

Learning Analytics in Hochschulen und Künstliche Intelligenz

Eine Übersicht über Einsatzmöglichkeiten, erste Erfahrungen
und Entwicklungen von KI-Anwendungen zur Unterstützung
des Lernens und Lehrens

Sandra Schön, Philipp Leitner, Jakob Lindner und Martin Ebner

Abstract: »Learning Analytics« ist die Interpretation von Daten, um individuelle Lernprozesse gezielt zu verbessern (Ebner et al., 2013; Greller & Drachsler, 2012). Learning-Analytics-Anwendungen geben dabei Empfehlungen, damit Lernende ihr Lernverhalten oder Lehrende das didaktische Setting bzw. die Lehr- und Lernsituation verbessern können. Der Beitrag führt zunächst in Learning Analytics in der Hochschulbildung ein, um dann auf Einsätze von Künstlicher Intelligenz (KI) in der Hochschule überzuführen und Überschneidungen zu identifizieren. Dabei werden vier internationale Beispiele im Themenfeld referiert und vorgestellt (Literatur-/Projektrecherche). Der Beitrag schließt mit einem Ausblick auf Potentiale und Herausforderungen für KI für Learning Analytics in Hochschulen (u.a. Buckingham Shum & Luckin, 2019).

»Learning analytics« is the interpretation of data in order to improve individual learning processes in a targeted manner (Ebner et al., 2013; Greller & Drachsler, 2012). Learning analytics applications provide recommendations so that learners can improve their learning behaviour or teachers can improve the teaching and learning situation and setting. The article first introduces learning analytics in higher education, then moves on to the use of artificial intelligence (AI) in higher education and identifies overlaps. Four international examples in the field are presented (literature/project research). The article concludes with an outlook on potentials and challenges for AI for learning analytics in higher education (e. g. Buckingham Shum & Luckin, 2019).

Keywords: Learning Analytics, Künstliche Intelligenz, Hochschullehre / Learning Analytics, Artificial Intelligence, Higher Education.

Learning Analytics in Hochschulen und Künstliche Intelligenz

Video: <https://link.transcript-open.de/5769/video/002>

© Martin Ebner



1 Einleitung

Durch die zunehmende Nutzung von Informationssystemen beim Lernen und die entsprechende Verwaltung von Lernenden fallen viele Daten an, die eine Basis für Informationen und Anwendungen geben können, um das Lernen und die Lehre an Hochschulen zu verbessern. Solche Datenanalysen, -interpretationen und -anwendungen zur Unterstützung individueller Lernprozesse werden dem Bereich von »Learning Analytics« (LA) zugeordnet (Ebner et al., 2013; Greller & Drachsler, 2012). In den letzten zehn Jahren hat LA als ein schnell wachsendes und vielversprechendes Forschungsfeld im Bereich des technologiegestützten Lernens immer mehr Aufmerksamkeit erhalten (Ferguson, 2012; Khalil & Ebner, 2015). Seit der ersten Erwähnung als bedeutsame Zukunftstechnologie im Horizon-Bericht von 2012 (Johnson et al., 2012), wurden verschiedene Instrumente eingesetzt und Initiativen durchgeführt. Damit scheint LA nun an dem Punkt angelangt, an dem es Forschung und Praxis, aber auch Politik- und Entscheidungsfindung beeinflussen wird (Gašević, Dawson & Siemens, 2015). Durch die Möglichkeiten und Verbreitung der sog. »Künstlichen Intelligenz« (KI) erweitern sich insbesondere die Analyseverfahren und Anwendungen von LA.

Inwieweit bei der Datenanalyse und -interpretation Anwendungen der KI im Bereich von Learning Analytics im Kontext der Hochschulen und der Hochschullehre eingesetzt werden, möchten wir in diesem Beitrag genauer unter die Lupe nehmen. Forschungsleitend sind dabei folgende Fragen: (a) Wie wird derzeit Learning Analytics (LA) an Hochschulen verstanden und umgesetzt, was sind also die Rahmenbedingungen für den Einsatz von Künstlicher Intelligenz (KI)? (b) Welche Beispiele für den Einsatz von KI-Verfahren im Rahmen von LA gibt es bereits? (c) Welche Herausforderungen lassen sich aus dem Einsatz von KI in LA ableiten?

Dieser Beitrag basiert dabei auf eigenen Vorarbeiten rund um LA (u.a. Schön & Ebner, 2013; Ebner, Neuhold & Schön, 2013; Leitner, Khalil & Ebner, 2017; Leitner et al., 2019, Ebner, 2019). Zudem haben wir für diesen Beitrag eine Literaturrecherche zu LA und KI in der Hochschullehre durchgeführt. Dazu wurden alle Beiträge mit Erscheinungsjahr 2018 und jünger in der ERIC Datenbank sowie bei Google Scholar zu den Stichworten »Higher Education« und »Artificial Intelligence« und »Learning Analytics« danach ausgewertet, ob darin konkrete Anwendungen beschrieben werden und vier Beispiele für diesen Beitrag ausgewählt. Die abschließende Zusammenstellung von Herausforderungen der Nutzung von KI bei LA beruht dabei auf einem Abgleich entsprechender Beiträge und persönlicher Perspektive und wird daher auch als Diskussionsgrundlage vorgeschlagen.

2 Learning Analytics an Hochschulen: Verständnis und Prozesse

In diesem Abschnitt führen wir in Learning Analytics (LA) an Hochschulen ein und beschreiben dabei unterschiedliche Verständnisse, verwandte Zugänge, konkrete Beispiele aus dem Hochschulkontext und nennen problematische und herausfordernde Aspekte von LA.

2.1 Verständnis von Learning Analytics und Verfahren

Es werden derzeit verschiedene Definitionen für den Begriff »Learning Analytics« verwendet (Leitner, Ebner & Ebner, 2019). Bei der ersten Konferenz zu Learning Analytics (»International Conference on Learning Analytics and Knowledge«, kurz LAK, 2011; s. Long & Siemens, 2011) wurde Learning Analytics als »die Messung, Sammlung, Analyse und Berichterstattung von Daten über Lernende und ihre Kontexte zum Zweck des Verständnisses und der Optimierung des Lernens und des Umfelds, in dem es stattfindet« bezeichnet (eigene Übersetzung). Duval (2012) fasste LA mit den Worten zusammen: »Bei Learning Analytics geht es darum, Spuren zu sammeln, die Lernende hinterlassen, und diese Spuren zur Verbesserung des Lernens zu nutzen« (eigene Übersetzung). LA sollte immer handlungsrelevante Erkenntnisse liefern (Siemens et al., 2011). Schön und Ebner (2013) definieren LA als: »Learning Analytics ist die Interpretation von lernerspezifischen Daten, um individuelle Lernprozesse gezielt zu verbessern« (Abschnitt 3). Für (österreichische) Hochschulen wurde LA folgendermaßen definiert (Leitner et al., 2019, S. 8): »Learning Analytics umfasst die Analyse, Darstellung und Interpretation von Daten aus Lehr- und Lernsettings mit dem Zweck, dass Lernende ihr Lernen unmittelbar verändern können.«

Bei Anwendungen von Learning Analytics gibt mehrere Stakeholder und Perspektiven (s. Leitner et al., 2019, S. 9): Lernende, im Kontext dieses Beitrags sind das

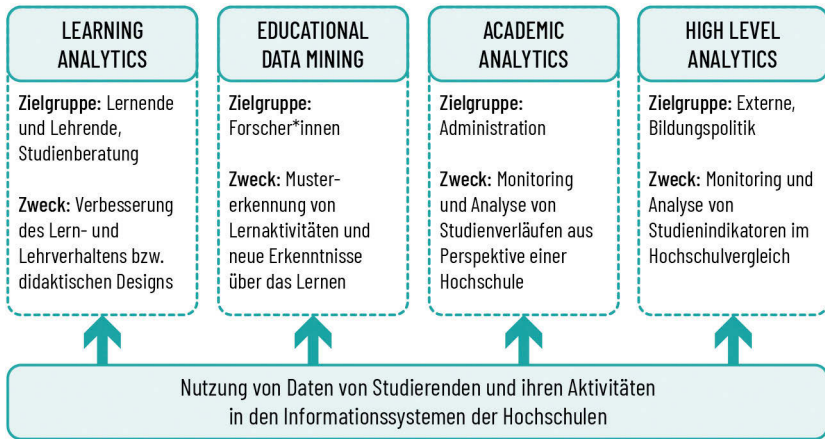
Studierende, verwenden LA-Anwendungen, um Einblicke in das eigenen Lernverhalten zu erhalten und gegebenenfalls Rückmeldungen oder auch Empfehlungen zu erhalten. Lehrende sind daran interessiert, mit Hilfe von LA-Anwendungen die Studierenden beim Lernen zu unterstützen. Aggregierte Lerner/innen-Daten helfen hier, das eigene Lehrverhalten bzw. die Ressourcen und das didaktische Design ggf. zu verbessern. Mittelbar werden LA-Anwendungen auch von Wissenschaftler/innen genutzt, um Einsichten zum Lernen und Lernverhalten zu erhalten.

Das Ziel, das Lernen zu unterstützen, kann mit Hilfe unterschiedlicher Analyseverfahren erfolgen. Nach Grandl et al. (2017) haben Learning-Analytics-Maßnahmen die Zielsetzungen Lernverhalten und -erfolge vorherzusagen, um ggf. einzugreifen, Empfehlungen zu geben, den Lernprozess zu personalisieren, die Reflexion des bisherigen Lernverhaltens anzuregen und auch mit anderen zu vergleichen. Bei LA-Analysen kommen dabei unterschiedliche Methoden zum Einsatz (s.a. Grandl et al., 2017, Calvet & Perez, 2015): u. a. statistische Analysen, Visualisierungen, Analyse von Zusammenhängen, Mustererkennung, Identifizierung von Ausreißern und Abweichungen, soziale Netzwerkanalyse, Vorhersagen, Verlaufsanalysen, Textanalysen und Knowledge Tracing. Die Zielrichtung der Analyse ist dabei unterschiedlich. Manchmal steht eine rückblickende Analyse der Lernaktivitäten im Vordergrund. Andere Verfahren versuchen Aussagen über zukünftige Entwicklungen zu geben, sind also prognostische Verfahren. LA-Einsätze an Hochschulen sollten jedoch immer das Lernen von Studierenden möglichst unmittelbar unterstützen, auch wenn es Komponenten der Bewertung und des Controllings hat (Ebner et al., 2015): Es ist wichtig, dass jede/r Lernende über seinen aktuellen Stand im Lernprozess informiert ist und weiß, wie sie/er ihn anhand der verfügbaren Daten verbessern kann.

2.2 Abgrenzungen zu verwandten Zugängen

LA setzt sich mit der definierten Unterstützung von Lerner/inne/n von verwandten Forschungsgruppen und -zugängen ab, die auch Daten von Lernenden nutzen (s. Abb. 1). So versucht das sog. »Educational Data Mining« (EDM) allgemein Muster in Daten zu erkennen, die (neue) Einsichten zum Lernen ermöglichen könnten, z.B. Lernprozesse identifizieren und besser verstehen lassen. Es gibt wohl Überschneidungen der Arbeitsgebiete von LA und EDM (Siemens & Baker, 2012): Beides sind datenintensive Ansätze und sie verwenden ähnliche Methoden (Ebner et al., 2013). Im Unterschied zum EDM unterstützt LA in jedem Fall aber gezielt und konkret das Lernen und gibt Rückmeldung an Lernende. Im Rahmen von LA werden so Anwendungen entwickelt, in denen Studierende gut nachvollziehen können, welche Leistungen und Aktivitäten sie bereits für einen Lehrgang oder ihr Studium erbracht haben und welche noch offen sind (z.B. de Laet et al., 2018).

Abbildung 1: Zielgruppen und Zwecke der Nutzung von Daten von Lernenden aus Perspektive von Learning Analytics, Educational Data Mining, Academic Analytics sowie Higher Level Analytics an Hochschulen (eigene Darstellung).



LA ist auch von »Academic Analytics« abzugrenzen, bei der es sich um Datenanalysen zur Verbesserung des administrativen und organisatorischen Ablaufes der Universität dreht, beispielsweise Darstellung von Prüfungsaktivitäten oder Prüfungserfolgen innerhalb einer Studierendenkohorte (Leitner et al., 2019). Auf noch abstrakter Ebene sind sog. »High Level Analytics« zu verorten, worunter Analysen fallen, die generell für die Hochschulentwicklung notwendig sind und die primär administrativer und organisatorischer Natur sind, z.B. Datenanalysen für Hochschulrankings und Wissensbilanzen (Ferguson 2014, Leitner et al., 2019).

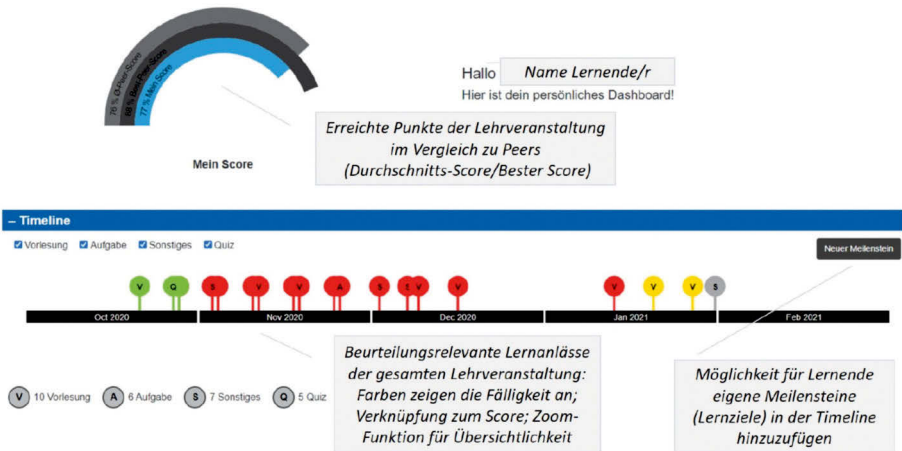
Abbildung 1 gibt einen Überblick über die hier abgegrenzten Formen, Zielgruppen und Zwecke der Nutzung von Lerner/innen-Daten an Hochschulen.

2.3 Beispiele für und Stand von Learning Analytics an Hochschulen

Ein einfaches Beispiel für eine Variante einer LA-Anwendung ist der Einsatz von einem Audience-Response-System in einer Massenlehrveranstaltung (s. Ebner et al., 2014): Der Lehrende bittet die Anwesenden um die Beantwortung einer Frage mit mehreren Antwortoptionen, die Studierenden beantworten sie mit Hilfe ihrer mobilen Endgeräte. Zum einen sehen die Studierenden durch eine entsprechende Datenvisualisierung prompt, ob sie den Stoff bereits erfasst haben, hören ggf. entsprechend aufmerksam den Erläuterungen zu, wenn dies nicht der Fall ist. Der Lehrende kann auch eine hohe Fehlerquote zum Anlass nehmen, das bereits Präsentierte noch einmal anhand eines weiteren Beispiels zu erklären.

Anders als in diesem einfachen Beispiel sollten LA-Anwendungen Studierenden dauerhaft zur Verfügung stehen. Sie sind deshalb häufig in Lernmanagementsystemen implementiert (vgl. Schwendimann et al., 2017). Ein Beispiel für eine solche Implementation ist in Abbildung 2 zu sehen: ein Dashboard für Studierende, das im Rahmen eines Forschungsvorhabens als Moodle-Plug-In entwickelt und aktuell in einer Lehrveranstaltung der Wirtschaftspädagogik an der Universität Graz erprobt wird. Die Aktivitäten im Lernmanagementsystem werden so dargestellt, dass die Studierenden zum einen ihre bisherigen Aktivitäten und Punktestand visualisiert bekommen, auch im Vergleich zu ihren Kommilitonen. Zum anderen dient die Timeline als Planungshilfe, es zeigt alle wichtigen (Lern-)Aktivitäten der Lehrveranstaltung und kann durch eigene Marker ergänzt werden. (Lipp et al., 2021)

Abbildung 2: Lernenden-Dashboard der Universität Graz, Prototyp entwickelt und eingesetzt im Rahmen des Projekts »Learning Analytics: Auswirkungen von Datenanalysen auf den Lernerfolg« (Lipp et al., 2021).

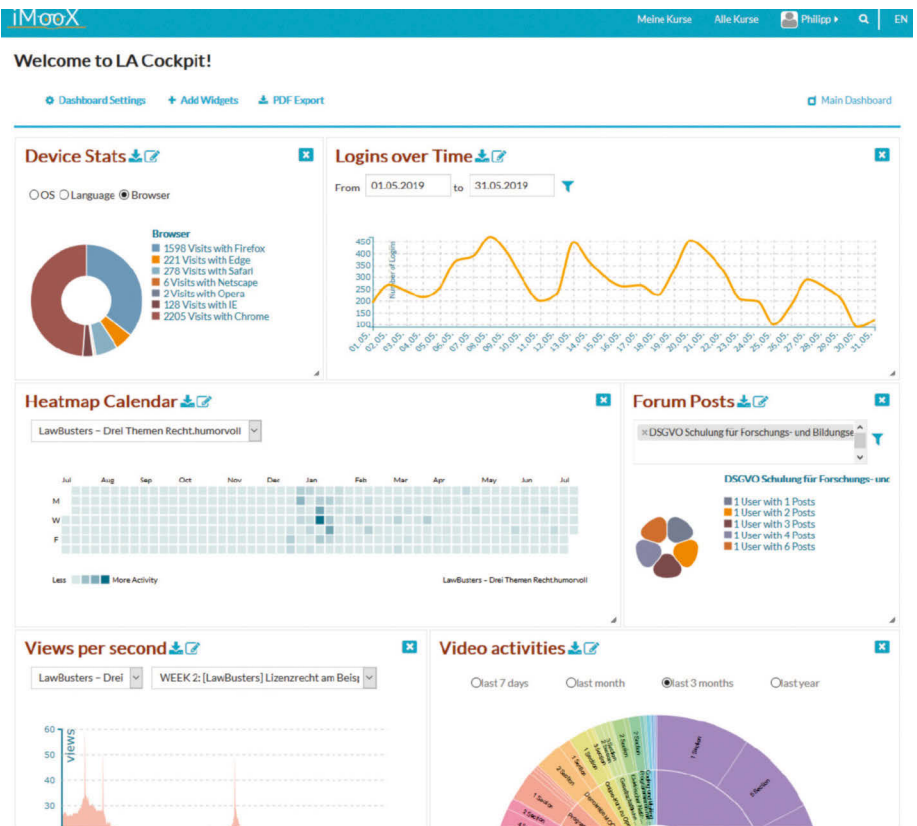


LA-Anwendungen werden auch häufig in MOOC-Plattformen implementiert, auch weil sich dort viele selbstgesteuerte Lerner/innen finden. Die Online-Kurs-Plattform iMooX.at hat sich so auf die Durchführung von offenen lizenzierten Online-Kursen für Viele (sog. Massive Open Online Courses, kurz MOOC) spezialisiert (McAuley et al., 2010; Ebner et al., 2016). Genutzt wird dazu das Lernmanagementsystem Moodle mit etlichen Anpassungen und Erweiterungen. Dazu gehören auch die Entwicklung und Erprobung von LA-Anwendungen. So wurde beispielsweise ein motivationssteigerndes Tool für die Kursteilnehmer/innen entwickelt, die *Gamify-Bat*. Dieses Tool basiert auf der Vorarbeit von Khalil und Ebner (2017) und hat zum

Ziel unerfüllte Aufgaben innerhalb des Kurses zu verfolgen und den Kursteilnehmer/innen durch den Einsatz eines Gamification-Elements entsprechend zu visualisieren und damit zu motivieren, sowie letztendlich das Verhalten zu beeinflussen und das Engagement zu erhöhen.

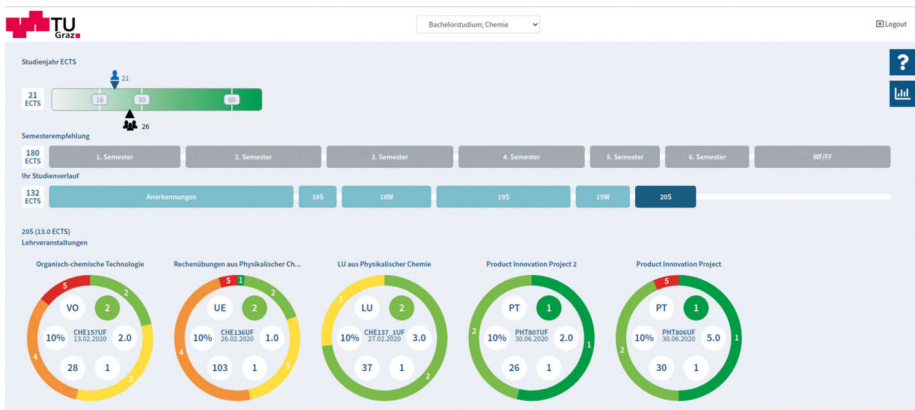
Ebenso wurde ein hochgradig konfigurierbares und interaktives Dashboard, das *LA Cockpit* entwickelt, um Manager/innen, Forscher/innen und vor allem Kursleiter/innen bei der Auswertung des Engagements und der Beteiligung von Kursteilnehmer/innen innerhalb eines MOOCs zu unterstützen (Leitner, Maier & Ebner, 2020). Darüber hinaus soll der Vergleich der individuellen Aktivität der Lernenden mit den kursweiten Durchschnittswerten die Selbsteinschätzung der Kursteilnehmer/innen verbessern, sie zur Teilnahme motivieren und die Abschlussraten erhöhen. Abbildung 3 zeigt das LA-Cockpit der iMooX-Plattform.

Abbildung 3: LA Cockpit (LA Cockpit der MOOC-Plattform iMooX.at der TU Graz).



An der TU Graz gibt es seit Dezember 2020 für alle Studierende von BA-Studiengängen ein Studiendashboard, das Informationen zum Lernen auf dem Level von Lehrveranstaltungen anbietet. Das Dashboard wurde dabei auf Wunsch und gemeinsam mit Studierenden entwickelt, die auch die einzigen sind die Informationen und Visualisierungen einsehen können (s. Leitner et al., 2021). Wie in Abbildung 4 gezeigt, erhalten Studierende einen Überblick über die bisherigen Lehrveranstaltungsabschlüsse, auch im Vergleich zu den anderen Studierenden und erhalten Einblicke in die Notenverteilung bei den noch zu belegenden Lehrveranstaltungen.

Abbildung 4: Studiendashboard der TU Graz (TU Graz, 2021).



In welchem Ausmaß LA-Anwendungen in Hochschulen täglich zum Einsatz kommen, ist schwierig zu bestimmen, auch weil es davon abhängt wie komplex eine LA-Anwendung ist bzw. was als LA-Service interpretiert wird und auch selten Daten zur Nutzung vorliegen. So bieten viele Lernmanagementsysteme einzelne (kleine) Anwendungen, die Lernendendaten visualisieren und könnten theoretisch in vielen Lehrveranstaltungen genutzt werden. Wir teilen jedoch die Einschätzung von Ifenthaler und Drachslers (2018), dass die praktische, vor allem auch flächendeckende Anwendung von LA an Hochschulen noch in den Kinderschuhen steckt.

2.4 Argumente für LA in Hochschulen

Die Arbeitsgruppe zu LA des Forum Neue Medien in der Lehre Austria (Leitner et al., 2019, S. 4) sieht sechs Argumente für LA und Möglichkeiten der Verbesserung der Lehre: 1. Verbesserung der Lehr- und Lernqualität, 2. besseres Verständnis für

Lehr- und Lernprozesse, 3. Erhöhung des Studienerfolgs, Verminderung der Drop-out-Rate und gezielte Unterstützung von Inklusion, 4. Verbesserung der Transparenz und der Prüfungsaktivität, 5. wissenschaftliche Nutzung und Sensibilisierung, 6. Optimierung von Prozessen der außercurricularen Studienberatung und Studienbegleitung. Auch Slater, Peasgood und Mullan (2016) beschreiben in einer Fallstudienanalyse für JISC weitreichende Chancen von LA-Anwendungen in der Hochschule. Sie sehen LA demnach als eine Maßnahme zur Qualitätssicherung und -verbesserung, für höhere Verbleibraten und als eine Möglichkeit mit unterschiedlichen Ergebnissen bei Studierenden umzugehen. Sie sehen LA zudem als Ermöglicher für die Entwicklung und Einführung von adaptiven Lernsystemen. Auch der Trendstudie zur Hochschulbildung im Jahr 2030 zufolge (Orr et al., 2020) werden offene Systeme für Hochschulen höhere Anforderungen daran stellen, dass Lernempfehlungen und Lernpfade für Studierende und Lehrende transparent bleiben, dazu werden LA und ähnliche Methoden empfohlen.

2.5 Herausforderung von LA in der Hochschulbildung

Ein einfaches Beispiel zeigt, dass LA-Anwendungen negativ verstärkende und damit unerwünschte Effekte haben können: Ein schlechtes Abschneiden und Vergleich mit der Kohorte können so fehlerhaft dazu führen, dass Studierende es als eigene »Unfähigkeit« oder mangelndes »Talent« interpretieren. Aus Studien zur Selbstwirksamkeit im Fach Mathematik im Schulbereich wissen wir, dass es hier signifikante Unterschiede zwischen den Geschlechtern gibt, ob schlechtes Abschneiden auf fehlendem Fleiß oder Talent zurückzuführen ist (z.B. Lloyd, Walsh & Shehni Yailagh, 2005). Bei entsprechenden Kontextinformationen und Wissen, beispielsweise dass die meisten Mitstudierenden aus anderen Schulformen kommen und entsprechendes Vorwissen mitbringen, könnte das zur Klärung und Aufrechterhalten der Studienmotivation führen. LA-Anwendungen sind also kein Selbstläufer, sondern müssen entsprechend sensibel eingeführt und betrieben werden.

Greller und Drachslar (2012, 2016) haben ein bekanntes Rahmenmodell für die Entwicklung und Einsatz von LA-Anwendungen entwickelt. Leitner, Ebner und Ebner (2019) haben darauf aufbauend Herausforderungen bei der Entwicklung von Learning-Analytics-Anwendungen im Hochschulkontext analysiert (insbesondere Ferguson et al., 2016) und fokussieren auf sieben Herausforderungen (siehe Abbildung 4): In den Mittelpunkt stellen Leitner, Ebner und Ebner (2019) Zweck und Nutzen der Learning-Analytics-Anwendung. Sie stellen dazu fest: »Die Erwartungen in Bezug auf die Verbesserung des Lernens und Lehrens sind extrem hoch, wenn über LA in der Hochschulbildung gesprochen wird. Auf institutioneller Ebene ist die Grenze zwischen LA und Academic Analytics jedoch verschwommen.« (Abschnitt 3.1, eigene Übersetzung). Einige Projekte und Vorhaben, die nicht vorrangig im Interesse von Lerner/innen stehen, werden unter der Bezeichnung »Learning Analy-

tics« geführt. Man könnte salopp sagen, hier wird unter dem positiv besetzten LA als Deckmantel agiert. Es ist daher wichtig, mit größtmöglicher Transparenz zu arbeiten (s. Leitner, Ebner & Ebner, 2019). Weitere wichtige Aspekte sind der Schutz der Privatsphäre und die Entwicklung eines klaren Vorgehens in Bezug auf gewünschte und unerwünschte Szenarien (Ethik), eine solide und fehlerfreie Datenbasis, die Infrastruktur, die Entwicklung und der Betrieb (inkl. Einschätzung absehbarer Kosten), sowie weitere Aktivitäten, z.B. Einschulungen von Betreuer/innen.

Abbildung 5: Herausforderungen von LA in der Hochschulbildung (Leitner, Ebner & Ebner, 2019, eigene Übersetzung).



Buckingham Shum (2012) verweist in einem Beitrag für die UNESCO auf eine weitere, allgemeine Herausforderung: Ihm zufolge ist die Einschätzung, dass LA auf »Fakten« beruht, da es ja auf »Daten« basiert, ein großer Irrtum: »Im Kontext der Learning Analytics ist jeder Schritt des Lebenszyklus – von den Daten über die Analyse bis hin zur Einsicht und Intervention – von **menschlichen Urteilen abhängig**. Kurz gesagt, es ist ebenso naiv zu glauben, dass »Daten für sich selbst sprechen«, wie zu glauben, dass ein Text eine einzige, objektiv erkennbare Bedeutung für alle Kontexte hat.« (S. 8). Außerdem muss es auch nicht sein, dass wir genau dort Einsichten zum Lernen mit Learning Analytics erhalten, wo wir auch Daten erfassen: Dieser Effekt wird auch »**Straßenlampeneffekt**« genannt und bezieht sich auf den Witz, in dem ein Mann seinen verlorenen Schlüssel im Schein der Straßenlampe sucht, weil es dort eben hell ist – und nicht dort, wo er den Schlüssel eigentlich vermutet (Freedman, 2010, Ochoa, 2017, S. 128).

3 Wenn KI auf LA trifft

Im diesem Abschnitt wird zunächst das aktuelle Verständnis von KI skizziert und dann Gemeinsamkeiten und Unterschiede von LA und KI beschrieben.

3.1 KI im Hochschulbereich

Der Bedeutungsinhalt des Begriffs KI ist nicht einheitlich, sondern abhängig vom fachlichen Kontext und dessen Zielvorgaben. Dies verhindert eine klare Abgrenzung. Historisch gesehen lassen sich vier inhaltlich grundsätzlich verschiedene Bedeutungen in der Verwendung erkennen: nämlich die Bezeichnung von Systemen die menschlich denken, die menschlich handeln, die rational denken und die die rational handeln (Norvig & Russel, 2019). Jeder dieser Begriffe bringt spezifische Einschränkung mit sich, auf die in Norvig und Russe (2019) eingegangen wird. Die momentan dominante Bedeutung versteht unter KI solche Systeme, die »rational« handeln, also so, dass die Eintrittswahrscheinlichkeit des besten Ergebnisses maximiert wird (vgl. Norvig & Russel, 2019). Wichtige Verfahren, die bei KI-Systemen oder ihrer Entwicklung eingesetzt werden, sind automatische Sprachanalysen, Wissensrepräsentation, Automated Reasoning, Maschinenlernen, Computer Vision und Robotics. Hwang et al. (2020) adressieren mit »KI im Bildungsbereich« (auf Englisch »Artificial Intelligence in Education«, kurz AIED) den Einsatz von KI-Technologien, d.h. menschliche Intelligenz simulieren, um Schlussfolgerungen, Urteile oder Vorhersagen zu treffen und damit Lernende und Lehrende beispielsweise mit personalisierter Anleitung, Unterstützung oder Rückmeldung oder bei Entscheidungsfindungen von Lehrenden und politischen Entscheidungsträgern bei der Entscheidungsfindung zu helfen. Eine von mehreren Darstellungen ist die Unterteilung im Literaturreview von Zawacki-Richter et al. (2019) für KI-Anwendungen im Hochschulbereich nennt, der als vier Bereiche für den Einsatz von KI-Technologien für Bildungszwecke folgende vier Bereiche nennt: Profiling und Vorhersagen, Assessment und Evaluation, adaptive Systeme sowie intelligente Tutoren.

3.2 Überschneidungen und Unterschiede von KI und LA

Tabelle 1: Unterschiede des Einsatzes von KI-Technologien in der Bildung und LA-Anwendungen im Überblick.

ASPEKT	KI IM BILDUNGSBEREICH	LEARNING ANALYTICS
Verwendete Daten und Datenmodelle	Analyse der Daten von Lerner*innen, aber auch bei der Analyse von Wissensbeständen oder dem Vorgehen von Expert*innen (breiter)	Daten von Lernenden (enger)
Eingesetzte Verfahren der Datenanalyse	Methoden der Künstlichen Intelligenz (enger)	Datenanalyseverfahren und Visualisierungen aller Art (breiter)
Zweck im Bezug zur Bildung	Unterstützung von Lernenden, Lehrenden und Bildungspolitik (breiter)	Unterstützung von Lerner*innen bzw. Verbesserung des Lernens und der Lernunterstützung (enger)
Rolle der Lernenden	Lernende erhalten „optimale“ Lernpfade und Vorschläge für weitere Aufgaben und Lernaktivitäten, z. B. anhand eines Wissensmodells.	Lernende erhalten Einblicke in ihren Lernfortschritt und ggf. Empfehlungen für das weitere Vorgehen. Sie behalten dabei aber weitestgehend die Kontrolle und Übersicht über ihre Daten und Vorschläge des Systems
Rolle der Lehrenden	Insbesondere bei intelligenten Tutoren und adaptiven Lernsystemen sollen Lehrende weitestgehend entlastet bzw. ersetzt werden.	Lehrende erhalten durch LA-Anwendungen Rückmeldungen, ob und wie sie ihre Lernmaterialien, Lernumgebungen didaktisches Design oder Interventionen verbessern können.
Transparenz	Werden KI-Technologien wie maschinelles Lernen eingesetzt, ist nicht einfach (er-)klärbar, auf welcher Grundlage von Daten und Zusammenhängen Entscheidungen getroffen werden. Damit besteht auch allgemein die Gefahr eine Verstärkung aktueller, aber unerwünschter Verhältnisse (u. a. Shah, 2018)	Gerade bei der Nutzung sensibler Daten wird großen Wert auf Nachvollziehbarkeit der genutzten Daten, der Analysen und Ergebnisse gelegt.

Um deutlich darzustellen, wo Gemeinsamkeiten und Unterschiede bei dem Einsatz von KI-Technologien und LA-Anwendungen bestehen, haben wir in Tabelle 1 unterschiedliche Merkmale gegenübergestellt. Hierbei wird deutlich, dass KI im Vergleich zu LA mit einer spezifischen Auswahl an Methoden und Verfahren der Datenanalyse arbeitet. LA hingegen hat einen engeren Fokus beim Zweck, indem es sich auf die (mittelbare) Unterstützung von Lernenden bezieht. Betrachtet man die Anwendungen und Beispiele fällt auf: KI-Anwendungen sind häufig so konzipiert und beabsichtigt, dass sie Lehrende weitestgehend entlasten bzw. ersetzen

und Lernenden wenig Wahlmöglichkeiten gibt, sondern eher die »optimale« Lernunterstützung anbieten. Picciano (2019) antizipiert so sogar den drohenden Verlust des Zwecks von Hochschulen durch KI. In LA-Anwendungen sind Lerner/innen und Lehrende wichtige Entscheider/innen und nutzen die Systeme für eine reflektierte und bewusste Entscheidung für weitere (Lern-)Aktivitäten oder deren Anpassung (vgl. Jivet et al., 2020, Cukurova, 2019).

4 Beispiele für den Einsatz von KI für (mögliche) LA-Anwendungen in der Hochschulbildung

Auch wenn es naheliegend ist, das KI-Verfahren in LA im Hochschulbereich eingesetzt werden, gibt es bislang nach unseren Recherchen kaum entsprechende Beispiele. Auch vermeintlich einfache Anwendungen sind oft komplex und die derzeitige Forschung beschäftigt sich mit den Grundlagen, die notwendig sind, um robuste System praxistauglich umzusetzen und in den Hochschulalltag integrieren zu können. Alle folgenden Beiträge beschreiben ihre Verfahren explizit als der KI zugehörig und entwickeln Anwendungen, die wir LA zuordnen würden.

4.1 Beispiele für Grundlagenforschung

Die folgenden zwei Beispiele zeigen Untersuchungen und Entwicklungen, bei denen Verfahren der KI genutzt werden, um grundlegende Zusammenhänge in Daten zu erkennen, auf denen potentiell zukünftige LA-Anwendungen aufbauen können.

Tabelle 2: Überblick über das Beispiel »Der Klang der Unaufmerksamkeit« (Gliser et al., 2020).

DER KLANG DER UNAUFMERKSAMKEIT (GLISER ET AL., 2020)	
Hochschule	University of Waterloo u.a. (USA)
Status	Grundlagen für LA-Anwendungen
Einsatz von KI	Automatische Analyse der Sprachaufzeichnungen und Korrelationen
LA-Anwendung	(potentiell) Einsatz für Echtzeitfeedback-System für Vortragende

Gliser et al. (2020, siehe Tabelle 2) untersuchen so, inwieweit akustische Merkmale in Vorträgen – Höhen, Pausen, Lautstärke – sich auf die Fokussierung der Zuhörer/innen auswirkt und welche Merkmale ein Abschweifen ihrer Gedanken be-

einflussen. Dazu haben 76 Zuhörer/innen während eines Vortrags ein Protokoll zu ihrem »Gedankenschweif« verfasst, das mit den akustischen Profilen verglichen wurde. Hohe statistische Korrelationen zwischen dem protokollierten Abschweifen der Gedanken bei den Zuhörer/inne/n und den akustischen Merkmalen des Vortrags sollen solche Merkmale identifizieren, die hilfreich sind, um sie in zukünftigen Echtzeit-Feedback-Systemen für Vortragende zu verwenden (S. 212).

Tabelle 3: Überblick über das Beispiel Fehlerkorrektur beim Programmierenlernen mit MACER (Chhatbar, Ahmed & Kar, 2020).

MÖGLICHE HINWEISGEBUNG ZUR FEHLERKORREKTUR BEIM PROGRAMMIEREN FÜR STUDIERENDE	
Hochschule	National University of Singapore, Indian Institute of Technology Kanpur
Status	Funktionstüchtiger Ansatz
Einsatz von KI	Hierarchische Klassifizierung
LA-Anwendung	Anwendung zur Unterstützung von Fehlerkorrekturen beim Programmierenlernen

Chhatbar, Ahmed und Kar (2020, siehe Tabelle 3) stellen MACER vor, »A Modular Framework for Accelerated Compilation Error Repair«. Die Hinweise von MACER dienen als Ergänzung zu den eigentlichen Kompilierfehler-Nachrichten und ermöglichen besonders Programmieranfänger/inne/n das schnelle Erkennen und Ausbessern von Fehlern. So soll das Lernen verbessert werden.

4.2 Beispiele zur Verbesserung von LA-Services

Die folgenden zwei Beispiele sind Forschungsarbeiten, die dazu führen (können), dass vorhandene LA-Anwendungen mit Hilfe der Beiträge besseren Service bieten.

Tabelle 4: Überblick über das Beispiel »Automatische Fragenbeantwortung zur Lehrunterstützung in Online-Kursen« (Zylich et al., 2020).

AUTOMATISCHE FRAGENBEANTWORTUNG ZUR LEHRUNTERSTÜTZUNG IN ONLINE-KURSEN	
Hochschule	University of Massachusetts (USA)
Status	Funktionstüchtiger Ansatz
Einsatz von KI	Analysen von vorhanden Fragen und Diskussion in Online-Kursen, u.a. mit Natural Language Processing
LA-Anwendung	Virtueller Lehrassistent für Online-Kurse

Zylich et al. (2020, s. Tabelle 4) erproben einen neuen Ansatz zur automatischen Beantwortung von organisatorischen Fragen von Studierenden in Online-Kursen. Studierende sollen damit schnell die benötigten Antworten erhalten und Lehrende sollen dadurch mehr Zeit für jene Fragen aufwenden können, die komplizierter sind. Der vorgeschlagene (aber kompliziert in der Kürze darzustellende) Ansatz zur automatischen Beantwortung von organisatorischen Fragen erzielt bessere Ergebnisse als bisherige Ansätze. Das gewonnene Wissen könnte helfen bessere virtuelle Lehrassistenten-Services zu entwickeln und den Weg zur automatisierten Beantwortung von allgemeinen Fragen zu ebnet.

Tabelle 5: Überblick über das Beispiel »Notenbezogene Kursempfehlung« der University of Minnesota (Morsy & Karypis, 2019).

NOTENBEZOGENE KURSEMPFEHLUNG	
Hochschule	University of Minnesota, USA
Status	Funktionstüchtiger Ansatz
Einsatz von KI	Neuronale Netzwerkanalyse
LA-Anwendung	Studierenden werden Lehrveranstaltungen vorgeschlagen, für die ihnen die besten Noten prognostiziert werden.

Morsy und Karypis (2019, siehe Tabelle 5) nutzen die Daten der Studierenden der Universität Minnesota und neuronale Netzwerkanalysen um Studierenden Kursempfehlungen zu geben, die solche Kurse empfehlen, bei denen für die Studierenden aufgrund ihrer Vorleistungen die besten Noten prognostiziert werden. Das Sys-

tem unterstützt damit Lernende, priorisiert aber den Abschluss des Studiums vor dem Wissenserwerb. Dennoch sollte von diesem Ansatz Studierende als auch Hochschulen profitieren, da auf beiden Seiten Zeit und Kosten gespart werden könnten.

5 Herausforderungen des Einsatzes von KI in LA in Bezug auf Transparenz, Nachvollziehbarkeit und Datenschutz

Die vier Beispiele zeigen, dass KI-Technologien gut bei der Entwicklung und dem Einsatz von LA-Anwendungen genutzt werden können. Durch den Einsatz von KI-Verfahren, insbesondere bei der Datenanalyse, aber auch bei der Darstellung von möglichen Handlungsoptionen (z.B. bei adaptiven Lernsysteme) für LA ergeben sich neue Möglichkeiten und Einsichten, aber auch Herausforderungen. Auf diese möchten wir abschließend eingehen und sehen diesem Abschnitt als Diskussionsgrundlage für weitere Beiträge, die die Problematik auch empirisch aufzeigen bzw. bewerten können.

Der wichtigste Kritikpunkt bezieht sich dabei auf die geringe bzw. fehlende **Transparenz**: Auf welcher Grundlage Vorschläge und Rückmeldungen beruhen, ist bei der Nutzung von KI-Verfahren (noch) schwieriger oder gar nicht mehr möglich nachzuvollziehen und zu erklären, v.a. bei Verfahren, die sich auch dynamisch weiterentwickeln (»lernen«). Die bei LA geforderte Transparenz zu schaffen, ist beim Einsatz von KI oft schlichtweg nicht möglich. Besonders frappierend wird dies in Settings, bei denen Studierende LA-Anwendungen nutzen können ohne entsprechende Informationen und Beratungen zu erhalten.

Eine markante und deutliche Kritik an LA und KI bzw. deren Kombination wurde von Buckingham Shum und Luckin (2019) vorgelegt. Sie weisen darauf hin, dass die vorhandenen Systeme das Potential haben »Verfolgung und Quantifizierung menschlicher Aktivitäten in immer höherer Auflösung zu liefern – ein Traum für Bürokraten, Marketingexperten und Forscher« (erster Abschnitt, eigene Übersetzung). KI und LA bieten so auch Grundlagen für **Überwachungsszenarien**, die wir uns in unserer Kultur nicht wünschen und vorstellen mögen. Buckingham Shum und Luckin (2019), weisen hier beispielsweise auf den Einsatz von Gesichtserkennungsanwendungen im Klassenzimmer hin, die das Interesse der Schüler/innen analysieren (Chen & Xu, 2018). Die Referenz auf China zeigt eine ethische Herausforderung und eine Notwendigkeit der Klärung, dass sich nicht nur auf die »korrekte« Fokussierung von LA auf die Unterstützung des Lernens von Studierenden abzielt: Wir haben eine eigene normative, kulturell geprägte Vorstellung, wie sich Lernen in unserer Gesellschaft, insbesondere im Studium, gestaltet und welche Formen der Unterstützung wir als passend empfinden. Es genügt also nicht, sich nur auf den »richtigen« Fokus und Absicht bei LA einzuschließen – im Interesse zum Wohle der Lernenden –, sondern muss auch davon begleitet werden

zu beschreiben, welche Formen des Lernens und dessen Unterstützung wir uns im Studium wünschen.

Wir vermuten, dass dies auch in den Fachkulturen und Disziplinen unterschiedlich bewertet wird, wenn man sich z.B. die unterschiedliche Bedeutung und Akzeptanz des sog. »Bulimielernen« vor Prüfungen betrachtet oder die Rolle von Transfer- und Anwendungswissen in akademischen Prüfungen. LA-Anwendungen sollten aus Perspektive von Buckingham Shum und Luckin (2019) **nicht eine »behavioristische« Instruktionpädagogik** fördern und unterstützen, sondern Raum für vielfältiges, selbstgesteuertes Lernen bieten. Um zum einen Klarheit und Transparenz über die Nutzung der Daten sowie eine Reflexion über entsprechende Wissens- und Lernmodelle anzuregen, müssen Entwickler/innen hier allgemein mit großer Offenheit, Reflexion und Sorgfalt vorgehen.

Hochschulen in der Europäischen Union sind besonders stark von der Durchsetzung der **Allgemeinen Datenschutzverordnung** (GDPR) der EU betroffen (Leitner et al., 2018). Die Fragen des Datenbesitz und des Datenschutzes haben dabei große Bedeutung, der Standort und die Zugänglichkeit der Daten müssen im Auge behalten werden (Leitner et al., 2018). Solche Überlegungen schließen weitreichende Nutzungen von **cloudbasierten Services oder KI-Anwendungen mit Datenspeicherung außerhalb der EU** faktisch aus.

Aus unserer Sicht wäre es hilfreich, immer stets auf den **empfehlenden und fehlbaren Charakter von LA-Maßnahmen** hinzuweisen. LA und KI können kaum Empfehlungen und Interpretationen liefern, bei denen von Eindeutigkeit oder Objektivität gesprochen werden kann. Die Daten und Auswertungen reichen nicht aus, um ein komplexes Vorgehen wie einen Lernprozess adäquat abzubilden: Die Verwendung der zugänglichen Daten ist in aller Regel unzureichend, um die komplexen Lern- und Lebenssituationen von Studierenden adäquat zu erfassen und zu beschreiben, die entsprechenden Interpretationen und Empfehlungen beinhalten also zahlreiche Fehler bzw. mögliche Fehlinterpretationen. LA und KI ist eben nur ein Hilfsmittel, das zu Beginn einmal einem besseren Verständnis des Prozesses dienen kann (Leitner, Ebner & Ebner, 2019). Hier entsprechend deutlich auf mögliche Fehler, Fehleinschätzungen oder Einschränkungen der Datengrundlage hinzuweisen, in den Applikationen wie auch bei den Akteur/inn/en, könnte eine hilfreiche Maßnahme sein, um den wachsenden Herausforderungen der Kombination von KI und LA zu begegnen.

6 Diskussion und Ausblick

Im Beitrag haben wir zunächst Learning Analytics beschrieben, insbesondere in Abgrenzung zu ähnlichen Zugängen und Verfahren bei denen Daten von Lerner/innen die Grundlage sind, haben Beispiele, Chancen und Herausforderungen benannt.

Darauf aufbauend haben wir den Einsatz von KI im Bildungsbereich allgemein und dann in LA beschrieben. Vier Beispiele wurden ausgewählt und beschrieben um vorzustellen, wie KI in LA-Anwendungen oder zur Entwicklung von LA-Anwendungen zum Einsatz kommt. Dieser Einsatz wurde abschließend problematisiert. Wie dargestellt, erweitern Verfahren der im engeren Sinne KI die möglichen Datennutzungen, Analysen und Interpretationen – allerdings in aller Regel mit der Herausforderung geringerer Transparenz und Nachvollziehbarkeit. Hier schlagen wir dringend vor, Einschränkungen von LA insbesondere bei der Einbindung und Etablierung von Maßnahmen klar zu kommunizieren.

Neben den Chancen und Potentialen von LA für Studierende möchten wir abschließend drei (weitere) Herausforderungen nennen, mit denen wir uns zukünftig verstärkt beschäftigen werden: So erleben wir es als problematisch, dass Entwicklungen im Kontext von LA, z.B. gewonnen Daten, Auswertungen und Einsichten, auch für Administration und Behörden interessant sind und dann nicht mehr nur im Interesse der Lernenden verwendet werden (könnten). Wir setzen hier auf **eindeutige (ethische) Regelungen zur Verwendung der Daten und Einsichten**. Gleichzeitig arbeiten wir daran, **technische Standards** für den Datenaustausch zu entwickeln und zu etablieren (Ifenthaler & Drachler, 2018). LA-Anwendungen sollten schließlich zukünftig auch **dynamisch** Wissensstrukturen von Lernenden analysieren können und sich deren Bedürfnissen anpassen (Ebner et al., 2015).

Danksagung

Die vorliegende Publikation entstand im Rahmen des Projektes »Learning Analytics: Auswirkungen von Datenanalysen auf den Lernerfolg« unter Zusammenarbeit des Zentrums für Digitales Lehren und Lernen, des Instituts für Wirtschaftspädagogik (beide Karl-Franzens-Universität Graz) sowie der Organisationseinheit »Lehr- und Lerntechnologien« der Technischen Universität Graz. Die Autor/inn/en bedanken sich für die Förderung des Projektes im Rahmen der Ausschreibung »Auswirkungen der Digitalisierung auf die berufliche Kompetenzentwicklung« des Zukunftsfonds Steiermark (www.zukunftsfonds.steiermark.at/).

Sandra Schön: Technische Universität Graz, Lehr- und Lerntechnologien; sandra.schoen@tugraz.at

Philipp Leitner: Technische Universität Graz, Lehr- und Lerntechnologien; philipp.leitner@tugraz.at

Jakob Lindner: Technische Universität Graz, Lehr- und Lerntechnologien; jakob.lindner@tugraz.at

Martin Ebner: Technische Universität Graz, Lehr- und Lerntechnologien; martin.ebner@tugraz.at

Literatur

- Buckingham Shum, S.J. & Luckin, R. (2019). Learning analytics and AI: Politics, pedagogy and practices. In: *British Journal of Educational Technology*, 50 (6) (2019), 2785–2793.
- Calvet L. & Pérez, Á. A. (2015). Educational Data Mining and Learning Analytics. In: *International Journal of Educational Technology in Higher Education*, 12(3), 98–112.
- Chen, L.-Y., Luo, Z., & Xu, R. (2018). Application of intelligent systems in analyzing students' interest in classroom environment. *e-Education Research*, 304(8), 91–96.
- Chhatbar D., Ahmed U.Z. & Kar P. (2020). MACER: A Modular Framework for Accelerated Compilation Error Repair. In: I. Bittencourt, M. Cukurova, K. Muldner, R. Luckin, E. Millán (Hrsg), *Artificial Intelligence in Education. AIED 2020. Lecture Notes in Computer Science*, vol 12163. Springer, Cham.
- Cukurova, M. (2019). Learning Analytics as AI Extenders in Education: Multimodal Machine Learning versus Multimodal Learning Analytics. In: *Conference: International Conference on Artificial Intelligence and Adaptive Education*. URL: https://www.researchgate.net/publication/333756017_Learning_Analytics_as_AI_Extenders_in_Education_Multimodal_Machine_Learning_versus_Multimodal_Learning_Analytics.
- De Laet, T., Broos, T., van Staalduinen, J.-P., Ebner, M. & Leitner, P. (2018). Transferring learning dashboards to new contexts: experiences from three case studies. In: *Conference Proceeding Open Educational Global Conference 2018*, Delft, Netherlands.
- Drachsler, H., & Greller, W. (2016). Privacy and analytics – it's a DELICATE issue: A checklist to establish trusted learning analytics. *Proceedings of the 6th International Conference on Learning Analytics and Knowledge*, 89–96.
- Duval, E. (2012). Learning Analytics and Educational Data Mining, In: Erik Duval's Weblog, 30 January 2012, URL: <https://erikduval.wordpress.com/2012/01/30/learning-analytics-and-educational-data-mining/>.
- Ebner, M. (2019). Learning Analytics – eine Einführung. *Bildung und Beruf*. Ausgabe Februar 2019. 46–49.
- Ebner, M.; Haintz, C.; Pichler, K. & Schön, S. (2014). Technologiegestützte Echtzeit-Interaktion in Massenvorlesungen im Hörsaal. Entwicklung und Erprobung eines digitalen Backchannels während der Vorlesung. In: Klaus Rummeler (Hg.), *Lernräume gestalten – Bildungskontexte vielfältig denken*, GMW 2014 Tagungsband, Münster: Waxmann, 567–578. URL: <http://www.waxmann.com/fileadmin/media/zusatztexte/3142Volltext.pdf>
- Ebner, M.; Neuhold, B. & Schön, M. (2013). Learning Analytics – wie Datenanalyse helfen kann, das Lernen gezielt zu verbessern. In A. Hohenstein & K. Wil-

- bers (Hg.), *Handbuch E-Learning. Expertenwissen aus Wissenschaft und Praxis. Strategien, Instrumente, Fallstudien*. Köln: Dt. Wirtschaftsdienst (2013), Loseblattausgabe, 48. Erg.-Lfg., [Stand] August 2013, 3.24, 20 S.
- Ebner, M., Lorenz, A., Lackner, E., Kopp, M., Kumar, S., Schön, S. & Wittke, A. (2016). How OER enhance MOOCs – A Perspective from German-speaking Europe. In: *Open Education: from OERs to MOOCs*. Jemni, M., Kinshuk, Khribi, M. K. (Hg.). Springer. *Lecture Notes in Educational Technology*, 205–220.
- Ebner, M., Taraghi, B.; Saranti, A. & Schön, S. (2015). Seven features of smart learning analytics – lessons learned from four years of research with learning analytics. In: *eLearning Papers*, Issue 40, January 2015, URL: https://www.researchgate.net/publication/271504715_Seven_features_of_smart_learning_analytics_-_lessons_learned_from_four_years_of_research_with_learning_analytics#fullTextFileContent.
- Ferguson, R. (2012). Learning analytics: Drivers, developments and challenges. *International Journal of Technology Enhanced Learning (IJTEL)*, 4(5/6), 304–317.
- Ferguson, R. (2014). Learning analytics FAQs [Präsentation]. <https://de.slideshare.net/R3beccaF/learning-analytics-fa-qs>
- Ferguson, R., Hoel, T., Scheffel, M., & Drachler, H. (2016). Guest editorial: Ethics and privacy in learning analytics. In: *Journal of learning analytics*, 3(1), 5–15. URL:
- Freedman, D. H. (2010). Why scientific studies are so often wrong: The streetlight effect. In: *Discover Magazine*, 26. URL: <http://discovermagazine.com/2010/jul-aug/29-why-scientific-studies-often-wrong-streetlight-effect>.
- Gašević, D., Dawson, S., & Siemens, G. (2015). Let's not forget: Learning analytics are about learning. In: *TechTrends*, 59(1), 64–71.
- Gliser I., Mills C., Bosch N., Smith S., Smilek D. & Wammes J.D. (2020). The Sound of Inattention: Predicting Mind Wandering with Automatically Derived Features of Instructor Speech. In: I. Bittencourt, M. Cukurova, K. Muldner, R. Luckin, E. Millán (Hrsg), *Artificial Intelligence in Education. AIED 2020. Lecture Notes in Computer Science*, vol 12163. Springer, Cham.
- Grandl, M., Taraghi, B., Ebner, M., Leitner, P. & Ebner, M. (2017). Learning Analytics. In: K. Wilbers & A. Hohenstein (Hg.), *Handbuch E-Learning. Expertenwissen aus Wissenschaft und Praxis – Strategien, Instrumente, Fallstudien*. Köln: Deutscher Wirtschaftsdienst (Wolters Kluwer Deutschland). 72. Erg.-Lfg. Dezember 2017.9.1, 1–16.
- Greller, W. & Drachler, H. (2012). Translating Learning into Numbers: A Generic Framework for Learning Analytics. *Educational Technology & Society*, 15, 42–57.
- Hwang, G., Xie, H., Wah, B.W. & Gašević, D. (2020). Vision, challenges, roles and research issues of Artificial Intelligence in Education, *Computers and Education: Artificial Intelligence*, Volume 1, 2020, URL: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S2666920X20300011>.

- Ifenthaler, D. & Drachsler, H. (2018). Learning Analytics. Spezielle Forschungsmethoden in der Bildungstechnologie. In: H. Niegemann H. A. Weinberger A. (Hg.), Lernen mit Bildungstechnologien. Berlin: Springer Reference Psychologie, 1–20.
- International Conference on Learning Analytics and Knowledge (2011). Banff, Alberta, February 27–March 1, 2011, URL: <https://tekri.athabascau.ca/analytics>.
- Jivet, I., Scheffel, M., Schmitz, M., Robbers, S., Specht, M. & Drachsler, H. J. (2020). From students with love: An empirical study on learner goals, self-regulated learning and sense-making of learning analytics in higher education. In: The Internet and Higher Education. 47, 14 S., 100758.
- Johnson, L., Adams, S., Cummins, M., Estrada, V., Freeman, A. & Ludgate, H. (2012). The NMC Horizon Report: 2012 Higher Education Edition. The New Media Consortium.
- Khalil, M. & Ebner, M. (2015). Learning analytics: principles and constraints. In: Proceedings of world conference on educational multimedia, hypermedia and telecommunications, 1326–1336.
- Khalil, M., & Ebner, M. (2017). Driving student motivation in MOOCs through a conceptual activity-motivation framework. In: Zeitschrift für Hochschulentwicklung, 12(1), 101–122.
- Leitner, P., Broos, T. & Ebner, M. (2018). Lessons Learned when transferring Learning Analytics Interventions across Institutions. In: Companion Proceedings 8th International Conference on Learning Analytics & Knowledge, 621–629.
- Leitner, P., Ebner, M., Ammenwerth, E., Andergassen, M., Csanyi, G., Gröbinger, O., Kopp, M., Reichl, F., Schmid, M., Steinbacher, H.-P., Handle-Pfeiffer, D., Zitek, A., Zöserl, E. & Zwiauer, C. (2019). Learning Analytics: Einsatz an österreichischen Hochschulen. Whitepaper, Forum Neue Medien in der Lehre (FNMA). URL: <https://www.fnma.at/content/download/1896/8814>.
- Leitner, P., Ebner, M. & Ebner, M. (2019). Learning Analytics Challenges to Overcome in Higher Education Institutions. In: D. Ifenthaler, D.K. Mah, D.K. & J.K. Yau (Hg.), Utilizing Learning Analytics to Support Study Success. Springer, Cham, 91–104.
- Leitner, P.; Ebner, M.; Geisswinkler, H. & Schön, S. (in Druck, 2021). Visualisation of learning for students: A dashboard for study progress. Development, design details, implementation, and user feedback. In: D. Ifenthaler & M. Sahin (Hg.), Visualisation and LA, Cham: Springer.
- Leitner, P., Khalil, M. & Ebner, M. (2017). Learning analytics in higher education – a literature review. In Learning Analytics: Fundamentals, Applications, and Trends, Springer, Cham, 1–23.
- Leitner, P., Maier K. & Ebner M. (2020). Web Analytics as Extension for a Learning Analytics Dashboard of a Massive Open Online Platform. In: Ifenthaler D.,

- Gibson D. (eds) *Adoption of Data Analytics in Higher Education Learning and Teaching. Advances in Analytics for Learning and Teaching*. Springer, Cham.
- Lipp, S.; Dreisiebner, G.; Leitner, P.; Ebner, M.; Kopp, M. & Stock, M. (in Druck, 2021). *Learning Analytics – Didaktischer Benefit zur Verbesserung von Lehr-Lernprozessen? Implikationen aus dem Einsatz von Learning Analytics im Hochschulkontext*. In: *bwp@ Berufs- und Wirtschaftspädagogik – online, Ausgabe 40 (›Didaktisierung des Digitalen‹)*, <https://www.bwpat.de/>.
- Lloyd, J.E.V., Walsh, J., & Shehni Yailagh, M. (2005). Sex Differences in Performance Attributions, Self-Efficacy, and Achievement in Mathematics: If I'm so Smart, Why Don't I Know It? *Canadian Journal of Education/Revue Canadienne De L'éducation*, 28(3), 384–408.
- Long, P. & Siemens, G. (2011). Penetrating the fog: Analytics in learning and education. *EDUCAUSE review*, 46(5), 30. Retrieved from <https://er.educause.edu/articles/2011/9/penetrating-the-fog-analytics-in-learning-and-education>.
- McAuley, A., Stewart, B., Siemens, G. & Cormier, D. (2010). *Massive Open Online Courses Digital ways of knowing and learning, The MOOC Model for Digital Practice*. URL: http://davecormier.com/edblog/wp-content/uploads/MOOC_Final.pdf.
- Morsy, S. & Karypis, G. (2019). Will This Course Increase or Decrease Your GPA? Towards Grade-Aware Course Recommendation. In: *Journal of Educational Data Mining*, v11, n2, 20–46 Sep 2019, URL: <https://arxiv.org/pdf/1904.11798.pdf>.
- Norvig P. & Russel S. (2019). *Artificial Intelligence A Modern Approach*. 2nd Ed. Pearson Series in Artificial Intelligence.
- Ochoa, X. (2017). Multimodal Learning Analytics, in Lang, C., Siemens, G., Wise, A. and Gasevic, D. (Hg.), *Handbook of Learning Analytics, Society for Learning Analytics Research (SoLAR)*, 129–147.
- Orr, D., Luebecke, M., Schmidt, J.P., Ebner, M., Wannemacher, K., Ebner, M. & Dohmen, D. (2020). *Higher Education Landscape 2030. A Trend Analysis Based on the AHEAD International Horizon Scanning*. Springer: Briefs in Education. 978-3-030-44896-7.
- Picciano, A.G. (2019). Artificial Intelligence and the Academy's Loss of Purpose. In: *Online Learning*, 23, 3, 270–284.
- Schmohl, T., Löffl, J. & Falkemeier, G. (2019). Künstliche Intelligenz in der Hochschullehre – In: T. Schmohl, & D. Schäffer, Dennis (Hg.), *Lehrexperimente der Hochschulbildung. Didaktische Innovationen aus den Fachdisziplinen*. 2., vollständig überarbeitete und erweiterte Auflage. Bielefeld: wbv 2019, 117–122.
- Schön, M., Ebner, M. & Kothmeier, G. (2012). It's Just About Learning the Multiplication Table, in: *Proceedings of the 2nd International Conference on Learning Analytics and Knowledge (LAK '12)*, New York, USA 2012, 73–81.
- Schön, M. & Ebner, M. (2013). Das Gesammelte interpretieren. *Educational Data Mining und Learning Analytics*. In M. Ebner & S. Schön (Hg.), *Lehrbuch für Lernen*

- und Lehren mit Technologien (L3T). URL: <https://l3t.tugraz.at/index.php/LehrbuchEbner10/article/view/119> urn:nbn:de:0111-opus-83673.
- Schwendimann, B. A., Rodríguez-Triana, M. J.; Vozniuk, A.; Prieto, L.P., Boroujeni, M.S. and Holzer, A., Gillet, D., Dillenbourg, P. (2017). Perceiving Learning at a Glance: A Systematic Literature Review of Learning Dashboard Research, in *IEEE Transactions on Learning Technologies*, vol. 10, no. 1, pp. 30–41, 1 Jan.-March 2017.
- Slater, N., Peasgood, A. & Mullan, J. (2016). Learning Analytics in Higher Education: A review of UK and international practice Full report. JISC. URL: <https://www.jisc.ac.uk/reports/learning-analytics-in-higher-education>.
- Shah, H. (2018). Algorithmic accountability. In: *Philosophical Transactions A*, Volume 376, Issue 2128.
- Siemens, G. & Baker, R. S. J. (2012). Learning Analytics and Educational Data Mining: Towards Communication and Collaboration. In: *Proceedings of the 2nd International Conference on Learning Analytics and Knowledge (LAK '12)*, New York, USA 2012, 252–254.
- Siemens, G., Gasevic, D., Haythornthwaite, C., Dawson, S., Buckingham Shum, S., Ferguson, R., Duval, E., Verbert, K., Baker, RSJD (2011). Open learning analytics: an integrated & modularized platform. Proposal to design, implement and evaluate an open platform to integrate heterogeneous learning analytics techniques.
- Zawacki-Richter, O., Marín, V.I., Bond, M. & Gouverneur, F. (2019). Systematic review of research on artificial intelligence applications in higher education – where are the educators? In: *International Journal of Educational Technology in Higher Education*, 16, 39 (2019).
- Zylich, B., Viola, A., Toggerson B., Al-Hariri L. & Lan A. (2020) Exploring Automated Question Answering Methods for Teaching Assistance. In: I. Bittencourt, M. Cukurova, K. Muldner, R. Luckin, E. Millán (Hrsg), *Artificial Intelligence in Education. AIED 2020. Lecture Notes in Computer Science*, vol 12163. Springer, Cham.

