der Lehrenden, unerlässlich. Nur so können Lernprozesse optimal unterstützt und der Lernerfolg nachhaltig gesichert werden.

Während die Forschung im Bereich Learning Analytics kontinuierlich voranschreitet, stehen Bildungsorganisationen und Unternehmen vor der Herausforderung, die erforderlichen Veränderungen zu implementieren, um Learning Analytics erfolgreich einzusetzen (Gašević et al. 2019; Gibson/Ifenthaler 2020). Dies erfordert nicht nur technische Anpassungen, sondern auch eine Veränderung der Lernkultur, die die Bedeutung von Daten und deren Nutzung für die Verbesserung von Lernprozessen betont (Raffaghelli/Sangrà 2023).

Ein vielversprechender Ansatz, um die Potenziale von Learning Analytics voll auszuschöpfen, sind adaptive Lernumgebungen (Jones/Winne 1992).

3 Adaptive Lernumgebungen

Adaptive Lernumgebungen in der Berufsbildung bieten die Möglichkeit, Lerninhalte und -aktivitäten dynamisch an die individuellen Bedürfnisse und Fortschritte der Lernenden anzupassen (Fromm/Ifenthaler 2024). Durch die kontinuierliche Analyse von Lernendendaten können adaptive Systeme personalisierte Lernpfade erstellen, die den Lernenden helfen, ihre Lernziele effizienter zu erreichen. Die Integration adaptiver Elemente in Learning Analytics-Systeme ermöglicht es, die Lernenden noch stärker in den Mittelpunkt des Lernprozesses zu stellen und eine individualisierte und motivierende Lernumgebung zu schaffen.

Lernende in der Berufsbildung sind in der Regel heterogen hinsichtlich ihrer (beruflichen) Hintergründe und Erfahrungen und können daher mit unterschiedlichen Voraussetzungen und Erwartungen in eine Aus- oder Weiterbildungsaktivität eintreten (z. B. unterschiedliche Vorkenntnisse zum Thema, unterschiedliche Lernstrategien und Interessen) (Rasch/Middelbeck 2022). Während eine gängige Annahme ist, dass Lernen effektiver ist, wenn es an individuelle Lerntypunterschiede angepasst wird (Alevan et al. 2017), bleibt die Gestaltung personalisierter Lernumgebungen, die den

individuellen Voraussetzungen und Erwartungen der Lernenden gerecht werden, eine große Herausforderung für die Berufsbildung. Während empirische Studien das Potenzial adaptiver Lernumgebungen zur Verbesserung des Lernerfolgs in der Hochschulbildung gezeigt haben (Zheng et al. 2022), wurden adaptive Lernumgebungen selten im Bereich der Aus- und Weiterbildung erforscht (Xie et al. 2019). Folglich fehlen empirisch fundierte Rahmenwerke für die Gestaltung adaptiver Lernumgebungen für die Berufsbildung. Desiderata können wie folgt ausgeführt werden: Welche Indikatoren (d. h. welche Informationen über Lernende und ihren Kontext) sollten von adaptiven Lernumgebungen für die Berufsbildung gesammelt werden, um Lernaktivitäten effizient anzupassen? Welche Interventionen zur Personalisierung und Unterstützung von Lernprozessen in der Berufsbildung sollten auf der Grundlage spezifischer Indikatoren abgeleitet werden?

4 Ausblick

Die Mensch-Computer-Interaktion hat in den letzten Jahrzehnten einen tiefgreifenden Wandel erfahren. War der Computer ursprünglich ein Werkzeug, das dem Menschen als Hilfsmittel zur Verfügung stand, so zeichnet sich heute ein Paradigmenwechsel hin zu einer partnerschaftlichen Zusammenarbeit ab (Daugherty/Wilson 2018). Diese Entwicklung wird als Augmentation bezeichnet und impliziert, dass die Rolle des Computers sich von einem passiven Instrument zu einem aktiven Partner gewandelt hat, der den Menschen in seinen kognitiven und physischen Fähigkeiten unterstützt und erweitert (Ifenthaler/Schumacher 2023). Die Kombination menschlicher Kreativität, Intuition und kritischem Denken mit der Rechenleistung und der Fähigkeit zur Datenverarbeitung von künstlicher Intelligenz eröffnet neue Horizonte in der Berufsbildung. Während KI-Systeme in der Lage sind, große Datenmengen schnell und effizient zu analysieren und komplexe Muster zu erkennen (Seufert et al. 2019), bringt der Mensch die Fähigkeit mit, diese Informationen in einen sinnvollen Kontext zu setzen und unkonventionelle Lösungsansätze zu entwickeln (Webb et al. 2021). Die zunehmende Delegation von Aufgaben an KI-Systeme wirft jedoch auch ethische Fragen auf (Ifenthaler 2023). Wer trägt die Verantwortung für Entscheidungen, die von einem Algorithmus getroffen werden? Wie kann sichergestellt werden, dass KI-Systeme fair und transparent sind? Die Entwicklung ethischer Richtlinien für den Einsatz von KI ist daher von großer Bedeutung (Aler Tubella et al. 2024). Darüber hinaus bleibt anzumerken, dass KI-Systeme nicht neutral sind, sondern von den Menschen entwickelt und trainiert werden, die ihre eigenen Vorurteile und Wertvorstellungen in die Systeme einbringen können (Kasneji et al. 2023). Folglich muss die Entwicklung von KI-Systemen für die Berufsbildung kritisch begleitet werden um sicherzustellen, dass sie im Einklang mit akzeptierten Werten und Normen steht.

Literatur

- Agasisti, Tommaso/Bowers, Alex J. (2017): Data analytics and decision-making in education: towards the educational data scientist as a key actor in schools and higher education institutions. In: Johnes, Geraint et al. (Hrsg.): Handbook of contemporary education economics, S. 184–210. Edward Elgar Publishing. <https://doi.org/10.4337/9781785369070.00014>
- Aler Tubella, Andrea/Mora-Cantalops, Marcal/Nieves, Juan Carlos (2024): How to teach responsible AI in Higher Education: challenges and opportunities. In: Ethics and Information Technology, 26 (3). <https://doi.org/10.1007/s10676-023-09733-7>
- Aleven, Vincent/McLaughlin, Elizabeth/Glenn, R. Amos/Koedinger, Kenneth R. (2017): Instruction based on adaptive learning technologies. In: Mayer, Richard E./Alexander, Patricia A. (Hrsg.): Handbook of research on learning and instruction. Routledge. S. 522–560.
- Arthars, Natasha/Dollinger, Mollie/Vigentini, Lorenzo/Liu, Danny Y.-T./Kondo, Elsuida/King, Deborah M. (2019): Empowering teachers to personalize learning support. In: Ifenthaler, Dirk/Mah, Dana-Kristin/Yau, Jane Yin-Kim (Hrsg.): Utilizing learning analytics to support study success. Springer, S. 223–248. https://doi.org/10.1007/978-3-319-64792-0_13
- Atif, Amara/Richards, Deborah/Bilgin, Ayse/Marrone, Mauricio (2013): Learning analytics in higher education: a summary of tools and approaches. In: Carter, Helen/Gosper, Maree/Hedberg, John (Hrsg.): Electric Dreams. Proceedings of ascilite 2013.ascilite, S. 68–72.
- Baker, Ryan/Siemens, George (2015): Educational data mining and learning analytics. In: Sawyer, R. Keith (Hrsg.): The Cambridge handbook of the learning sciences. Cambridge University Press, S. 253–272. <https://doi.org/10.1017/CBO9781139519526.016>
- Berland, Matthew/ Baker, Ryan S./Blikstein, Paulo (2014): Educational data mining and learning analytics: Applications to constructionist research. In: Technology, Knowledge and Learning, 19(1–2), S. 205–220. <https://doi.org/10.1007/s10758-014-9223-7>
- Blikstein, Paulo/Worsley, Marcelo (2016): Multimodal learning analytics and education data mining: Using computational technologies to measure complex learning tasks. In: Journal of Learning Analytics, 3(2), S. 220–238. <https://doi.org/10.18608/jla.2016.32.11>
- Brusilovsky, Peter (1996): Methods and techniques of adaptive hypermedia. In: User Modeling and User-Adapted Interaction, 6(2–3), S. 87–129. <https://doi.org/10.1007/BF00143964>
- Buckingham Shum, Simon/Ferguson, Rebecca (2012): Social learning analytics. In: Educational Technology & Society, 15(3), S. 3–26.

- Chatti, Mohamed Amine/Muslim, Arham/Guesmi, Mouadh/Richtscheid, Florian/Nasimi, Dawood/Shahin, Amin/Damera, Ritesh (2020): How to design effective learning analytics indicators? a human-centered design approach. In: Alario-Hoyos, Carlos/Rodríguez-Triana, María Jesús/Scheffel, Maren/Arnedillo-Sánchez, Inmaculada/Dennerlein, Sebastian Maximilian (Hrsg.): Addressing global challenges and quality education. Springer. EC-TEL 2020, Vol. 12315, S. 303–317. https://doi.org/10.1007/978-3-030-57717-9_22
- Christmann, Andreas/Steinwart, Ingo (2008): Support Vector Machines. Springer. <https://doi.org/10.1007/978-0-387-77242-4>
- Da Silva, Joao Lita/Caeiro, Frederico/Natário, Isabel/Braumann, Carlos A. (2013) (Hrsg.): Advances in regression, survival analysis, extreme values, markov processes and other statistical applications. Springer.
- Daugherty, Paul R./Wilson, H. James (2018): Human + machine: Reimagining work in the age of AI. Harvard Business Review Press.
- Ferguson, Rebecca/Brasher, Andrew/Clow, Doug/Cooper, Adam/Hillaire, Garron/Mittelmeier, Jenna/Rienties, Bart/Ullmann, Thomas/Vuorikari, Riina (2016): Research evidence on the use of learning analytics - Implications for education policy. Joint Research Centre Science for Policy Report, Issue. P. O. o. t. E. Union. <http://publications.jrc.ec.europa.eu/repository/bitstream/JRC104031/lfn28294enn.pdf>
- Fromm, Yvonne M./Ifenthaler, Dirk (2024): Designing adaptive learning environments for continuing education: Stakeholders' perspectives on indicators and interventions. In: Computers in Human Behavior Reports, 16, 100525. <https://doi.org/10.1016/j.chbr.2024.100525>
- Gašević, Dragan/Joksimović, Srećko/Eagan, Brendan R./Shaffer, David Williamson (2019): SENS: Network analytics to combine social and cognitive perspectives of collaborative learning. N: Computers in Human Behavior, 92, S. 562–577. <https://doi.org/10.1016/j.chb.2018.07.003>
- Gašević, Dragan/Tsai, Yi-Shan/Dawson, Shane/Pardo, Abelardo (2019): How do we start? An approach to learning analytics adoption in higher education. In: International Journal of Information and Educational Technology, 36(4), S. 342–353. <https://doi.org/10.1108/IJILT-02-2019-0024>
- Gibson, David/Ifenthaler, Dirk (2020): Adoption of learning analytics. In: Ifenthaler, Dirk/Gibson, David (Hrsg.): Adoption of data analytics in higher education learning and teaching. Springer, S. 3–20. https://doi.org/10.1007/978-3-030-47392-1_1
- Gurevych, Iryna/Kim, Jungi (Hrsg.) (2013): The people's web meets NLP. Collaboratively constructed language resources. Springer.
- Hemmler, Yvonne M./Ifenthaler, Dirk (2024): Self-regulated learning strategies in continuing education: a systematic review and meta-analysis. In: Educational Research Review, 45, 100629. <https://doi.org/10.1016/j.edurev.2024.100629>
- Hemmler, Yvonne M./Rasch, Julian/Ifenthaler, Dirk (2022): A taxonomy of workplace learning goals for multi-stakeholder recommender systems: A systematic review [Paper presentation]. AECT International Convention, Las Vegas, NV, USA, 24-10-2022.

- Ifenthaler, Dirk (2014): AKOVIA: Automated Knowledge Visualization and Assessment. In: *Technology, Knowledge and Learning*, 19(1–2), S. 241–248. <https://doi.org/10.1007/s10758-014-9224-6>
- Ifenthaler, Dirk (2015): Learning analytics. In: Spector, J. Michael (Hrsg.): *The SAGE encyclopedia of educational technology*. Sage, (2), S. 448–451. <https://doi.org/10.4135/9781483346397.n187>
- Ifenthaler, Dirk (2018): How we learn at the digital workplace. In: Ifenthaler, Dirk (Hrsg.): *Digital workplace learning. Bridging formal and informal learning with digital technologies*. Springer, S. 3–8. https://doi.org/10.1007/978-3-319-46215-8_1
- Ifenthaler, Dirk (2021): Learning analytics for school and system management. In: OECD (Hrsg.): *OECD digital education outlook 2021: pushing the frontiers with artificial intelligence, blockchain and robots*. OECD Publishing, S. 161–172. <https://doi.org/10.1787/d535b828-en>
- Ifenthaler, Dirk (2022): Data mining and analytics in the context of workplace learning: benefits and affordances. In: Goller, Michael et al. (Hrsg.): *Methods for researching professional learning and development. Challenges, applications, and empirical illustrations*. Springer, S. 313–327. https://doi.org/10.1007/978-3-031-08518-5_14
- Ifenthaler, Dirk (2023): Ethische Perspektiven auf künstliche Intelligenz im Kontext der Hochschule. In: Schmohl, Tobias/Watanabe, Alice/Schelling, Kathrin (Hrsg.): *Künstliche Intelligenz in der Hochschulbildung. Chancen und Grenzen des KI-gestützten Lernens und Lehrens*. Transcript. S. 71–86. <https://doi.org/10.14361/9783839457696>
- Ifenthaler, Dirk/Gibson, David/Dobozy, Eva (2018): Informing learning design through analytics: Applying network graph analysis. In: *Australasian Journal of Educational Technology*, 34(2), S. 117–132. <https://doi.org/10.14742/ajet.3767>
- Ifenthaler, Dirk/Schumacher, Clara (2023): Reciprocal issues of artificial and human intelligence in education. In: *Journal of Research on Technology in Education*, 55(1), S. 1–6. <https://doi.org/10.1080/15391523.2022.2154511>
- Ifenthaler, Dirk/Yau, Jane Yin-Kim (2021): Learning Analytics zur Unterstützung von Lernerfolg. In: *Zeitschrift für Berufs- und Wirtschaftspädagogik, Beiheft 31*, S. 215–235.
- Ifenthaler, Dirk/Yau, Jane Yin-Kim (2020): Utilising learning analytics to support study success in higher education: a systematic review. In: *Educational Technology Research and Development*, 68(4), S. 1961–1990. <https://doi.org/10.1007/s11423-020-09788-z>
- Jones, Marlene/Winne, Philip H. (Hrsg.) (1992): *Adaptive learning environments. Foundations and frontiers*. Springer.
- Kasneci, Enkelejda/Sessler, Kathrin/Küchemann, Stefan/Bannert, Maria/Dementieva, Daryna/Fischer, Frank/Gasser, Urs/Groh, Georg/Günemann, Stephan/Hüllermeier, Eyke/Krusche, Stephan/Kutyniok, Gitta/Michaeli, Tilman/Nerdel, Claudia/Pfeffer, Jürgen/Poquet, Oleksandra/Sailer, Michael/Schmidt, Albrecht/Seidel, Tina/Stadler, Matthias/Weller, Jochen/Kuhn, Jochen/ Kasneci, Gjergji (2023): ChatGPT for good? On opportunities and challenges of large language models for education. In: *Learning and Individual Differences*, 103, 102274. <https://doi.org/10.1016/j.lindif.2023.102274>

- Kovanovic, Vitomir/Azevedo, Roger/Gibson, David C./Ifenthaler, Dirk (2023): Data for unobtrusive observations of learning: From trace data to multimodal data. In: Kovanovic, Vitomir et al. (Hrsg.): Unobtrusive observations of learning in digital environments. Examining behavior, cognition, emotion, metacognition and social processes using learning analytics. Springer, S. 119–121. https://doi.org/10.1007/978-3-031-30992-2_8
- Larrabee Sønderlund, Anders/Hughes, Emily/Smith, Joanne (2018): The efficacy of learning analytics interventions in higher education: A systematic review. In: *British Journal of Educational Technology*, 50(5), S. 2594–2618. <https://doi.org/10.1111/bjet.12720>
- Lodge, Jason M./Corrin, Linda (2017): What data and analytics can and do say about effective learning. In: *npj Science of Learning*, 2(1), 5. <https://doi.org/10.1038/s41539-017-0006-5>
- Mah, Dana-Kristin/Yau, Jane Yin-Kim/Ifenthaler, Dirk (2019): Future directions on learning analytics to enhance study success. In: Ifenthaler, Dirk/Mah, Dana-Kristin/Yau, Jane Yin-Kim (Hrsg.): Utilizing learning analytics to support study success. Springer, S. 313–321. https://doi.org/10.1007/978-3-319-64792-0_17
- Nouira, Azer/Cheniti-Belcadhi, Lilia/Braham, Rafik (2019): An ontology-based framework of assessment analytics for massive learning. In: *Computer Applications in Engineering Education*. <https://doi.org/10.1002/cae.22155>
- Papamitsiou, Zacharoula/Economides, Anastasios A. (2014): Learning analytics and educational data mining in practice: a systematic literature review of empirical evidence. In: *Educational Technology & Society*, 17(4), S. 49–64.
- Prieto, Luis P./Rodríguez-Triana, María Jesús/Martínez-Maldonado, Roberto/Dimitriadis, Yannis/Gašević, Dragon (2019): Orchestrating learning analytics (OrLA): Supporting inter-stakeholder communication about adoption of learning analytics at the classroom level. In: *Australasian Journal of Educational Technology*, 35(4), S. 14–33. <https://doi.org/10.14742/ajet.4314>
- Raffaghelli, Juliana E./Sangrà, Albert (Hrsg.) (2023): Data cultures in higher education. Springer. <https://doi.org/10.1007/978-3-031-24193-2>.
- Rasch, Julian/Middelbeck, David (2022): Knowledge state networks for skill assessment in atomic learning. In: Ifenthaler, Dirk/Seufert, Sabine (Hrsg.): Artificial intelligence education in the context of work. Springer, S. 99–119. https://doi.org/10.1007/978-3-031-14489-9_6
- Sahin, Muhittin/Ifenthaler, Dirk (Hrsg.) (2024): Assessment analytics in education. Designs, methods and solutions. Springer. <https://doi.org/10.1007/978-3-031-56365-2>.
- Schumacher, Clara/Ifenthaler, Dirk (2018): The importance of students' motivational dispositions for designing learning analytics. In: *Journal of Computing in Higher Education*, 30(3), S. 599–619. <https://doi.org/10.1007/s12528-018-9188-y>
- Sergis, Stylianos/Sampson, Demetrios G. (2016): School analytics: a framework for supporting school complexity leadership. In: Spector, Michael J. et al. (Hrsg.): Competencies in teaching, learning and educational leadership in the digital age. Springer, S. 79–122. https://doi.org/10.1007/978-3-319-30295-9_6

- Sergis, Stylianos/Sampson, Demetrios G. (2017): Teaching and learning analytics to support teacher inquiry: a systematic literature review. In: Peña-Ayala, Alejandro (Hrsg.): *Learning analytics: fundamentals, applications, and trends*. Springer, S. 25–63. https://doi.org/10.1007/978-3-319-52977-6_2
- Seufert, Sabine/Meier, Christoph/Soellner, Matthias/Rietsche, Roman (2019): A pedagogical perspective on big data and learning analytics: a conceptual model for digital learning support. In: *Technology, Knowledge and Learning*, 24(4), S. 599–619. <https://doi.org/10.1007/s10758-019-09399-5>
- Tsai, Yi-Shan/Moreno-Marcos, Pedro Manuel/Jivet, Ioana/Scheffel, Maren/Tammets, Kairit/Kollom, Kaire/Gašević, Dragan (2018): The SHEILA framework: informing institutional strategies and policy processes of learning analytics. In: *Journal of Learning Analytics*, 5(3), S. 5–20. <https://doi.org/10.18608/jla.2018.53.2>
- Veenman, Marcel V. J. (2013): Assessing metacognitive skills in computerized learning environments. In: Azevedo, Roger/Aleven, Vincent (Hrsg.): *International handbook of metacognition and learning technologies*. Springer, S. 157–168.
- Webb, Mary E./Fluck, Andrew/Magenheim, Johannes/Malyn-Smith, Joyce/Waters, Juliet/Deschênes, Michelle/Zagami, Jason (2021): Machine learning for human learners: Opportunities, issues, tensions and threats. In: *Educational Technology Research & Development*, 69(4), S. 2109–2130. <https://doi.org/10.1007/s11423-020-09858-2>
- Xie, Haoran/Chu, Hui-Chun/Hwang, Gwo-Jen/Wang, Chun-Chieh (2019): Trends and development in technology-enhanced adaptive/personalized learning: A systematic review of journal publications from 2007 to 2017. In: *Computers & Education*, 140, 103599. <https://doi.org/10.1016/j.compedu.2019.103599>
- Zheng, Lanqin/Long, Miaolang/Zhong, Lu/Gyasi, Juliana Fosua (2022): The effectiveness of technology-facilitated personalized learning on learning achievements and learning perceptions: A meta-analysis. In: *Education and Information Technologies*, 27, S. 11807–11830. <https://doi.org/10.1007/s10639-022-11092-7>