Wirtschaftspädagogik
Ein Lehrbuch · 3. Auflage

Learning Analytics – Einblicke in digitale Lernwelten

Silvia Lipp

Abschnitt D: Forschungsschwerpunkte der Wirtschaftspädagogik am Standort Graz (Kapitel D-3)

ZITATIONSVORSCHLAG
Lipp, Silvia (2025): Learning Analytics – Einblicke in digitale Lernwelten. In: Stock, Michaela/Slepcevic-Zach, Peter/Tafner, Georg/Riebenbauer, Elisabeth (Hrsg.): Wirtschaftspädagogik. 3. Auflage. Graz: Uni-Press Graz. 507–516.

ISBN: 978-3-903484-12-2
DOI: https://doi.org/10.70638/TCGL9871.kap-d3
VERLAG: Uni-Press Graz Verlag GmbH

© CC BY 4.0 2025 by Michaela Stock, Peter Slepcevic-Zach, Georg Tafner & Elisabeth Riebenbauer.

Dieses Kapitel ist lizenziert unter der Creative Commons Namensnennung 4.0 International Lizenz (CC BY 4.0). Die Lizenz erlaubt die Nutzung, Vervielfältigung, Bearbeitung und Verbreitung in jedem Medium oder Format, sofern der ursprüngliche Urheber genannt wird. Abbildungen oder sonstiges Material Dritter sind gesondert gekennzeichnet und von dieser Lizenz ausgenommen.

3 Learning Analytics – Einblicke in digitale Lernwelten

Silvia Lipp

Learning Analytics nutzen Daten über Lernende und ihre Lernumgebungen, um Lehr-Lern-Prozesse zu optimieren. Als Teilbereich der Educational Analytics, die den Überbegriff für datenbasierte Technologien im Bildungsbereich darstellen, konzentrieren sich Learning Analytics spezifisch auf die Mikroebene des Lehr-Lern-Prozesses. Das zunehmende Interesse an datenbasierten Lerntechnologien wie Learning Analytics ist eng mit der Verbreitung multimedialer Lernumgebungen an Hochschulen verbunden, aus deren Nutzung Daten generiert werden, die sowohl zur Verbesserung der Lernerfahrungen und der Lehrqualität als auch zur Erreichung institutioneller Benchmarks herangezogen werden können. Aufgrund der technozentrischen Ausrichtung des Forschungsfelds und eines häufig unkritischen Datenoptimismus wird ein pädagogischer Blickwinkel jedoch oftmals vernachlässigt. Welche Intentionen hinter dem Einsatz datenbasierter Technologien stehen, welche Potenziale und Herausforderungen sich dabei ergeben und welche Überlegungen eine reflektierte Nutzung erfordert, wird in diesem Kapitel anhand eines Anwendungsszenarios im Masterstudium Wirtschaftspädagogik an der Universität Graz gezeigt.

3.1 Educational Analytics – Bildungsdaten nutzen

Virtuelle Lernumgebungen, technologiegestützte Lehr-Lern-Formen und digitale Lernressourcen sind heute fester Bestandteil des Lehr-Lern-Repertoires von Bildungseinrichtungen. Mit ihrem Einsatz wächst nicht nur die Menge der generierten Daten, sondern auch das Interesse daran, diese Bildungsdaten nutzbar zu machen.[1] Den Daten wird dabei das Potenzial zugeschrieben, Lehr-Lern-Prozesse auf bisher schwer zugänglichen Ebenen analysieren und damit zugunsten von Bildungszielen einsetzen zu können.[2] So wird von der United Nations Educational Scientific and Cultural Organization (UNESCO) durch die Erschließung von Bildungsdaten und die Entwicklung adäquater Unterstützungsangebote eine Möglichkeit gesehen, die Sustainable Development Goals im Bildungsbereich zu erreichen, insbesondere um eine inklusive, gerechte und hochwertige Bildung auf globaler Ebene zu fördern.[3]

Das Interesse an der Nutzung von Bildungsdaten speist sich dabei sowohl aus der angestrebten Optimierung der Lehr-Lern-Praxis auf Kursebene als auch aus institutionellen Zielsetzungen, beispielsweise der Zuteilung von Ressourcen, der Weiterbildung

1 Vgl. Lipp et al. (2021), 2.
2 Vgl. Di Mitri et al. (2017), 188.
3 Vgl. UNESCO (2024).

von Lehrenden oder der Anpassung von Kursangeboten. Insbesondere vor dem Hintergrund steigender Anforderungen an Hochschulen in den Bereichen Qualitätsbewertung und finanzielle Stabilität werden datenbasierte Technologien zunehmend als Instrument zur Optimierung strategischer Ziele wie die Steigerung der Studierendenzahlen, die Erhöhung der Zufriedenheit sowie die Verbesserung der institutionellen Effizienz genutzt.[4] Fortschritte im Bereich der Künstlichen Intelligenz (KI) treiben die Verwertbarkeit dieser Daten zusätzlich voran.

Technologien der Educational Analytics, wie Educational Data Mining, Academic Analytics und Learning Analytics, bieten verschiedene Ansätze zur Nutzung von Big Data im Bildungsbereich. Während sich Educational Data Mining und Academic Analytics auf institutionelle Aspekte konzentrieren, zielen Learning Analytics speziell auf die Analyse und Verbesserung individueller Lehr-Lern-Prozesse ab. Hierfür werden Daten aus Lernmanagementsystemen oder Studieninformationssystemen mit Methoden des Data Mining, maschinellen Lernens oder der KI, wie User Modeling, Relationship Mining oder Clusteranalysen, verarbeitet. Learning Analytics nutzen insbesondere Daten zum Lernverhalten (z.B. Anzahl der Logins, aufgerufene Ressourcen, bearbeitete Aufgaben) und Lernstand (z.B. absolvierte Lehrveranstaltungen, Prüfungsergebnisse), die durch Daten aus Lernnetzwerken (z.B. Forendiskussionen, Tweets), Daten zu Lernemotionen (z.B. Gefühlslagen während des Lernprozesses) und personenbezogene Daten (z.B. demografische oder sozioökonomische Daten) ergänzt werden.[5] Die Anwendung von Learning Analytics kann in vier Formen erfolgen: (1) Descriptive Analytics, um zu analysieren, ob gesetzte Ziele erreicht wurden; (2) Diagnostic Analytics, um Ursachen und Muster in den Daten zu identifizieren; (3) Predictive Analytics, um zukünftige Lernergebnisse zu prognostizieren und (4) Prescriptive Analytics, um gezielte, datenbasierte Empfehlungen zu bieten.[6]

Die Ergebnisse dieser Analysen werden meist auf visuellen Benutzeroberflächen (Dashboards) dargestellt, deren Interpretation ein aktives Zutun von Lehrenden und Lernenden erfordert.[7] Learning Analytics verstehen sich daher nicht als Substitution, sondern als Augmentation von Lehr-Lern-Kontexten.[8] Angesichts der Entwicklungen im Bereich der KI könnte sich diese Rolle jedoch zukünftig verändern. Im Folgenden werden die Zielsetzungen des Einsatzes von Learning Analytics sowie ein Anwendungsszenario aus dem Masterstudium Wirtschaftspädagogik vorgestellt, in dem Learning Analytics in die Lehre integriert und wissenschaftlich begleitet wurde.

4 Vgl. Macfadyen/Dawson (2012), 149; Tsai et al. (2020), 2.
5 Vgl. Grandl et al. (2017), 7.
6 Vgl. Algayres/Triantafyllou (2020), 406.
7 Vgl. Grandl et al. (2017), 1; Jivet et al. (2021), 416.
8 Vgl. Dreisiebner/Lipp (2022), 7.

3.1.1 Zielsetzungen von Learning Analytics

Die Zielsetzungen von Learning Analytics umfassen die Prognose von Lernerfolgen und die Verbesserung von Studienergebnissen. Zudem wird Learning Analytics genutzt, um personalisiertes und zeitnahes Feedback bereitzustellen und Lernumgebungen datenbasiert an individuelle Bedürfnisse anzupassen.[9] Darüber hinaus sollen Lernpräferenzen, ungünstiges Lernverhalten und Lernschwierigkeiten identifiziert werden, um darauf aufbauend relevante Lernschritte, geeignete Materialien und erfolgreiche Lernpfade zu empfehlen.[10] Zusätzlich gelten Learning Analytics als vielversprechend, um Erkenntnisse zu liefern, die Lernende in ihrer Selbsteinschätzung, Selbstreflexion und Selbstregulation unterstützen.[11] Auch die Förderung kollaborativen und sozialen Lernens sowie die Unterstützung in der Entwicklung digitaler Kompetenzen werden als Potenziale gesehen.[12] Des Weiteren sollen Learning Analytics die Evaluation von Lernprozessen erleichtern und Lernende bei akademischen Entscheidungen, wie der Wahl einer Studienrichtung oder von Lehrveranstaltungen, gezielt unterstützen.[13]

Obwohl Learning Analytics vordergründig pädagogische Ziele verfolgen, dominiert die Informatik das Forschungsfeld. Dies zeigt sich darin, dass der Zugang zu diesen Zielen primär technischer Natur ist, mit einem Fokus auf der Auswertung und Analyse vorhandener Daten, während ein kritisches Hinterfragen des pädagogischen Nutzens und der dafür erforderlichen Daten kaum erfolgt. Kritisiert wird insbesondere die geringe Bedeutung von (Lern-)Theorien, wodurch die Frage, wie Lernprozesse ablaufen, unzureichend berücksichtigt wird. Durch die Konzentration auf quantifizierbare Ergebnisse wird die Komplexität von Lehr-Lern-Prozessen häufig unterschätzt und auf einfache metrische Indikatoren reduziert. Diese technische Orientierung spiegelt sich auch in der bislang begrenzten Evidenz positiver Effekte auf die Verbesserung des Lernens wider.[14] Zudem besteht ein Ungleichgewicht im Forschungsfeld, da vor allem Evidenz *für* den Einsatz von Learning Analytics gesucht wird, während kritische Evidenz *dagegen* weitgehend unbeachtet bleibt.[15]

3.1.2 Anwendungsszenario im Masterstudium Wirtschaftspädagogik

Die Erprobung und Erforschung von Learning Analytics war Ziel eines vom Zukunftsfonds des Landes Steiermark geförderten Projekts, an dem die Universität Graz (Zentrum für Digitales Lehren und Lernen sowie Institut für Wirtschaftspädagogik) und die

9 Vgl. Chatti et al. (2012), 326; Grandl et al. (2017), 5–6.
10 Vgl. Ifenthaler (2017), 367.
11 Vgl. Jivet et al. (2021), 416.
12 Vgl. Lipp/Stock (2022), 60.
13 Vgl. Ifenthaler/Schumacher (2016), 180.
14 Vgl. Guzmán-Valenzuela et al. (2021), 5, 8 und 15.
15 Vgl. Duin/Tham (2020), 3.

Technische Universität Graz (Department Lehr- und Lerntechnologien) beteiligt waren. Learning Analytics wurde an beiden Institutionen eingesetzt, wobei sich die folgenden Ausführungen auf das Anwendungsszenario im Masterstudium Wirtschaftspädagogik (im Folgenden als Wipäd-Anwendungsszenario bezeichnet) beziehen.[16]

In das Forschungsprojekt waren zwei Proseminare (Fachdidaktik 1: Unterrichtsplanung und digitale Medien sowie Entrepreneurship Education und Wirtschaftsethik) eingebunden. Von März 2020 bis Juni 2023 wurde Learning Analytics in einer datenschutzkonformen Moodle-Instanz implementiert. Dabei wurden aus der Interaktion der Studierenden Daten (z.B. Zugriffshäufigkeiten, Zeitaufwand, Testantworten) gesammelt, analysiert und auf einem von der Technischen Universität Graz entwickelten Dashboard visualisiert. Das Dashboard, zugänglich für beteiligte Studierende und Lehrende, bot Funktionen wie Echtzeit-Vergleiche, Rankings und automatisierte Benachrichtigungen; Lehrenden standen erweiterte visuelle Anzeigen zur Verfügung.

Der Einsatz dieser Learning-Analytics-Architektur (Moodle-Kurs mit integriertem Dashboard) wurde über einen Zeitraum von acht Semestern in einem sequenziellen Mixed-Methods-Design mit qualitativem Fokus untersucht. Die aus Moodle extrahierten Logfiles wurden deskriptiv-statistisch ausgewertet und durch die Perspektiven der beteiligten Studierenden und Lehrenden ergänzt. Diese wurden mithilfe von schriftlichen Befragungen, Gruppen- und Einzelinterviews sowie Online-Lernjournalen erhoben. Insgesamt waren 325 Studierende und vier Lehrende involviert. Das Datenmaterial umfasst über 270.000 Datenzeilen, 31 Fragebogenerhebungen (n=809), 23 Gruppeninterviews (n=74), 15 Einzelinterviews und 57 Online-Lernjournale. Die Analyse dieses Einsatzes von Learning Analytics, insbesondere mit Blick auf dessen Potenziale und Grenzen, wurde von der Autorin im Rahmen ihrer Dissertation[17] vertieft, auf deren Erkenntnissen die folgenden Ausführungen basieren.

3.2 Potenziale und Grenzen von Learning Analytics

Im skizzierten Wipäd-Anwendungsszenario zeigten sich die Potenziale von Learning Analytics vor allem in der Visualisierung von Lernfortschritten in Echtzeit, der Bereitstellung von zeitnahem, teils automatisiertem Feedback, der Anregung von Reflexion und der Identifikation von Anpassungsmöglichkeiten von Lernanlässen. Diese Aspekte wurden von Lehrenden und Studierenden als vorteilhaft wahrgenommen, zugleich wurden aber auch Herausforderungen und kritische Aspekte deutlich. In der Literatur werden Problemfelder hinsichtlich Dateneigentum, Datenkontrolle und Privatsphäre,[18] Fragen zur Validität und Integrität von Daten,[19] die Überbetonung quantifizierbarer Metriken,[20]

16 Eine detaillierte Darstellung zum Forschungsprojekt, dem Lehrveranstaltungsdesign und den eingesetzten Learning-Analytics-Tools finden sich in den Beiträgen Lipp/Dreisiebner (2021); Lipp/Dreisiebner/Stock (2021); Lipp et al. (2021); Lipp et al. (2022).

17 Vgl. Lipp (2024).

18 Vgl. Lipp (2021).

19 Vgl. Tsai/Kovanović/Gašević (2021), 2.

20 Vgl. Guzmán-Valenzuela et al. (2021), 15; Parkes et al. (2020), 113.

das Risiko digitaler Diskriminierung,[21] Widerstand gegen datenbasierte Entscheidungsfindung[22] sowie Auswirkungen auf das Lernverhalten und die Normalisierung von Überwachungsmechanismen diskutiert.[23] Die Potenziale und Grenzen des Einsatzes von Learning Analytics sind stark kontextspezifisch und eng miteinander verwoben, wie die Erkenntnisse aus dem Wipäd-Anwendungsszenario im Folgenden verdeutlichen.[24]

3.2.1 Leistungsstand aufzeigen vs. Leistungsdruck erzeugen

Learning Analytics ermöglichen die Anzeige des Leistungsstands und das Verfolgen des Lernfortschritts, woran automatisierte Interventionen zur Motivation und zur Verbesserung der Lernergebnisse geknüpft werden können.[25] Im Wipäd-Anwendungsszenario hatten die Studierenden Zugang zu einem Dashboard, das Informationen über ihren aktuellen Leistungsfortschritt im anonymen Vergleich mit Peers in Echtzeit visualisierte. Abhängig vom Leistungsstand erhielten sie unterschiedliche Benachrichtigungen, um die Interaktionshäufigkeit zu erhöhen und eine intensivere Auseinandersetzung mit den Lerninhalten zu fördern.

Einige Studierende fühlten sich durch die Anzeige des Leistungsstands motiviert: „Ich empfinde das für mich als sehr motivierend. Ich denke mir dann, dort muss ich jetzt auch dranbleiben, das möchte ich noch erreichen und dann hat man irgendwie immer so ein bisschen ein Ziel vor Augen." (I22_4_83) Andere hingegen empfanden den ständigen Vergleich und den dadurch ausgelösten Wettbewerb und Leistungsdruck als belastend und demotivierend: „Die Scoreanzeige bewirkt bei mir, dass ich etwas Bauchschmerzen bekomme. Das liegt aber auch daran, dass ich gar kein Fan vom ständigen Vergleichen mit anderen Personen bin, […] ich will mich mit keinem messen, das löst einen enormen Stress in mir aus." (D22_6_3) Diese gegensätzlichen Wahrnehmungen verdeutlichen, dass der Einsatz von Learning Analytics eine kritische Auseinandersetzung mit potenziellen Spannungsfeldern erfordert, um pädagogische Ziele wie eine lernförderliche Unterstützung tatsächlich zu erreichen.

3.2.2 Selbststeuerung initiieren vs. Systemsteuerung übernehmen

Learning Analytics können dazu eingesetzt werden, personalisiertes Feedback bereitzustellen, die Selbsteinschätzung der Lernenden zu fördern und selbstreguliertes Lernen zu unterstützen.[26] Gleichzeitig wird kritisiert, dass Learning Analytics unter dem Deckmantel der Personalisierung Lern- und Bildungsprozesse vereinheitlichen, indem lediglich

21 Vgl. Hartman-Caverly (2019), 38.
22 Vgl. Tsai et al. (2020), 13.
23 Vgl. Hartman-Caverly (2019), 30.
24 Vgl. Lipp (2024), 188.
25 Vgl. Chatti et al. (2012), 326–327; Grandl et al. (2017), 5–6; Ifenthaler (2017), 367.
26 Vgl. Alamri/Watson/Watson (2021), 62–63; Jivet et al. (2021), 416.

mess- und analysierbare Aspekte berücksichtigt werden.[27] Dadurch wird nicht primär ein selbstgesteuertes Lernverhalten gefördert, sondern vielmehr ein Verhalten, das den dahinterstehenden Algorithmen entspricht und deren Anforderungen erfüllt.

Das Spannungsfeld zwischen vermeintlicher Selbststeuerung und faktischer Fremdsteuerung wird auch in den Aussagen der Studierenden des Wipäd-Anwendungsszenarios deutlich. Eine befragte Person erklärte: „Ich würde sagen ich kann [meine Leistungen] besser einschätzen und vor allem aber auch besser steuern. Mir ist es auf einmal wichtig, so viele Punkte wie möglich zu erreichen. Früher hätte ich gesagt, ob ein Punkt mehr oder weniger erreicht wird, ist mir egal." (D22_8_4) Diese Aussage zeigt eine wahrgenommene Selbststeuerung, jedoch entlang der vom System vorgegebenen Pfade, da nur so Punkte gesammelt werden können. Dies wird durch eine weitere Aussage verstärkt: „Wenn ich dann das höchste Level habe, dann ist es für mich erledigt, das ist für mich ein Häkchen für die Aufgaben. Aber inhaltlich bin ich glaube ich nicht auf dem Level, weil ich das einfach ausfülle, […] ich habe es gemacht, damit ich eben einen Stern kriege und dann, ja, auf ein neues Level komme." (GI21_3_6) Das verdeutlicht, dass der Einsatz von Learning Analytics intensiver didaktischer Vorüberlegungen hinsichtlich der Gestaltung des Learning Designs bedarf. Andernfalls könnten Eigenverantwortung, Selbststeuerung und eine inhaltliche Auseinandersetzung lediglich suggeriert werden.

3.2.3 Lernschwierigkeiten identifizieren vs. erzeugen

Weitere Potenziale von Learning Analytics liegen in der Identifikation von nachteiligem Lernverhalten und Lernschwierigkeiten sowie in der Unterstützung dahingehend gefährdeter Studierender durch präventive Maßnahmen.[28] Gleichzeitig wird jedoch kritisiert, dass die Einteilung von Studierenden in Kategorien wie leistungsstark oder leistungsschwach solche Effekte erst erzeugen kann, etwa durch eine differenzierte Unterstützung oder deren Ausbleiben.[29] Im Wipäd-Anwendungsszenario bestand keine Absicht, sogenannte Risikostudierende zu identifizieren oder Studierende zu kategorisieren. Dennoch zeigte sich, dass bereits die Visualisierung von Vergleichsdaten ähnliche Effekte hervorrufen kann, wie die folgenden Aussagen verdeutlichen: „Es wird den Schlechteren noch einmal vor Augen geführt, dass sie zu den Schwächeren gehören." (P2_3) und: „Also ich wäre echt eine Person, die das eher kränken würde, wenn ich die ganze Zeit sehen würde, ich wäre unter dem Durchschnitt. […] und ja, ich glaube, es stört auch ein bisschen beim Lernen, dann, wenn man immer das Gefühl hat, man ist schlecht und muss jetzt besser werden." (I22_12_53) Viele Studierende klassifizierten sich selbst, indem sie den visualisierten Durchschnitt der digitalen Leistungen – ohne Berücksichtigung der analogen Leistungen – als Maßstab für eine dichotome Einteilung in *gute* und *schlechte* Studierende heranzogen. Diese Ergebnisse unterstreichen die Notwendigkeit, den Einsatz von Learning Analytics kritisch und aus einer pädagogischen Perspektive zu reflektieren,

27 Vgl. Guzmán-Valenzuela et al. (2021), 14.
28 Vgl. Alamri/Watson/Watson (2021), 64; Atif et al. (2020), 1–2.
29 Vgl. Parkes et al. (2020), 113; Tsai/Kovanović/Gašević (2021), 2.

insbesondere da Emotionen und Motivation zentrale Einflussfaktoren auf den Lernprozess darstellen.

3.2.4 Nutzungsverhalten vs. Lernverhalten

Learning Analytics wird zudem das Potenzial zugeschrieben, durch die Analyse und Auswertung von Daten aus digitalen Lernumgebungen Einblicke in das Lernverhalten zu ermöglichen, die bislang schwer zugänglich waren. Eine der größten Herausforderungen besteht jedoch in der Interpretation der Daten und Auswertungen,[30] insbesondere da die im Forschungsfeld am häufigsten genutzten Datenarten – Daten zum (vermeintlichen) Lernverhalten und Daten zum Lernstand – eine geringe Aussagekraft hinsichtlich der Qualität der Auseinandersetzung mit der Lernumgebung sowie inter- und intrapersonalen Interaktionen und Beziehungen aufweisen.[31]

Diese Problematik zeigte sich auch im Wipäd-Anwendungsszenario. Die Analyse der aus Moodle extrahierten Logfiles ermöglichte keine Rückschlüsse auf das tatsächliche Lernverhalten, sondern bildete lediglich ein Nutzungsverhalten ab, ohne dass daraus verwertbare Muster ableitbar waren. Dies wirft die grundlegende Frage auf, inwieweit Datenspuren als verlässliche Indikatoren für *Lernen* herangezogen werden können, zumal maschinell lesbare Daten den Lernkontext nur begrenzt abbilden können. Infolgedessen war der Interpretationswert der generierten Visualisierungen gering, was die Nützlichkeit von Learning Analytics für die Ableitung pädagogischer Interventionen einschränkte und damit die eigentliche Intention ihres Einsatzes in Zweifel zog.

3.3 Implikationen für einen reflektierten Einsatz datenbasierter Lehr-Lern-Formen

Die Begeisterung für Lerntechnologien wie Learning Analytics, insbesondere vor dem Hintergrund der Fortschritte im Bereich der KI, lässt mögliche Herausforderungen häufig in den Hintergrund treten. Ein pädagogisch begründeter Einsatz von Learning Analytics erfordert jedoch mehr als nur die Fokussierung auf Potenziale, vielmehr ist eine kritische Auseinandersetzung mit Problemfeldern und möglichen Spannungsfeldern unerlässlich. Diese Auseinandersetzung setzt eine Betrachtung der Anwendung von Learning Analytics aus mindestens folgenden vier zentralen Dimensionen voraus:[32]

1. **Pädagogische Dimension:** Welche pädagogische Zielsetzung wird mit dem Einsatz von Learning Analytics verfolgt?

---

30 Vgl. Lipp/Dreisiebner (2021), 15.
31 Vgl. Kew/Tasir (2022), 418.
32 Vgl. Lipp (2024), 191; Lipp/Dreisiebner/Stock (2021), 182.

2. **Technische Dimension:** Wie lässt sich diese pädagogische Zielsetzung mit den technischen Möglichkeiten von Learning Analytics verwirklichen? Welche Anwendungsformen sind geeignet und welche Daten stellen eine relevante Datenbasis dar?
3. **Rechtliche Dimension:** Welche rechtlichen Bestimmungen tangieren den Einsatz von Learning Analytics? Welche Opt-out-Alternative kann ermöglicht werden?
4. **Ethische Dimension:** Inwiefern kann ein verantwortungsvoller Einsatz mit Menschen und Daten gewährleistet werden?

Die Potenziale und Grenzen von Learning Analytics wurden von den befragten Studierenden ambivalent wahrgenommen, woraus sich ergibt, dass die Anwendung von Learning Analytics nicht nach einem One-size-fits-all-Ansatz erfolgen kann, sondern custom-fit auf Zielsetzungen, Leitprinzipien und Zielgruppen abgestimmt werden muss. Auch bei ausreichender didaktischer Planung bleibt allerdings zu berücksichtigen, dass ausschließlich numerische Daten keine unmittelbaren Rückschlüsse auf Lernprozesse zulassen. Die Ergebnisse der Begleitforschung im Wipäd-Anwendungsszenario zeigen, dass eine rein quantitative Betrachtung irreführend sein kann und einen naiven, unkritischen Datenoptimismus fördert.[33] Dies birgt insbesondere die Gefahr der Apophänie – der Wahrnehmung von Datenmustern, die nicht existieren –,[34] verbunden mit fehlerhaften Interpretationen und falschen Schlussfolgerungen, die pädagogische Interventionen negativ beeinflussen können. Ein reflektierter Umgang mit datenbasierten Technologien im Bildungskontext erfordert demnach ein kritisches Hinterfragen des Werts einer datenbasierten Unterstützung als didaktisches Begleitinstrument sowie das Bewusstsein, dass selbst ausgereifte Systeme fehleranfällig sein können.[35]

3.4 Literatur

Alamri, Hamdan/Watson, Sunnie/Watson, William (2021): Learning technology models that support personalization within blended learning environments in higher education. In: TechTrends, 65(1). 62–78.

Algayres, Muriel/Triantafyllou, Evangelia (2020): Learning analytics in flipped classrooms: A scoping review. In: Electronic Journal of E-Learning, 18(5). 397–409.

Atif, Amara/Richards, Deborah/Liu, Danny/Bilgin, Ayse A. (2020): Perceived benefits and barriers of a prototype early alert system to detect engagement and support 'at-risk' students: The teacher perspective. In: Computers & Education, 156. 1–20.

Chatti, Mohamed Amine/Dyckhoff, Anna Lea/Schroeder, Ulrik/Thüs, Hendrik (2012): A reference model for learning analytics. In: International Journal of Technology Enhanced Learning, 4(5/6). 318–331.

Di Mitri, Daniele/Scheffel, Maren/Drachsler, Hendrik/Börner, Dirk/Ternier, Stefaan/Specht, Marcus (2017): Learning pulse: Machine learning approach for predicting performance in self-regulated learning using multimodal data. In: LAK '17 (Hrsg.): Proceedings of the 7th International Conference on Learning Analytics and Knowledge. New York: ACM. 188–197.

[33] Vgl. Lipp (2024), 21–22.
[34] Vgl. Jones/McCoy (2019), 60.
[35] Vgl. Hartman-Caverly (2019), 41; Lipp (2024), 193.

Dreisiebner, Gernot/Lipp, Silvia (2022): Künstliche Intelligenz und ihr Potenzial in der Erwachsenenbildung. Substitution vs. Augmentation – zwischen Möglichem und Erstrebenswertem. In: Magazin erwachsenenbildung.at. Das Fachmedium für Forschung, Praxis und Diskurs, (44-45). 1–13.

Duin, Ann/Tham, Jason (2020): The current state of analytics: Implications for learning management system (LMS) use in writing pedagogy. In: Computers and Composition, 55. 1–23.

Grandl, Maria/Taraghi, Behnam/Ebner, Markus/Leitner, Philipp/Ebner, Martin (2017): Learning Analytics. In: Wilbers, Karl/Hohenstein, Andreas (Hrsg.): Handbuch E-Learning. Expertenwissen aus Wissenschaft und Praxis – Strategien, Instrumente, Fallstudien. Köln: Wolters Kluwer. 1–16.

Guzmán-Valenzuela, Carolina/Gómez-González, Carolina/Rojas-Murphy Tagle, Andrés/Lorca-Vyhmeister, Alejandro (2021): Learning analytics in higher education: A preponderance of analytics but very little learning? In: International Journal of Educational Technology in Higher Education, 18(1). 1–19.

Hartman-Caverly, Sarah (2019): Human nature is not a machine: On liberty, attention engineering, and learning analytics. In: Library Trends, 68(1). 24–53.

Ifenthaler, Dirk (2017): Are higher education institutions prepared for learning analytics? In: TechTrends, 61(4). 366–371.

Ifenthaler, Dirk/Schumacher, Clara (2016): Learning Analytics im Hochschulkontext. In: WiSt – Wirtschaftswissenschaftliches Studium, 45(4). 176–181.

Jivet, Ioana/Wong, Jacqueline/Scheffel, Maren/Valle Torre, Manuel/Specht, Marcus/Drachsler, Hendrik (2021): Quantum of choice: How learners' feedback monitoring decisions, goals and self-regulated learning skills are related. In: LAK '21 (Hrsg.): Proceedings of the 11th International Conference on Learning Analytics and Knowledge. New York: ACM. 416–427.

Jones, Kyle/McCoy, Chase (2019): Reconsidering data in learning analytics: Opportunities for critical research using a documentation studies framework. In: Learning, Media and Technology, 44(1). 52–63.

Kew, Si/Tasir, Zaidatun (2022): Learning analytics in online learning environment: A systematic review on the focuses and the types of student-related analytics data. In: Technology, Knowledge and Learning, 27(2). 405–427.

Lipp, Silvia (2021): Learning Analytics – Datenschutzrechtliche Bestimmungen als Ausgangspunkt einer verantwortungsvollen Nutzung von Bildungsdaten. Herausgegeben von Bachor, Martina/Hug, Theo/Pallaver, Günther, DataPolitics. Zum Umgang mit Daten im digitalen Zeitalter. Innsbruck: University Press. 121–133.

Lipp, Silvia (2024): Learning Analytics im Spiegel der Apophänie: Datenoptimismus als Treiber datenbasierter Lernunterstützung in der Hochschulbildung. Eine kritisch-konstruktive Auseinandersetzung mit Learning Analytics aus hochschuldidaktischer Perspektive. Graz: Uni Pub.

Lipp, Silvia/Dreisiebner, Gernot (2021): Learning Analytics – Die Crux der Dateninterpretation. Betrachtung der Grenzen und Chancen einer pädagogisch-didaktischen Verwertbarkeit von Daten digitaler Lernumgebungen anhand eines Anwendungsszenarios im Masterstudium Wirtschaftspädagogik. In: bwp@ Spezial AT-3. 1–20. Online: https://www.bwpat.de/wipaed-at3/lipp_dreisiebner_wipaed-at_2021.pdf [25.01.2025].

Lipp, Silvia/Stock, Michaela (2022): Mit Learning Analytics zu Digital Literacy – konzeptionelle Überlegungen eines digitalen Lernraums zur (Weiter-)Entwicklung von Digital Literacy. In: Gerholz, Karl-Heinz/Schlottmann, Philipp/Slepcevic-Zach, Peter/Stock, Michaela (Hrsg.): Digital Literacy in der beruflichen Lehrer:innenbildung. Didaktik, Empirie und Innovation. Bielefeld: wbv. 51–62.

Lipp, Silvia/Dreisiebner, Gernot/Stock, Michaela (2021): Das Potenzial von Learning Analytics in der Berufsbildung. In: Löffler, Roland/Schlögl, Peter/Schmölz, Alexander (Hrsg.): 50 Jahre

Berufsbildungsforschung in Österreich. Im Spannungsfeld zwischen Wissenschaft, Praxis und Politik. Bielefeld: wbv. 173–186.

Lipp, Silvia/Dreisiebner, Gernot/Leitner, Philipp/Ebner, Martin/Kopp, Michael/Stock, Michaela (2021): Learning Analytics – Didaktischer Benefit zur Verbesserung von Lehr-Lern-Prozessen? Implikationen aus dem Einsatz von Learning Analytics im Hochschulkontext. In: bwp@ Berufs- und Wirtschaftspädagogik – online, Ausgabe 40. 1–31. Online: https://www.bwpat.de/ausgabe40/lipp_etal_bwpat40.pdf [25.01.2025].

Lipp, Silvia/Leitner, Philipp/Stadler, Jakob/Dreisiebner, Gernot/Ebner, Martin/Kopp, Michael/Stock, Michaela (2022): Endbericht zum Projekt ‚Learning Analytics: Auswirkungen von Datenanalysen auf den Lernerfolg'. Online: https://oer-portal.uni-graz.at/edu-sharing/components/render/fbe80e3b-68fd-4481-b480-70b83d551288 [25.01.2025].

Macfadyen, Leah/Dawson, Shane (2012): Numbers are not enough. Why e-learning analytics failed to inform an institutional strategic plan. In: Educational Technology & Society, 15(3). 149–163.

Parkes, Sarah/Benkwitz, Adam/Bardy, Helen/Myler, Kerry/Peters, John (2020): Being more human: Rooting learning analytics through resistance and reconnection with the values of higher education. In: Higher Education Research & Development, 39(1). 113–126.

Tsai, Yi-Shan/Kovanović, Vitomir/Gašević, Dragan (2021): Connecting the dots: An exploratory study on learning analytics adoption factors, experience, and priorities. In: The Internet and Higher Education, 50. 1–16.

Tsai, Yi-Shan/Rates, Diego/Moreno-Marcos, Pedro Manuel/Muñoz-Merino, Pedro J./Jivet, Ioana/Scheffel, Maren/Drachsler, Hendrik/Delgado Kloos, Carlos/Gašević, Dragan (2020): Learning analytics in european higher education – trends and barriers. In: Computers & Education, 155. 1–16.

UNESCO (2024): Invisible classroom – Why data key solving learning crisis. Online: https://www.unesco.org/en/articles/invisible-classroom-why-data-key-solving-learning-crisis [25.01.2025].