

# Anwendung von Learning Analytics in Schule und Hochschule von Alina Duckardt

Arbeitspapier des Lehrgebiets  
Datenbanken und E-Business  
No. 1/2022

herausgegeben von  
Thomas C. Rakow

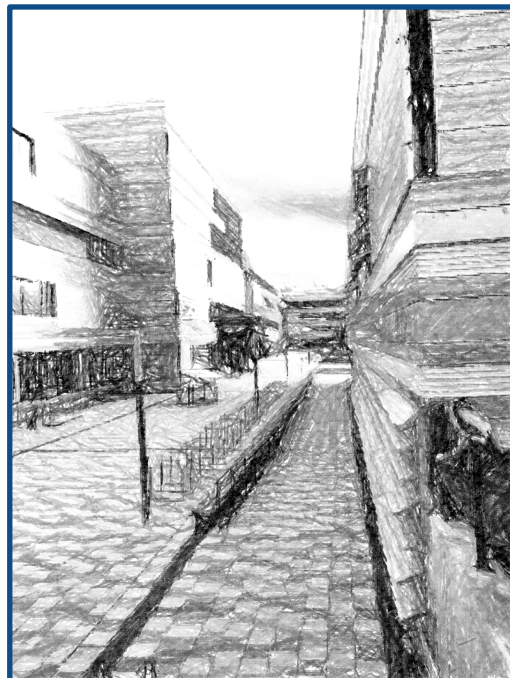


Bild: Campus HSD verfremdet.

© Die Autorin 2022

Open Access: Dieser Beitrag wird unter der Creative Commons Namensnennung - Weitergabe unter gleichen Bedingungen 4.0 International Lizenz (<https://creativecommons.org/licenses/by-sa/4.0/deed.de>) veröffentlicht.

## Zum Geleit

In Lernmanagementsystemen werden Lerninhalte sowie Werkzeuge zur Interaktion bereitgestellt. Die Inhalte („Content“) bestehen aus Präsentationen, Skripten und Aufgaben. Die Aktivitäten können Foren und Chats, Befragungen und Tests sein, die auch mit Gaming-Elementen angereichert werden. Die Analyse des Verhaltens der Lernenden in diesen Systemen kann den Lehrenden und auch den Lernenden selbst Aufschluss über den Grad der Zielerreichung und möglicher Optimierungen geben.

In dieser Arbeit werden wissenschaftliche Artikel zur Analyse des Lernverhaltens („Learning Analytics“) recherchiert. Weiterhin werden anhand einer Auswahl von Lernmanagementsystemen aus Schule und Hochschule die technischen Bedingungen erfasst. Auf die rechtlichen und ethischen Vorgaben zur Analyse personenbezogener Daten wird ebenfalls eingegangen. Die angegebene Literatur liefert einen Überblick zum derzeitigen Stand der Forschung im Bereich Learning Analytics und einen zeigt die Anwendung in aktuellen Lernmanagementsystemen auf.

Frau Duckardt hat diese Studienarbeit als Prüfungsleistung im B.Sc . Medieninformatik der Hochschule Düsseldorf erstellt.

*Düsseldorf, 02.02.2022*

*Professor Dr.-Ing. Thomas C. Rakow*

# **Application of learning analytics in schools and universities**

## **Abstract**

This scientific study covers the application of learning analytics in schools and universities. The aspects of acceptance of learning analytics by various user groups, ethics and data protection in data collection as well as the technical implementation are the focus. Different scientific papers on this subject will be analyzed and summarized. In addition, some learning management systems will be evaluated and their learning analytics components will be examined in detail.

## **Key words**

Learning analytics, learn management system, education, ethik, data security

## **Kurzfassung**

In dieser wissenschaftlichen Vertiefung handelt es sich um die Anwendung von Learning Analytics in Schule und Hochschule. Die Aspekte der Akzeptanz von Learning Analytics von diversen Nutzergruppen, Ethik und Datenschutz bei der Datenerhebung sowie die technische Umsetzung stehen im Mittelpunkt. Zu diesem Thema werden unterschiedliche wissenschaftlichen Arbeiten analysiert und zusammengefasst. Es werden außerdem einige Lernmanagementsysteme bewertet und deren Learning Analytics-Komponenten detailliert beleuchtet.

## **Stichworte**

Learning Analytics, Lernmanagementsystem, Bildungswesen, Ethik, Datenschutz

## **Anzahl Wörter**

8571

## Inhaltsverzeichnis

Kurzfassung	
1. Einleitung	1
2. Methodik der Recherche	3
2.1. Literaturdatenbanken und Suchbegriffe	3
2.2. Ergebnisse	3
2.3. Auswahl der Artikel	4
2.4. Auswahl der Lernmanagementsysteme	8
3. Beschreibung der Ergebnisse	11
3.1. Übersicht	11
3.2. Grundsätze von Learning Analytics	11
3.3. Learning Analytics im Bildungswesen	13
3.4. Ethik und Datenschutz	16
3.5. Lernmanagementsysteme	18
4. Fazit	26
5. Ausblick	29
Abkürzungsverzeichnis	31
Abbildungsverzeichnis	32
Tabellenverzeichnis	33
Literaturverzeichnis	34

## 1. Einleitung

Learning Analytics (LA) verwendet die Erfassung, Analyse und Auswertung von Daten über Lernende und ihr Lernverhalten, um deren Lernumfeld besser zu verstehen und zu optimieren.

Nach Chatti et al. (2013) nahm die Bedeutung der Datenanalyse in den Bildungseinrichtungen schon in der zweiten Hälfte der 1990er-Jahre zu, indem der Fokus der Analyse hauptsächlich auf Statistiken zur Immatrikulation von Studierenden und der Prognose ihrer akademischen Leistungen lag. Seit 2012 wurden Lernmanagementsysteme (LMS) als Werkzeuge für die Verwaltung von Lehrplänen, Erstellung vom Lehrmaterial sowie zur Bewertung der Leistungen von Studierenden eingesetzt (Zhang et al., 2019).

Die Konzepte und Methoden von LA stammen aus verschiedenen verwandten Forschungsfeldern, einschließlich Academic Analytics, Action Research, Educational Data Mining (EDM), Recommender Systems und Personalized Adaptive Learning (Chatti et al., 2013).

Darüber hinaus bietet LA im Schul- und Hochschulkontext den an Lernprozessen beteiligten Gruppen wie Politik, Bildungsinstitutionen, Lernenden und Lehrenden vielfältige Vorteile (Büching et al., 2019). So kann es beispielsweise auf politischen und institutionellen Ebenen dem Qualitätssicherungsprozess dienen. Lernende haben eine Möglichkeit, ihre Lerngewohnheiten zu reflektieren und zu optimieren und die Lehrenden hingegen ihre Lehrpraktiken zu analysieren und ihre Lehrqualität zu verbessern (Ifenthaler & Yin-Kim Yau, 2016).

Zusammen mit der Notwendigkeit der Datenanalyse in Schulen und Hochschulen steigen nach Slade & Prinsloo (2013) auch die Rechenkapazitäten, die Bedeutung von Visualisierungstools und die Nachfrage nach der Nutzung von Daten an. Infolgedessen gibt es auch mehr Bedenken über die Auswirkung von LA auf die Transparenz bei der Erhebung und Analyse bildungsbezogener Daten.

In den folgenden Kapiteln wird die Recherche zu wissenschaftlichen Publikationen zum Thema der Arbeit näher untersucht und die Gründe für die Auswahl bestimmter Artikel beschrieben. Außerdem werden die Gründe für die Auswahl von fünf LMS für die Schule und Hochschule aufgeführt. Demnach werden die Artikel im Detail vorgestellt und wichtigste Aspekte der Nutzung von LA im internationalen Bildungswesen sowie ethischen und Datenschutzvorgaben dazu

werden näher betrachtet. Folglich werden technische Bedingungen von LA in den ausgewählten LMS genauer beschrieben. Die Ergebnisse dieses Kapitels werden im Fazit zusammengefasst. Im letzten Kapitel wird es einen Überblick über denkbare zukünftige Entwicklungen geben.

## 2. Methodik der Recherche

In diesem Kapitel sind die für die Recherche verwendeten Literaturdatenbanken und Suchbegriffe und deren Auswahlkriterien beschrieben.

### 2.1. Literaturdatenbanken und Suchbegriffe

Für die Literaturrecherche wissenschaftlicher Dokumente wurde hauptsächlich die Suchmaschine *Google Scholar* genutzt. Außerdem wurden die Datenbanken *LearnTechLib*, *ScienceDirect*, *Oapen*, *SpringerLink*, *Sage Journals*, *Researchgate* und *ACM Digital Library* als wichtigen Artikel-Plattformen verwendet.

Die für die Suche relevantesten Suchbegriffe lauten *learning analytics*, *educational analytics*, *learning management systems* und weitere Variationen davon wie *learning analytics (in learning management systems)*, *(educational) learning analytics*, *learning analytics (in high education)*. Auf Deutsch wurden folgende Begriffe verwendet: *Lernverhalten*, *Lernverhalten in LMS*, *Lernverhalten im (Hoch-)/Schulkontext*.

Etwa ein Drittel der Artikel ist aus einer vorangegangenen Bachelorarbeit entnommen (Bülter, 2021).

Vier LMS wurden anhand der Übersichten in den recherchierten Literaturquellen ausgesucht. Ein weiteres LMS wurde aufgrund seiner Relevanz im deutschen Schulwesen gewählt. Dabei sind die ausgeprägte LA-Komponente und der Umfang der Verwendung eines LMS die Hauptkriterien für die Auswahl eines Systems.

### 2.2. Ergebnisse

Die Recherche hat zu der Auswahl von 10 wissenschaftlicher Artikel geführt. Die ausgesuchten Quellen sind folgenden Unterthemen gewidmet: Methoden von LA, Spezifik der Einführung und Verwendung von LA in Schulen und Hochschulen mittels LMS, rechtliche und ethische Aspekte von LA. Die tabellarische Darstellung dieser wird im nächsten Kapitel aufgeführt.

Zusätzlich zu den genannten Literaturquellen sind fünf LMS aus dem schulischen und akademischen Bereich ausgewählt, zwei davon sind sowohl in Schulen wie auch in Hochschulen im Einsatz. Die anderen drei LMS finden hauptsächlich in Hochschulen Verwendung sowie auch in Unternehmen.

### **2.3. Auswahl der Artikel**

Alle Artikel wurden anhand ihrer Relevanz ausgewählt. Dabei hat die Anzahl der Referenzen zu jeder Quelle eine Rolle gespielt.

Aus dem Grund, dass in den vergangenen Jahren die Konzepte von Learning- und Educational Analytics mehr in den USA, Australien und Großbritannien Beachtung gefunden haben, ist die überwiegende Mehrheit der Artikel auf Englisch. Die ausgewählten deutschsprachigen Artikel, die ca. 25 % aller Quellen darstellen, geben einen Überblick über die Entwicklung und Verbreitung von LA in Deutschland.

Des Weiteren ist zu erwähnen, dass die meisten Artikel zum Thema LA aus den 2010-er Jahren stammen. Publikationen dieser Zeitperiode sind den theoretischen Grundlagen von LA, sowie den ethischen Aspekten der Datenverarbeitung gewidmet. Die Artikel, deren Inhalte die Verwendung von LA im Hoch-/Schulkontext durch LMS beschreiben, stammen aus den Jahren 2019-2021, was auf die aktive Einführung des digitalen Lernens in Bildungseinrichtungen während der Covid-19-Pandemie zurückzuführen ist.

Die Hälfte der Publikationen stammt aus Fachzeitschriften und Konferenzen, bei denen LA und der Einsatz von neuen Technologien im Bildungskontext im Mittelpunkt stehen. Zwei weitere Artikel wurden im Rahmen von Konferenzen, die sich mit dem Thema künstliche Intelligenz (KI) auseinandersetzen, publiziert. Der Rest der Quellen stammt aus Zeitschriften und Konferenzen, die keine direkte Verbindung zum Thema der Arbeit haben.

Der Artikel *Reference Model for Learning Analytics* von Chatti et al. von 2013 ist einer der Leitartikel, in dem ein vierdimensionales Referenzmodell für LA als ein multidisziplinäres Gebiet betrachtet und in Verbindung mit verwandten Bereichen untersucht wird. Dieser wird umfassend und allgemein gehalten und dient als Grundlage für weitere Erkenntnisse in anderen Artikeln. Laut dem Artikel gibt es vier Dimensionen, auf welchen LA beruht - diese sind: Daten und Umgebun-



gen (was?), Stakeholder (wer?), Ziele (warum?) und Methoden (wie?). Obwohl der Artikel bereits älter ist, ist das Referenzmodell immer noch von großer Bedeutung und wird oftmals zitiert.

Im Gegensatz zu Chatti et al. bieten Aldowah et al. im Artikel *Educational data mining and learning analytics for 21st century higher education: A review and synthesis* aus dem Jahre 2019 eine Metastudie von LA und Data Mining im Hochschulkontext. Dafür wurde eine umfassende Untersuchung von relevantesten Studien im Zeitabschnitt vom Jahr 2000 bis 2017 zum Thema LA und Data Mining durchgeführt. Da im Artikel 402 wissenschaftliche Arbeiten analysiert wurden, gibt dieser eine moderne Sichtweise auf das Thema. Aus dem Artikel ist zu entnehmen, dass die Verwendung von digitalen Systemen in der Hochschulbildung auf folgenden Dimensionen basiert: Lernanalytik, Prognoseanalyse, Verhaltensanalytik und Visualisierungsanalyse. Die Autoren beschreiben, wie die LA-Techniken in Kontexten jeder der Dimensionen Lösungen für bestimmte Problemstellungen im Lernprozess bieten.

Die Spezifik der Einführung und Verwendung von LA in Schule und Hochschule u. a. in Deutschland werden in vier weiteren Artikel beschrieben.

In *Higher Education Stakeholders' Views on Learning Analytics Policy Recommendations for Supporting Study Success* von Ifenthlaer & Yin-Kim Yau von 2019 ist eine Studie aufgeführt, die sich mit dem deutschen Hochschulkontext befasst und die Bereitschaft deutscher Hochschulen untersucht, LA einzuführen. In dieser Publikation wird auf die erforderlichen materiellen und kognitiven Mittel für die Nutzung von LA eingegangen. Obwohl der Artikel neu ist, wird er bereits öfter zitiert. D. Ifenthaler ist einer der wenigen Wissenschaftler, die das Thema LA in Deutschland erforschen, was die Relevanz des Artikels steigert.

Eine ausführliche Untersuchung der Interaktion zwischen verschiedenen Stakeholder-Gruppen und LA-Tools bzw. LMS sind in drei folgenden Artikeln dargestellt.

So wird in der wissenschaftlichen Arbeit *Learning management system and course influences on student actions and learning experiences* von Demmans Epp et al. von 2020 die Nutzung von Lernplattformen durch Studierende beleuchtet. Es werden verschiedene Kriterien genannt, die das Lernverhalten und Erfahrungen der Studierenden beeinflussen. Aus der Studie geht hervor, dass das Systemdesign und die Kursgestaltung einen starken Einfluss auf die im System verbrachte Zeit und das Lernverhalten haben. Zhang et al. befassen sich in *Using Learning Analytics to Predict Students Performance in Moodle LMS* aus

dem Jahr 2020 mit diesem Thema am Beispiel des LMS *Moodle* und stellen einen Zusammenhang zwischen bestimmten Arten der Benutzeraktion und Studienleistungen her. Die beiden Artikel werden im Hinblick auf ihre kürzliche Veröffentlichung nicht viel zitiert, weisen aber einen direkten Bezug zum Thema der Arbeit auf.

Im Artikel *Understanding the Behavioural Patterns of University Teachers Toward Using a Learning Management System* von Su et al. von 2021 befassen sich die Autoren mit den Verhaltensmustern der Lehrenden bei der Benutzung von LMS. Da es nur wenige Studien gibt, die das Verhalten von Lehrkräften im Bezug auf die Nutzung eines LMS untersuchen, ist dieser Artikel von großer Relevanz.

*Learning Analytics an Hochschulen* von Büching et al. von 2019 ist ein technisch orientierter Artikel, in dem die Autoren LA in Bildungsinstitutionen im Kontext KI einordnen. Der Artikel gibt einen Überblick über die verwendeten für die Verarbeitung von Echtzeitdaten Algorithmen, die hinter LA stehen. Außerdem ist in der Publikation das Thema der Verarbeitung und Speicherung von leistungs- und personenbezogenen Daten aufgegriffen. Der Artikel wird trotz des Publikationsdatums häufig zitiert.

Auf das Thema Datenerhebung im Bildungskontext und damit verbundenen ethischen Fragen wird im Artikel von Slade und *Prinsloo Learning analytics: Ethical issues and dilemmas* von 2013 eingegangen. Dieser Artikel wird häufig zitiert und bildet damit eine Grundlage für viele wissenschaftliche Arbeiten im Themengebiet der LA. *Privacy and Analytics – it's a DELICATE Issue A Checklist for Trusted LA* von Drachsler und Greller von 2013 ist ein weiterer viel zitierter Leitartikel, in dem die Autoren LA eingehend auf die Unsicherheiten bezüglich der Datennutzung im Bildungskontext analysieren. Zudem bieten sie eine Checkliste, die von Forschern, politischen Entscheidungsträgern und Hochschulleitern angewendet werden kann, um eine vertrauenswürdige Umsetzung von LA zu ermöglichen. Der Artikel *Implications of the European Data Protection Regulations for LA Design* von Hoel und Chen von 2016 gibt einen Überblick über die Auswirkungen der europäischen Datenschutzanforderung auf die Gestaltung von LA und ist somit eine wichtige Ergänzung zum Thema der Arbeit.

Die folgende Tabelle fasst die Ergebnisse und Gründe für die oben genannten Entscheidungen zusammen. Die Anzahl der Referenzen basiert auf Google Scholar.

Themenbereich	Titel	Autoren	Zeitschrift	Jahr	Anzahl Zitationen in Google Scholar	Auswahlgründe	URL
Grundlagen von LA	Reference Model for Learning Analytics	Chatti M.A., Dyckhoff A.L., Schroeder U., Thüs H.	International Journal of Technology Enhanced Learning, Vol. 4, No. 5-6 (pp. 318-331)	2013	789	Grundlage für folgende Artikel, vielzitierte Autoren im Thema LA, Anzahl Zitationen	<a href="https://doi.org/10.1504/IJTE.L.2012.051815">https://doi.org/10.1504/IJTE.L.2012.051815</a>
	Educational data mining and Learning Analytics for 21st century higher education: A review and synthesis	Aldowah H., Al-Samarraie H., Fauzy W. M.	Telematics and Informatics, Vol. 37 (pp. 13-49)	2019	217	Anzahl Zitationen, renommierte Zeitschrift, inhaltlicher Fokus	<a href="https://doi.org/10.1016/j.tel.e.2019.01.007">https://doi.org/10.1016/j.tel.e.2019.01.007</a>
Spezifik der Einführung und Verwendung von LA in Schule und Hochschule	Higher Education Stakeholders' Views on Learning Analytics Policy Recommendations for Supporting Study Success	Ifenthaler D., Yin-Kim Yau J.	International Journal of Learning Analytics and Artificial Intelligence for Education, Vol. 1, No. 1 (pp. 28-42)	2019	20	renommierte Zeitschrift, Bezug zum deutschen Hochschulwesen, Jahr	<a href="https://doi.org/10.3991/ijai.v1i1.10978">https://doi.org/10.3991/ijai.v1i1.10978</a>
	Learning management system and course influences on student actions and learning experiences	Demmans Epp C., Phirangee K., Hewitt J., Perfetti C.A.	Educational Technology Research & Development, Jg. 68 (2020-12-01), No. 6, (pp. 3263-3297)	2020	4	renommierte Zeitschrift, inhaltlicher Fokus, Jahr	<a href="https://doi.org/10.1007/s11423-020-09821-1">https://doi.org/10.1007/s11423-020-09821-1</a>
	Using Learning Analytics to Predict Students Performance in Moodle LMS	Zhang Y., Ghandour A., Shestak V.	International Journal of Emerging Technologies in Learning, Vol. 15, No.20 (pp. 102-115)	2020	17	renommierte Zeitschrift, inhaltlicher Fokus, Jahr	<a href="https://doi.org/10.3991/ijet.v15i20.15915">https://doi.org/10.3991/ijet.v15i20.15915</a>
	Understanding the Behavioural Patterns of University Teachers Toward Using a Learning Management System	Su C., Li Y., Chen C.	International Journal of Emerging Technologies in Learning, Vol. 16, Nr. 14 (pp. 129-145)	2021	0	renommierte Zeitschrift, inhaltlicher Fokus, Jahr	<a href="https://doi.org/10.3991/ijet.v16i14.22685">https://doi.org/10.3991/ijet.v16i14.22685</a>
	Learning Analytics an Hochschulen	Büching C., Mah D., Otto S., Paulicke P., Hartman E. A.	Büching C., Mah DK., Otto S., Paulicke P., Hartman E.A. Learning Analytics an Hochschulen. In: Wittpahl V. (eds) Künstliche Intelligenz. Springer Vieweg, Berlin, Heidelberg, S. 142-160, 2019	2019	14	Renommiertes Sammelverkaufsatz, Bezug zum deutschen Hochschulwesen, Jahr	<a href="https://doi.org/10.1007/978-3-662-58042-4_9">https://doi.org/10.1007/978-3-662-58042-4_9</a>
Datenschutz und Ethik in LA	Learning analytics: Ethical issues and dilemmas	Slade, S., Prinsloo, P.	American Behavioral Scientist Vol. 57, No.10 (pp.1510-1529)	2013	729	Grundlage für andere Artikel, Anzahl Zitationen, renommierte Autoren	<a href="https://doi.org/10.1177/0002764213479366">https://doi.org/10.1177/0002764213479366</a>
	Privacy and Analytics – it's a DELICATE Issue A Checklist for Trusted Learning Analytics	Drachsler H., Greller W.	Proceedings of the Sixth International Conference on Learning Analytics & Knowledge, Vol.16, (pp. 89-98)	2016	291	Anzahl Zitationen, vielzitierte Autoren im Thema LA	<a href="https://doi.org/10.1145/2883851.2883893">https://doi.org/10.1145/2883851.2883893</a>
	Implications of the European Data Protection Regulations for Learning Analytics Design	Hoel T., Chen W.	CollabTech, Kanazawa, Japan - September 14-16	2016	29	Relevanz, inhaltlicher Fokus, vielzitierte Autoren im Thema LA	<a href="http://topicmaps.estandard.no/files/LAEDM_Kanazawa_Sep2016_Hoel_Chen_final_w_header.pdf">http://topicmaps.estandard.no/files/LAEDM_Kanazawa_Sep2016_Hoel_Chen_final_w_header.pdf</a>

Tabelle 1: Ausgewählte wissenschaftliche Artikel zum Thema  
 "Anwendung von LA in Schule und Hochschule"

## 2.4. Auswahl der Lernmanagementsysteme

Bei der Auswahl haben das Ausmaß der Nutzung von LMS und die Ausprägung der LA-Komponente eine Rolle gespielt. Es wurden fünf LMS ausgewählt, die weltweit stark verbreitet sind und im deutschen Bildungswesen verwendet werden (Chatti et al., 2013, Büching et al., 2019, Breiter et al., 2021, Demanns Epp et al., 2020).

Die *Moodle*-Plattform ist die meistgenutzte Lernplattform weltweit. Außer breiten Palette an Funktionen für die Unterstützung und Verwaltung von Lernaktivitäten für Schulen und Hochschulen verfügt diese über diverse LA-Instrumente für die Nachverfolgung und Prognostizierung von Lernerfolgen. Die *Moodle*-Software ist frei verfügbar, ausgenommen von Kosten für Hosting und Administration. Das LMS verfügt über eine große globale Community und wird stets weiterentwickelt<sup>1</sup>.

Die *Blackboard*-Plattform ist im Gegensatz zu *Moodle* eine kostenpflichtige Lernplattform und wird für den Fernunterricht in Hochschulen und Unternehmen angeboten. Das System hat zahlreiche Visualisierungstools für die Darstellung von statistischen Auswertungen.

Genauso wie *Blackboard* bietet die *Canvas*-Lernplattform eine komplexe Infrastruktur für Fernunterricht an Hochschulen und Weiterbildungsinstitutionen. Neben den Verwaltungsfunktionen hat die Plattform Tools für Videokonferenzen für den Live-Unterricht. LA ermöglicht die Erstellung von Statistiken, stellt jedoch keine prädiktive Analytik bereit.

Die *ItsLearning*-Plattform ist im Vergleich zu den anderen erwähnten LMS eine neuere Plattform, die sich vor allem in Nordeuropa durchgesetzt hat. Hierbei handelt es sich um eine Plattform, die auf allen Endgeräten lauffähig und den Einsatz an Schulen entwickelt wurde. Das LMS verfügt über Funktionen für das Absolvieren von Prüfungen, wie z.B. das Plagiat-Tool und die Sperrung des Computers beim Ablegen eines Tests. Durch LA ist die Erstellung von Berichten über Aktivitäten aller Nutzergruppen möglich.

Die an der Universität zu Köln entwickelte *ILIAS*-Lernplattform verfügt über eine reduzierte Anzahl an Funktionen im Vergleich zu den anderen genannten Plattformen. Die Software ist kostenfrei und wird aktuell von ILIAS-Anwendergruppen<sup>2</sup> an mehreren deutschen und ausländischen Hochschulen

---

<sup>1</sup> Moodle-Community findet sich unter: <https://moodle.com/community/> (Abgerufen am 12. Januar 2022)

<sup>2</sup> ILIAS-Community findet sich unter:

[https://docu.ilias.de/ilias.php?ref\\_id=1444&cmdClass=ilrepositorygui&cmdNode=j3&baseClass=ilRepositoryGUI](https://docu.ilias.de/ilias.php?ref_id=1444&cmdClass=ilrepositorygui&cmdNode=j3&baseClass=ilRepositoryGUI) (Abgerufen am 12. Januar 2022)

und Universitäten weiterentwickelt. Die LA-Komponente hat einen beschreibenden Charakter und ist nur auf wesentliche Informationen über Lernleistungen reduziert.

Im Folgenden werden die oben genannten LMS ausführlicher dargestellt. Die Informationen zu den einzelnen Funktionen sowie LA sind den offiziellen Webseiten von Lernplattformen entnommen worden.

LMS	Auswahlgründe	Verwendung	Kostenpflichtig	Funktionen									Learning Analytics (Detaillierte Analyse von LA-Instrumenten im Kap. 3.5)			URL
				Asynchrone Kommunikationsmethoden	Integrierte Lernmaterialien	Definition diverser Rollen	Einbindung von externen Tools	Erstellung und Export von Aktivitätsberichten	Erstellung von Lernplänen	individuelle Lernpläne	Als mobile App verfügbar	Cloudbasiert	Deskriptive Analytik	Prädiktive Analytik	Verwendung zusätzlicher LA-Plug-Ins/Tools	
<b>Moodle,</b> <i>Hersteller:</i> Martin Dougiamas	Aktive Nutzung weltweit, deskriptive und prognostische Learning Analytics-Komponenten	Schulen, Hochschulen	nein	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x	<a href="https://moodle.org/">https://moodle.org/</a>
<b>Blackboard Learn,</b> <i>Hersteller:</i> Blackboard Inc.	Aktive Nutzung weltweit, deskriptive und prognostische Learning Analytics-Komponenten	Hochschulen, Unternehmen	ja	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x		<a href="http://www.blackboard.com">http://www.blackboard.com</a>
<b>Canvas /Instructure,</b> <i>Hersteller:</i> Instructure Inc.	Aktive Nutzung weltweit, deskriptive Learning Analytics-Komponente	Hochschulen, Weiterbildungskurse	ja	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x		x	<a href="https://www.instructure.com/">https://www.instructure.com/</a>
<b>ItsLearning,</b> <i>Hersteller:</i> its-Learning AS.	Aktive Nutzung weltweit, deskriptive Learning Analytics-Komponente	Schulen, Hochschulen	ja	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x		x	<a href="https://itslearning.com/">https://itslearning.com/</a>
<b>ILIAS,</b> <i>Hersteller:</i> ILIAS open source e-Learning e.V.	Aktive Nutzung weltweit, deskriptive Learning Analytics-Komponente	Hochschulen, Aus- und Fortbildungszentren	nein	x	x	x	x		x	x	x		x		x	<a href="https://www.ilias.de/">https://www.ilias.de/</a>

Tabelle 2: Ausgewählte LMS zum Thema  
„Anwendung von LA in Schule und Hochschule“

### 3. Beschreibung der Ergebnisse

In diesem Kapitel wird ein inhaltlicher Überblick über die ausgewählten Artikel gegeben. Folglich werden die Artikel sowie die LMS näher beschrieben.

#### 3.1. Übersicht

Im ersten Teil dieses Kapitels werden *Grundlagen von LA* beschrieben (siehe Tabelle 1). Im Artikel Chatti et al. 2013 werden die allgemeinen Grundlagen von LA sowie die Techniken jedes verwandten LA-Bereichs dargelegt. Des Weiteren wird im Artikel Aldowah et al. 2019 auf die einzelnen Techniken im Kontext deren praktischer Anwendung im Bildungswesen eingegangen.

Im folgenden Abschnitt wird die *Anwendung von LA im Bildungswesen* genauer beschrieben (siehe Tabelle 1). Im Artikel Ifenthaler & Yin-Kim Yau 2019 befassen sich die Autoren mit der Akzeptanz der Einführung von LA in den Lernprozess. Darauf folgend wird ein Überblick über das Nutzerverhalten von Lernenden (Demmans Epp et al., 2020) sowie Lehrenden (Su et al., 2021) im Hinblick auf die Systemgestaltung eines LMS gegeben. Im Artikel Zhang et al. 2020 steht die Umsetzung von Lernprognosen mittels LA am Beispiel vom Moodle-System im Vordergrund. Im letzten Artikel (Büching et al., 2019) wird der Einsatz von LA im Kontext der KI beschrieben und welche Probleme dahinterstehen.

Der dritte Abschnitt enthält wissenschaftliche Arbeiten, in denen *die ethischen und datenschutzrechtlichen Vorgaben in LA* aufgeführt werden (siehe Tabelle 1). Diese sind: Slade & Prinsloo 2013, Drachsler & Greller 2016 und Hoel & Chen 2016.

Im letzten Teil werden fünf LMS aus dem schulischen und akademischen Bereich angesichts der LA-Umsetzung betrachtet. Dabei dienen die visuellen Beispiele der Veranschaulichung.

#### 3.2. Grundsätze von Learning Analytics

In *A Reference Model for Learning Analytics* von Chatti et al. aus dem Jahre 2013 wird die LA als ein Forschungsbereich definiert, der die verwandten Bereiche der Academic Analytics, Action Research, EDM, Recommender Systems und Personalized Adaptive Learning zusammenfasst (Chatti et al., 2013, S. 2). Die Autoren erläutern zunächst die Grundsätze der oben genannten Forschungsthemen. Die

Ansicht von *Academic Analytics* ist auf die Hochschulebene ausgerichtet und bezieht sich auf Daten, statistischen Techniken und Prognosemodelle für die Erkennung von „Risikostudenten“. Die Techniken der *Aktion Research* ermöglichen es den Studierenden, ihre Lernfortschritte selbst zu beurteilen. EDM befasst sich laut Chatti et al. mit der Entwicklung von Methoden zur Untersuchung von speziellen Arten von Daten, die aus einem Bildungskontext stammen und einem besseren Verständnis von Lernenden und ihrem Lernumfeld dienen. Als *Recommender Systems* bezeichnen die Autoren Empfehlungssysteme, die Daten über das Verhalten und die Vorlieben der Nutzer Schlussfolgerungen ziehen, an denen diese interessiert sein könnten. Einen ähnlichen Ansatz findet man bei *Personalized Adaptive Learning*-Systemen, die Informationen über die Lernenden und den aktuellen Lernkontext einsammeln, um die Darstellung des Lernmaterials an jeden Lernenden anzupassen.

Chatti et al. beschreiben LA als einen iterativen Prozess, der die Phasen der Datenerfassung und Vorbereitung, der Analyse- und die Nachbearbeitungsphase durchläuft (Chatti et al., 2013, S. 5). Der LA-Prozess und die vier Dimensionen, auf welchen dieser Prozess basiert, bilden zusammen das LA-Referenz-Modell. Für die erfolgreiche Umsetzung von LA sollte zunächst festgestellt werden, welche Daten bei der Analyse erfasst und ausgewertet werden (Dimension von Daten und Systemen), wer die Stakeholder sind (Stakeholder-Dimension), welche Zwecke die Analyse hat (Dimension der Zielsetzung) und wie die erfassten Daten verwaltet werden (Dimension der Methodologie).

Im Artikel *Educational data mining and Learning Analytics for 21st century higher education: A review and synthesis* aus dem Jahre 2019 führen Aldowah et al. die Ergebnisse einer umfassenden Studie über EDM und LA in der Hochschulbildung auf. Basierend auf 402 Studien, die in der Zeitperiode von 2000 bis 2017 durchgeführt worden sind, wurde festgestellt, dass bestimmte EDM- und LA-Techniken die besten Möglichkeiten bieten, spezifische Lernprobleme zu lösen. Im Rahmen der Studie beschäftigten sich die Autoren mit zwei entscheidenden Fragen: „Wie können EDM und LA benutzt werden, um praktische Probleme im Bildungswesen zu lösen?“ und „Welche Techniken sind für die Problemlösungen am besten geeignet?“ Aus einer Vielzahl an analysierten wissenschaftlichen Arbeiten geht hervor, dass verschiedene EDM- und LA-Techniken aus einer Reihe von Anwendungen stammen, die sich in folgende Kategorien unterteilen lassen: computerbasierte Lernanalytik, Prognoseanalytik, Verhaltensanalyse und Visua-



lisierungsanalyse (Aldowah et al., 2019, S. 11). Folglich beschreiben die Autoren die Verwendung einzelner Techniken im Kontext spezifischer Lernanforderungen.

### **3.3. Learning Analytics im Bildungswesen**

Der Artikel *Higher Education Stakeholders' Views on Learning Analytics Policy Recommendations for Supporting Study Success* von Ifenthaler & Yin-Kim Yau von 2019 basiert auf Erkenntnissen aus einer Vielzahl der Studien, die der Einsatz von LA als erfolgreich bezeichnen. Im Artikel ist eine Reihe von Richtlinien für Hochschulen aufgeführt, mit denen die LA-Funktionen in ihre bestehende Infrastruktur integriert werden können. Um die Richtlinien für die LA-Politik im deutschen Hochschulsektor zu bewerten, führten Ifenthaler & Yin-Kim Yau 2018 eine Interview-Studie mit 31 Fachkräften aus verschiedenen deutschen Hochschulen durch.

Laut Angaben der Interviewenden ist die Akzeptanz der Einführung von Informationstechnologien in den Lernprozess hoch, hängt aber von vielen Faktoren ab. Die eingeführten Systeme gewinnen erst dann an Akzeptanz, wenn diese Benutzertauglichkeit, Transparenz der Backend-Algorithmen, Datenschutz und Datensicherheit aufweisen (Ifenthaler & Yin-Kim Yau, 2019, S. 35). Die am meisten genannten Hindernisse für die Einführung von LA sind vor allem finanzielle Gründe, einschließlich Kosten für qualifiziertes Personal und die Software-, Server- und Lizenzkosten für die Implementierung der LA-Systeme (Ifenthaler & Yin-Kim Yau, 2019, S. 36). Zuletzt stimmten alle Teilnehmer überein, dass das größte Hindernis der Datenschutz sei. Aufgrund der strengen Datenschutzgesetze in Deutschland ist es nicht möglich, genaue Prognosen auf der Grundlage von Schülerdaten zu treffen.

Im Artikel *Learning management system and course influences on student actions and learning experiences* aus dem Jahr 2020 analysieren Demmans Epp et al. den Einfluss von LMS und Thema eines Online-Kurses auf die Lernerfahrungen der Studierenden. Für die Analyse wurden Lernaktivitäten von zwei unterschiedlichen LMS verglichen: einem inhaltsorientierten und einem diskussionsorientierten LMS.

Aus der Studie geht hervor, dass das Design eines LMS eine wichtige Rolle spielt und das Verhalten der Lernenden, wie z. B. die Nutzung von Diskussionschats,

beeinflusst. Diskussionsorientierte LMS bieten mehr Lernunterstützung und motivieren Studierenden, mehr Inhalte selbst zu erstellen und an Diskussionen teilzunehmen. Bei der Nutzung des inhaltsorientierten LMS fühlten sich Studierenden weniger unterstützt. Es wurde festgestellt, dass die Kombination aus einem LMS und einem Kurs auf die Lernerfahrungen einen Einfluss haben (Demmans Epp et al., 2020, S. 3266). So ist z. B. die Nutzung eines diskussionsorientierten LMS effektiver für Studierende, die Sozialwissenschaft studieren und mehr Interaktion brauchen als Studierende des Fachs Informatik. Solche Unterschiede bei der Nutzung von LMS machen deutlich, dass die Wahl eines Systems in Verbindung mit den Bedürfnissen der Studierenden und somit der Lehrenden gebracht werden sollte.

In *Using Learning Analytics to Predict Students Performance in Moodle LMS* von Zhang et al. aus dem Jahr 2020 werden die Möglichkeiten der Bildungsanalytik zur Vorhersage von Studienleistungen am Beispiel vom *Moodle*-LMS geschildert. Dabei stehen die Plugins zur Umsetzung von LA im Fokus. Die Autoren analysieren Logdateien von der *Moodle*-Plattform und stellen einen Zusammenhang zwischen Aktivitätsdaten und Lernleistungen her.

Der Analyse sind deutliche Aktivitätsunterschiede zwischen Studierenden hinsichtlich ihres Geschlechts, Nationalität und vorheriger Leistungen zu entnehmen. Die Studierende, die eine gute Prüfungsnote erhalten haben, waren länger mit dem Kursmaterial beschäftigt. Dabei weisen weibliche Studierende bessere Lernleistungen auf als männliche (Zhang et al., 2020, S. 107).

Einen Einfluss auf die Qualität des Bildungsprozesses hat persönliche Motivation der Studierenden. Diese kann durch die Teilnahme an gemeinsamen Projekten gesteigert werden und fördert somit die Kommunikation der Studierenden im Rahmen des LMS. Zhang et al. weisen darauf hin, dass der klassische Ansatz des Lernens mit seinem kontinuierlichen Lernrhythmus die Relevanz verloren hat. Aus diesem Grund ist es notwendig, einen fortschrittsorientierten Unterricht zu gestalten. Dieser sollte nicht nur an Noten gebunden werden, sondern auch persönliches Potenzial von Lernenden steigern (Zhang et al., 2020, S. 110).

Im Artikel *Understanding the Behavioural Patterns of University Teachers Toward Using a Learning Management System* von 2021 befassen sich Su et al. mit der Verhaltensweise von Lehrkräften im Bezug auf die Nutzung von LMS. Die wissenschaftliche Arbeit gibt einen Überblick über das Nutzungsverhalten des

LMS *Blackboard* von Lehrkräften an einer Universität in China. Es wurden die im Laufe eines Semesters gesammelten Daten von 268 Dozenten mittels sequentiellen- und Clusteranalyse bewertet.

Die Ergebnisse der Analyse haben gezeigt, dass es fünf Verhaltensphasen von Lehrkräften gibt: Vorbereitung von Kursinhalten, Vorbereitung von Aufgaben, Kommunikation und Zusammenarbeit mit Studierenden und Kollegen, Vorbereitung und Durchführung von Prüfungen, Bewertung und Verwaltung (Su et al., 2021, S. 133). Die häufigste Aktivität von Dozenten sind Vorbereitungen von Kursinhalten, gefolgt von Bewertung der Arbeiten und Verwaltung. Die überwiegende Mehrheit der Dozenten fangen mit der Kommunikation erst dann an, wenn sie die Kursinhalte bereitgestellt haben. Eingehend auf die Häufigkeit der Nutzung des Systems konnte man feststellen, dass die Dozenten, die eher selten das System benutzen, mit den Korrekturen erst nach Abschluss von Verwaltungs- und Kommunikationsaufgaben anfangen. Die im System verbrachte Zeit sowie die Anzahl an Wiederholungen eines Prozesses deuten darauf hin, welche Lehrkräfte für die Nutzung des System-Toolsets geschult waren (Su et al., 2021, S. 139-140).

Büching et al. bieten einen Einblick auf das Thema LA im Artikel *Learning Analytics an Hochschulen* von 2019 im Kontext der KI. Zunächst beschäftigen sich die Autoren mit dem Begriff von LA als solchem und setzen den Fokus auf die Daten, die dabei im Mittelpunkt stehen. Unterschiedliche Stakeholdergruppen sind an Daten über den Lernerfolg auf verschiedene Weise interessiert. Auf der Ebene einer Lernveranstaltung sind die Daten zur individuellen Studierendenbeteiligung von Interesse. Die Daten über Notendurchschnitte oder vorherige Kurse sind auf der Ebene eines Studiengangs wichtig. Auf der institutionellen Ebene sind die Daten über Abschlussquoten oder Immatrikulationsdaten von großer Relevanz (Büching et al., 2019, S. 145).

Zusammenführend bieten diese Daten große Möglichkeiten an, die im Hochschulkontext effektiv genutzt werden könnten, wie z. B. die Überprüfung von Zulassungsverfahren. Mit den richtigen Daten könnte geprüft werden, ob die richtigen Studierenden eine Zulassung bekommen, oder, was diese für einen erfolgreichen Abschluss in einem bestimmten Studiengang brauchen.

Aktuell wird die Freigabe von persönlichen Daten für den eigenen Lernprozess diskutiert. Nachfolgend weisen Büching et al. darauf hin, dass trotz zahlreicher Möglichkeiten von LA gibt es Schwierigkeiten, große Mengen an unstrukturierter Daten zu organisieren (Büching et al., 2019, S. 151). Von der Datenqualität

ist deren Interpretation und somit wissenschaftlich begründete Zusammenhänge abhängig. Zuletzt listen die Autoren mögliche Zukunftsaussichten von LA mit KI-Bezug auf. So sind personalisiertes Lernen, automatisiertes Feedback und Beratung sowie Einsatz von humanoiden Robotern als Assistenten zur Durchführung von Lernaktivitäten und Entlastung von Dozenten bei betreuungsintensiver Arbeit in der Hochschullehre in der nahen Zukunft denkbar (Büching et al., 2019, S. 152-155).

### **3.4. Ethik und Datenschutz**

Im Artikel *Learning analytics: Ethical issues and dilemmas* von Slade & Prinsloo aus dem Jahr 2013 werden ethische Aspekte von LA betrachtet. Die Erhebung von Daten und ihre Verwendung sind mit einer Reihe von ethischen Herausforderungen verbunden. Die Bildungseinrichtungen sollten entscheiden, welche Ziele sie mit Hilfe von LA verfolgen: maximale Anzahl an Studierenden, die ihr Hochschulabschluss erreichen, Verbesserung von Abschlussraten oder Maximierung von Gewinnen. Für jede Hochschule, in der LA eingesetzt ist, sollte das Wissen und die Wahrnehmung von Studierenden die höchste Priorität haben. Falls die Analyse von Daten nur den Reporting-Zwecken dient, besteht die Gefahr, dass Studierende zu passiven Datenproduzenten werden (Slade & Prinsloo, 2013, S. 1514).

Slade & Prinsloo betonen, dass es in der Verantwortung der Institutionen liegt, es bekannt zu geben, wenn die von den Studierenden erhobenen Daten für andere Zwecke genutzt werden. Obwohl der Begriff der Online-Privatsphäre als soziale Norm zunehmend in Frage gestellt wird, ist es notwendig, die Privatsphäre von Studierenden und Lehrenden zu gewährleisten. Die Daten von Studierenden sollten innerhalb von großen Datensätzen zwar auf die Merkmale ihres Lernverhaltens aufweisen, aber dennoch anonym bleiben (Slade & Prinsloo, 2013, S. 1516).

Drachsler & Greller weisen im Artikel *Privacy and Analytics – it's a DELICATE Issue A Checklist for Trusted Learning Analytics* von 2016 darauf hin, dass die Akzeptanz von LA im Bildungswesen in hohem Maße davon abhängt, dass sich die Stakeholder über die Folgen der Nutzung eines Systems, Gültigkeit und Relevanz der Ergebnisse sowie den Transparenzgrad des Datenmodells bewusst sind. Die Komplexität der Datenerhebung und algorithmischer Analyseprozesse stellen in diesem Zusammenhang eine große Herausforderung für LA dar. Infolgedessen ist es problematisch, den Stakeholder-Gruppen ohne technischer Vorkenntnisse

ein Verständnis dafür zu vermitteln, wie und welche Daten erhoben und verarbeitet werden und wie zuverlässig die Ergebnisse der Analyse sind.

In der aufgeführten Acht-Punkte-Checkliste namens DELICATE werden den Verantwortlichen für die Einführung von Technologien im Bildungswesen die Implementierung von datenschutz- und ethikonformen Lösungen von LA aufgelistet. Aus den einzelnen Punkten geht hervor, dass die Analyse von Daten ausreichend begründet und erklärt sein sollte. Es sollte außerdem klar sein, warum eine Institution legitimiert ist, die Daten zu sammeln. Die Nutzer, deren Daten gesammelt werden, sollten einen persönlichen Zugang zu den Daten haben und über Bedenken hinsichtlich des Datenschutzes informiert werden. Zudem sollte die Datenerhebung nur nach dem Einverständnis der betroffenen Personen erfolgen. Falls ein Einverständnis erteilt wurde, ist es notwendig, die gesammelten Daten zu anonymisieren und zu aggregieren, um ein abstraktes Datenmodell zu generieren. Die zu analysierenden Daten sollten nach geltenden Sicherheitsstandards gespeichert und von externen Organisationen nur für bestimmte Zwecke genutzt werden (Drachsler & Greller, 2016, S. 96).

Im Artikel *Implications of the European Data Protection Regulations for Learning Analytics Design* aus dem Jahre 2016 geben Hoel & Chen einen Überblick über den Einfluss der im Mai 2018 in Kraft getretenen DSGVO auf die LA-Prozesse und somit auf die Systemgestaltung. Die neuen Datenschutz-Anforderungen wirken sich auf alle Phasen des LA-Zyklus aus.

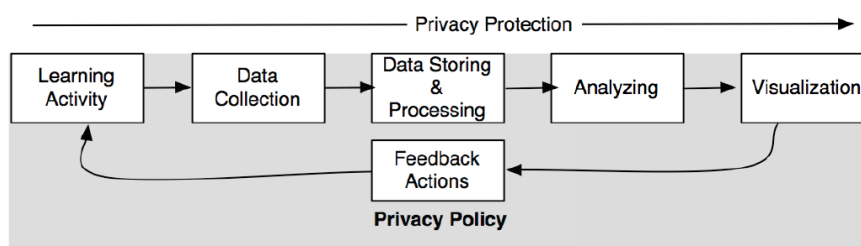


Abbildung 1: Learning Analytics-Prozess  
nach Hoel & Chen (2016, S. 3)

Hoel & Chen schildern, welche Datenschutz-Anforderungen für jede Phase erfüllt werden soll. Laut neuen Regelungen sollten Systemnutzer über die Tatsache der Datenverarbeitung und ihre Zwecke informiert werden. Es wird vorausgesetzt, dass Lernende ihre eindeutige Einwilligung zu jedem Zweck der Datenerhebung erklären sollten. Auch ein freier Zugriff und Löschung von personenbezogenen Daten sollte möglich sein. Im Datenspeicherungsprozess sollten Schritte zur Anonymisierung und Verschlüsselung von Daten unternommen werden. Außerdem sind Entwickler von LA-Systemen verpflichtet, klare Informa-

tionen über die Logik der Datenanalyse zu geben. Der DSVGO ist zu entnehmen, dass das Ergebnis von LA durch Menschen moderiert und nicht komplett maschinell verarbeitet werden sollte (Hoel & Chen, 2016, S. 3-4).

Die Autoren analysieren und betonen, dass die Umsetzung aller Anforderungen in LA-Systeme nur auf Basis kontinuierlicher Kommunikation und Transparenz zwischen den Lernenden und den Verantwortlichen für die Datenverarbeitung erfolgen kann.

### 3.5. Lernmanagementsysteme

*Blackboard Learn* ist eine der am meisten genutzten webbasierten Lernumgebungen weltweit. Die Lernplattform ermöglicht den Lernenden und Dozenten nicht nur die Durchführung von regulären Lernaktivitäten, sondern auch die Analyse und Vorhersagen im Lernprozess.

Die LA-Infrastruktur in *Blackboard* ist durch integrierte Software *Blackboard Predict* sowie allgemeine Leistungsinformationen über Lernende bereitgestellt.

*Blackboard Predict-Plugin* verwendet Algorithmen, die anhand von hochschul-spezifischen Mustern frühzeitig Risikostudenten erkennen (Blackboard Learn, 2022). In den meisten Hochschulen wird das Risiko mithilfe von Notenprognosen berechnet (siehe Abb. 2). Jene Studierende, die ein höheres Risiko haben, ihr Studium abzubrechen, haben eine niedrige Wahrscheinlichkeit, eine gute Note zu erhalten. Dieses Plugin wird außerdem als ein externes Moodle-Plugin verwendet.

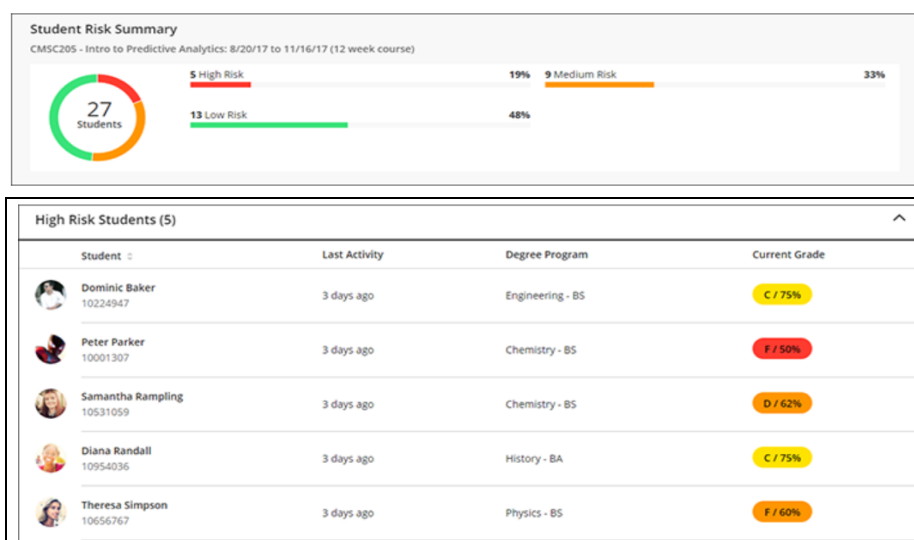


Abbildung 2: Blackboard Notenprognose<sup>3</sup>

<sup>3</sup> Blackboard-Notenprognose findet sich unter: [https://help.blackboard.com/Predict/Instructor/Student\\_Reports](https://help.blackboard.com/Predict/Instructor/Student_Reports) (Abgerufen am 12. Januar 2022)

Zudem werden Informationen über Lernaktivitäten von Studierenden in einem Kurs und die dafür genutzte Zeit zur Verfügung gestellt. Studierende haben eine Möglichkeit, eine Prognose zu ihren Leistungen in Form eines Dashboards anzusehen (siehe Abb. 3).



Abbildung 3: Blackboard Dashboard für Studierende<sup>4</sup>

Während das *Blackboard Predict*-Plugin Prognosen zu Studienleistungen anbietet, gibt es in jedem Kurs Werkzeuge, um „Frühwarnungen“ zu erkennen. Die Informationen über versäumte Fristen, niedrige Kursaktivität und unterdurchschnittliche Noten weisen darauf hin, welche Studierende potenziell zur Risikogruppe gehören könnten.

LA in *Moodle* besteht aus einer Vielzahl von Tools für deskriptive und prädiktive Analysen. Deskriptive Analysen sind seit 2017 (Moodle-Version 3.4) durch integrierte Berichte und Plug-ins, die anhand von Protokolldaten Problemsituationen erkennen, implementiert. Die *Moodle* Standard-Software repräsentiert vier Machine Learning-Modelle, die auf Basis verschiedener Indikatoren die Vorhersagen über den Lernerfolg machen (siehe Abb. 4). Diese werden durch das Plugin *Machine Learning Backend* unterstützt und können beliebig erweitert werden<sup>5</sup>. So kann früh erkannt werden, ob Teilnehmer eines Kurses gefährdet sind, die Kurskompetenzen nicht zu erreichen oder den Kurs nicht abzuschlie-

<sup>4</sup> Blackboard Dashboard für Studierende findet sich unter: <https://help.blackboard.com/Predict/Student> (Abgerufen am 12. Januar 2022)

<sup>5</sup> Learning Analytics, o. D.

ßen. Weiterhin kann ein Kursabbruch oder das Nichtbestehen des Kurses vorhergesagt werden. Beim Aktivieren eines der Modelle erhalten Dozenten Benachrichtigungen mit den Vorhersagen über Lernleistungen oder verborgene Lernprozesse (Moodle, 2019).

Am Beispiel des Modells des Kursabbruchs ist zu erkennen, von welchen Indikator-Werten die Vorhersage abhängt (siehe Abb. 5).

Abbildung 4: Machine Learning-Modelle in Moodle<sup>6</sup>

Students at risk of not meeting the course completion conditions prediction	
Name	Actions
Jamaal Alonzo	<ul style="list-style-type: none"> <li>Send message</li> <li>Outline report</li> <li>Acknowledged</li> <li>Not useful</li> </ul>
Prediction details	
Time predicted	Monday, 8 April 2019, 9:01 AM
Time range	Friday, 1 March 2019, 6:29 AM to Monday, 1 April 2019, 8:19 AM
Indicator	Calculated value
Course accessed after end date	⚠ No
Course accessed before start date	⚠ No
Any write action	⚠ No
Any write action in the course	⚠ No
Read actions amount	⚠ 0%

Abbildung 5: Moodle-Indikatoren für prädiktive Analytik für die Version 3.7<sup>7</sup>

<sup>6</sup> Machine Learning-Modelle in Moodle findet sich unter: <https://docs.moodle.org/37/de/Analytics-Ziele> (Abgerufen am 12. Januar 2022)

<sup>7</sup> Moodle-Indikatoren für prädiktive Analytik für die Version 3.7 findet sich unter: [https://docs.moodle.org/311/en/Managing\\_analytics](https://docs.moodle.org/311/en/Managing_analytics) (Abgerufen am 12. Januar 2022)



Infolge der Prognose werden Dozenten Maßnahmen vorgeschlagen, um auf die Prognose zweckmäßig zu reagieren. Im Kursabbruch-Modell gibt es dafür mehrere möglichen Optionen (siehe Abb. 6).

Neben dem LA-Standard-Paket bietet Moodle mehrere nativen und externen Plugins, die LA implementieren<sup>8</sup>. Auf diese Weise können bestehende Vorhersage-Algorithmen an die Anforderungen von Bildungseinrichtungen angepasst werden.

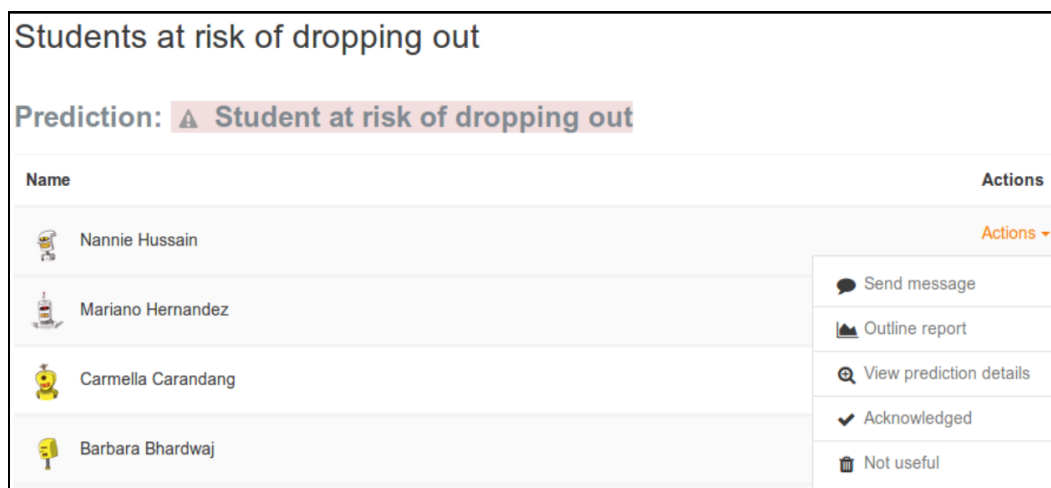


Abbildung 6: Maßnahmen zur Reaktion auf Risiko-Studenten in Moodle<sup>9</sup>

Die *ItsLearning*-Plattform bietet ein großes Reporting-System für alle Nutzergruppen, die eine Verbindung zum Lernprozess innerhalb einer Bildungsinstitution haben. Das LMS basiert auf dem Data Warehouse-Konzept und wird im Backend von einem Softwareunternehmen, welches sich für die Datenvisualisierung und Business Intelligence spezialisiert, betrieben. So haben Studierende, Dozenten, Hoch-/Schulleiter und Plattform-Administratoren den Zugriff auf nutzerspezifische Reports.

Eine Vielzahl von Reports sind für Studenten und Dozenten bereits ins System integriert und an die üblichen Anwendungsszenarien jeder Bildungseinrichtung angepasst. Eine erweiterte Analyse ist für die Hochschulleitung vorgesehen. Dadurch sind beispielsweise die Leistungen der Studierenden nach Fach, Fachbereich oder Kurs vergleichbar (siehe Abb. 7).

<sup>8</sup> LA-Plugins in Moodle finden sich unter: [https://docs.moodle.org/33/en/Learning\\_analytics#Dimensions\\_of\\_Analytics](https://docs.moodle.org/33/en/Learning_analytics#Dimensions_of_Analytics) (Abgerufen am 12. Januar 2022)

<sup>9</sup> Maßnahmen zur Reaktion auf Risiko-Studenten in Moodle findet sich unter: [https://docs.moodle.org/311/en/Students\\_at\\_risk\\_of\\_dropping\\_out](https://docs.moodle.org/311/en/Students_at_risk_of_dropping_out) (Abgerufen am 12. Januar 2022)

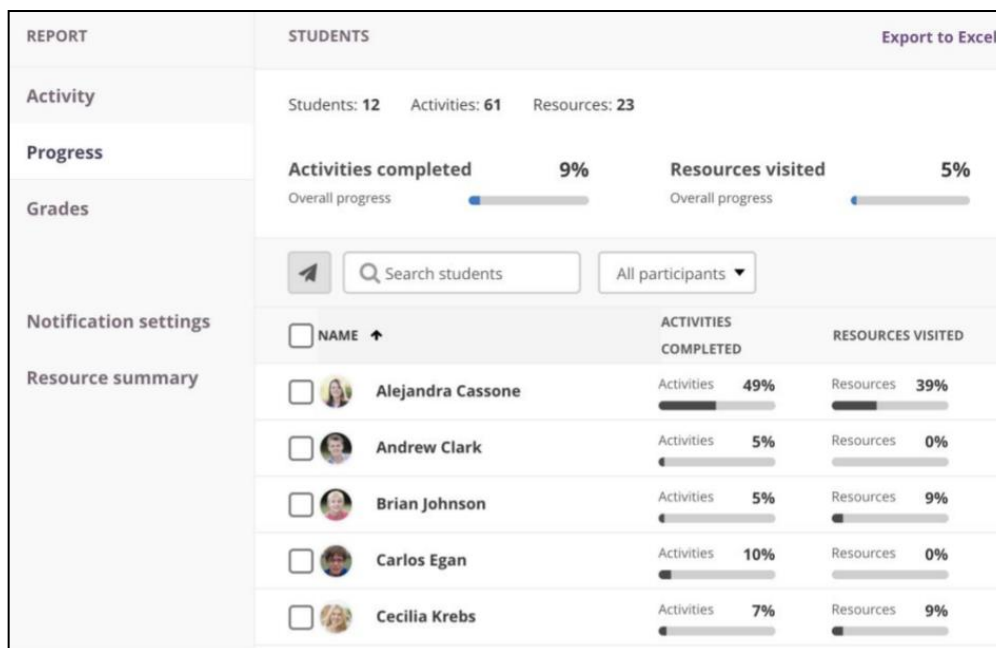


Abbildung 7: Nutzerspezifische Analytik in ItsLearning<sup>10</sup>

Berichte für Plattform-Administratoren enthalten Informationen über Häufigkeit und Dauer von Lernaktivitäten oder Anzahl angemeldeter Nutzer. Für gesonderte Zwecke werden Auswertungen durch die mit dem Warehouse verbundene externe Analyse-Software erstellt (ItsLearning 2022). Die Daten von *ItsLearning*-Plattform sind mit den Daten von anderen Systemen kombinierbar und können beim Reporting zusammen verarbeitet werden.

Datenerhebung und Speicherung für LA auf der *Canvas*-Lernplattform bauen auf dem Data Warehouse-Konzept und xAPI auf. Genauso wie bei *ItsLearning*- und *ILLIAS*-LMS ist LA in *Canvas* nur deskriptiv. Allen Nutzergruppen sind unterschiedliche statistische Daten zugänglich. Somit haben Lernende eine Übersicht über ihre Kurse, Aufgaben und Noten in *Canvas*-Accounts. Dozenten verfügen hingegen über eine erweiterte Analytik zu den studentischen Aktivitäten und Leistungen.

Die Aktivierung von LA erfolgt in *Canvas* durch die Installation eines Learning Tools Interoperability-Pakets (LTI) „New Analytics“ für jeden einzelnen Kurs, wodurch die Kursdaten von einer externen Software analysiert werden (*Canvas/Instructure*, o.D.). Dozenten haben die Möglichkeit, „New Analytics“ in einem beliebigen Kurs zu aktivieren oder nach Bedarf wieder auszublenden. Durch dieses Tool werden Berichte über Nutzeraktivitäten, Noten sowie fehlende, ver-

<sup>10</sup> Nutzerspezifische Analytik in ItsLearning verfügbar unter: <https://itslearning.com/global/about-us/resources/eb-advanced-reporting-ebook/> (Abgerufen am 12. Januar 2022)

spätete oder entschuldigte Aufgaben angezeigt. Außerdem ist der Überblick über Kursnoten- und Teilnehmeanalysen von jedem einzelnen Kursteilnehmer möglich.

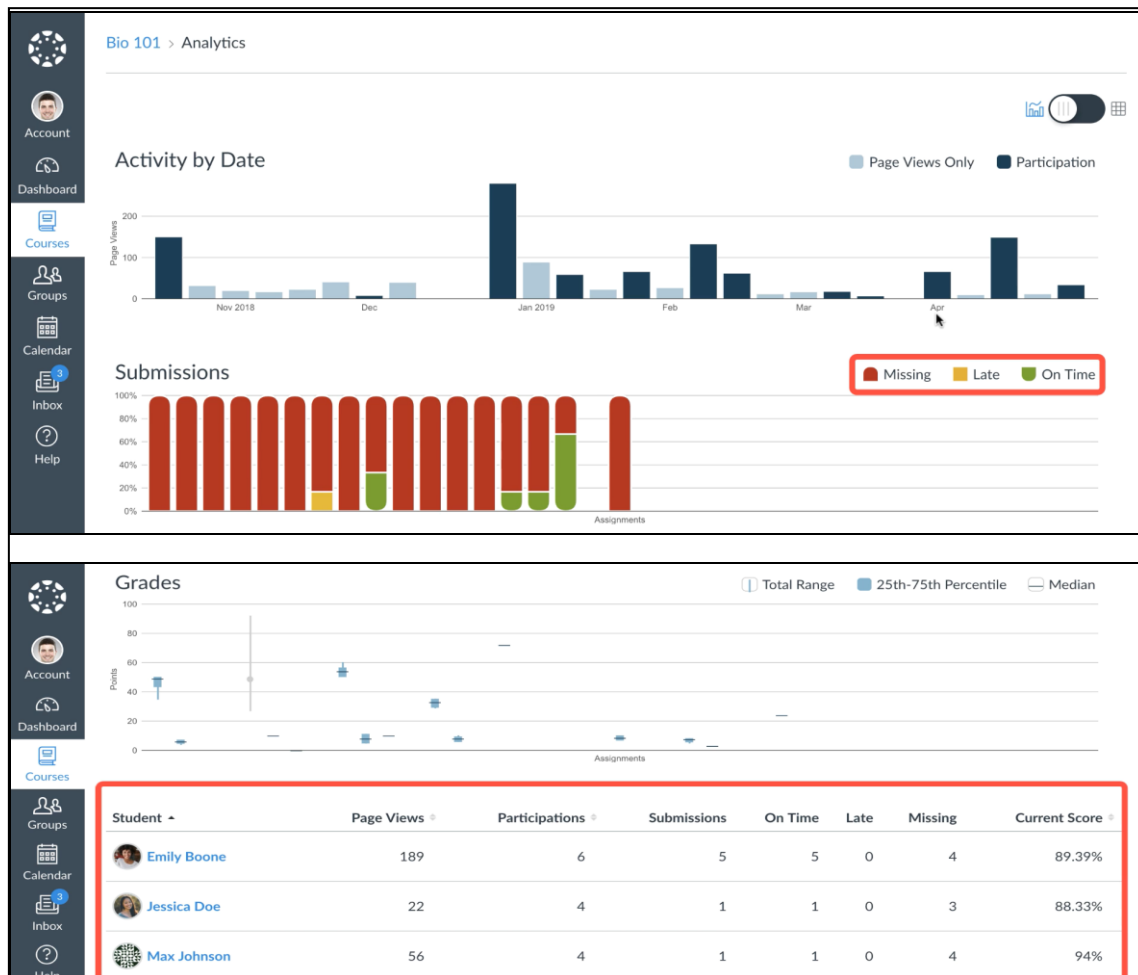


Abbildung 8: Kursanalyse in Canvas<sup>11</sup>

<sup>11</sup> Instructure Canvas Community (03.04.2019): 401 – Courses, online unter: <https://vimeo.com/72986265>, 06.01.2022

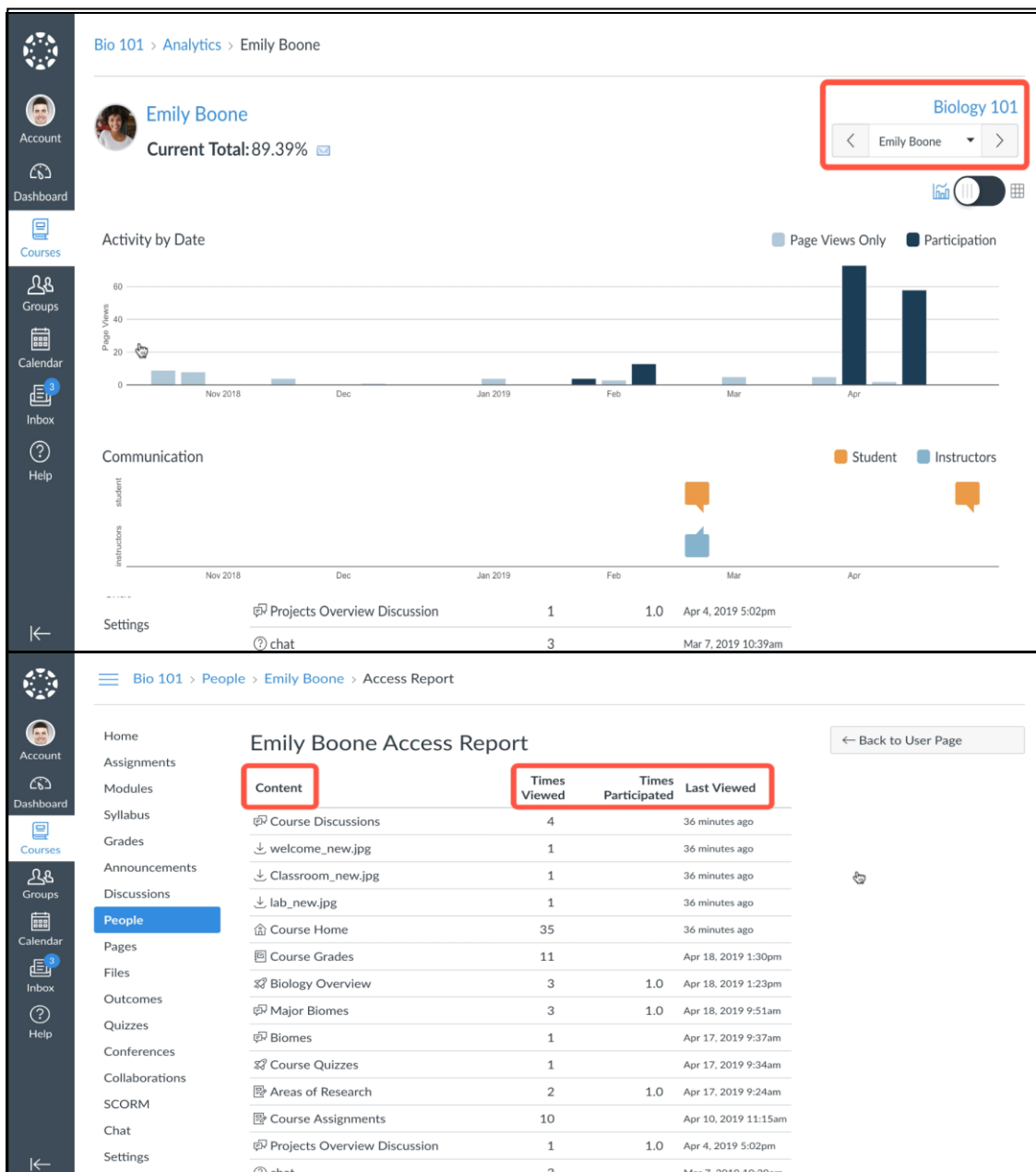


Abbildung 9: Teilnehmerspezifische Analyse in Canvas<sup>12</sup>

Die aktuelle *ILIAS*-Version unterstützt den xAPI-Standard, der in E-Learning öfter zum Einsatz kommt. Diese Technologie setzt die Protokollierung jeder Art von Nutzerdaten, die die Software aus vielen verschiedenen Anwendungen und Geräten bezieht, in den Mittelpunkt. Darüber hinaus kann der Lernprozess über mehrere Anwendungsszenarien und Plattformen hinweg verfolgt und die Daten den Lernenden vervollständigt werden. LA in *ILIAS* hat einen deskriptiven Charakter, denn die in der Datenbank gespeicherten Protokolle werden hauptsächlich

<sup>12</sup> Instructure Canvas Community (10.05.2019): 316 – Course and Student Analytics Overview, online unter: <https://vimeo.com/79531196>, 06.01.2022

lich in den Statistiken genutzt. Lernende haben eine Möglichkeit, ihren Lernerfolg auf einem personalisierten LA-Dashboard zu verfolgen.

Auf dem Board werden Selbsttests, Deadlines, Lernziele zu einem Kurs und Feedback-Funktion abgebildet (siehe Abb. 10). Dozenten haben im Gegensatz dazu den Zugang zu den Kursstatistiken und Leistungsübersichten von jedem einzelnen Kursteilnehmer.

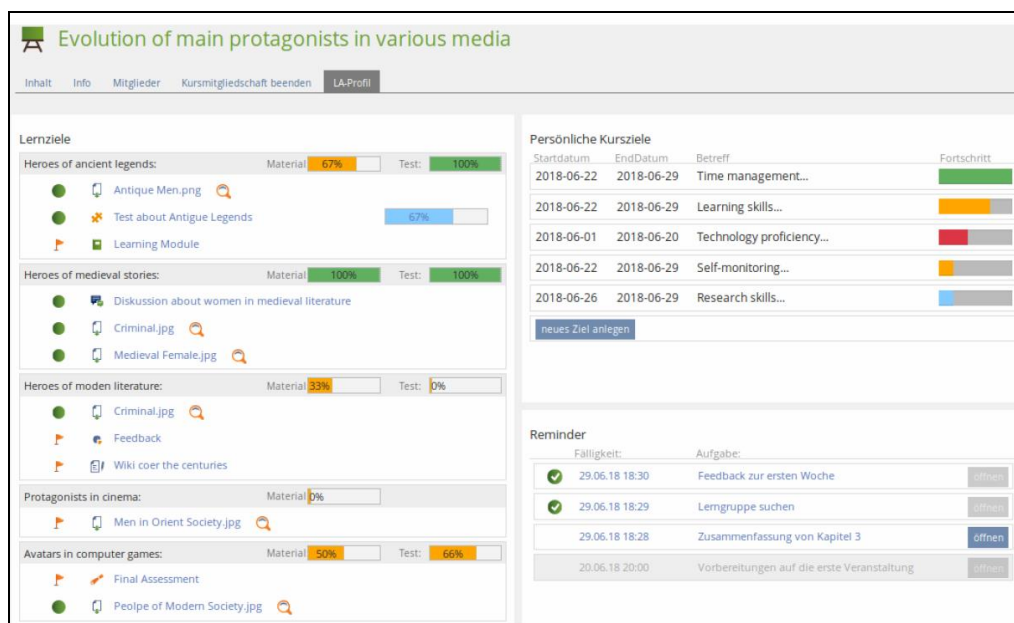


Abbildung 10: LA-Dashboard in ILIAS nach Schumacher et al. 2018, S.3

Das LA-Dashboard wurde von ILIAS-Community-Mitgliedern auf Basis des LeAP-Systems (Learning Analytics Profiles) als ein Plug-In entwickelt. Das Plug-In wird automatisch in die Kurse eingebunden, für welche LA aktiviert wurde. Anschließend wird das Dashboard nur für jene Studierenden freigeschaltet, die ihre Zustimmung zur Analyse ihrer Daten gegeben haben. Andernfalls werden die Leistungen von Studierenden anonym verfolgt, was dem Dozenten einen Überblick über den Lernstand im Kurs ermöglicht, aber keine Informationen über die Lernfortschritte zum einen einzelnen Studierenden zulässt (Schumacher et al., 2018, S. 3-4).

Da sich die Plattform kontinuierlich entwickelt, gibt es eine große Wahrscheinlichkeit, dass auch LA in absehbarer Zukunft fortentwickelt wird. Der xAPI-Standard bietet eine gute Grundlage für die Implementierung von fortgeschrittenen LA-Techniken, wie z. B. Erstellung von Prognosen.

## 4. Fazit

Durch ausgewählte wissenschaftliche Artikel zur *Anwendung von Learning Analytics in Schule und Hochschule* wurde ein umfassender Überblick über die theoretischen Grundlagen von LA sowie dessen Rolle im Bildungswesen gegeben. Des Weiteren wurden ethische und rechtliche Aspekte der Analyse personenbezogener Daten erläutert. Die technische Umsetzung von LA in LMS aus Schule und Hochschule wurde beschrieben.

LA ist ein breites Forschungsgebiet, welches mehrere Disziplinen umfasst. Die Lernanalyse sollte im Kontext der Zielsetzung, zugehörigen Personengruppen, verwendeten Daten und Umgebungen und deren Methoden betrachtet werden. So wird das Lernverhalten im Bildungswesen für die Erkennung von Schwierigkeiten bei Lernenden, Optimierung vom Lernprozess und Erstellung von Lernprognosen untersucht. Zu den Stakeholdergruppen gehören dabei nicht nur Lehrende, sondern auch ihre Eltern, Dozenten, Administrationen der Bildungseinrichtungen und staatliche Administrationen (Chatti et al., 2013, S. 8). Bei der Umsetzung von LA-Systemen sollten zudem die Art der Sammlung, Analyse und Verwaltung von Daten beachtet werden. Um bestimmte Anforderungen an die Lernanalyse aufzustellen, sollten zunächst die Spezifik der praktischen Probleme im Bildungswesen und die Techniken zu ihrer Lösung festgestellt werden. In Anbetracht der Problemstellung werden entsprechende Schwerpunkte in der Entwicklung der Lernanalyse gesetzt – die meisten Systeme bieten den Einsatz von computerbasierter Lernanalytik, Aufstellung von Lernprognosen, Verhaltensanalyse und Visualisierung von Analyseergebnissen (Aldowah et al., 2019, S. 11).

Mit steigender Tendenz der Einführung von LMS in Schulen und Hochschulen nimmt LA an Bedeutung im Bildungswesen zu. Da diese Disziplin zunächst mit Business Intelligence und der Effektivität von E-Learning-Produkten in Verbindung gebracht wurde und erst seit dem letzten Jahrzehnt einen sozialen und pädagogischen Kontext hat, wird die Rolle von LA in der bestehenden Bildungsinfrastruktur noch untersucht. Die Auswertung von Daten wird im europäischen Bildungsraum derzeit noch nicht so aktiv genutzt wie in den USA, Australien oder Großbritannien, was auf die europäische Datenschutzverordnung und reduzierte E-Learning-Angeboten zurückzuführen ist. Somit hat u. a. Deutschland ein Entwicklungspotenzial in der Verbreitung von LA für pädagogische Zwecke (Ifenthaler & Yin-Kim Yau, 2019, S. 28). Die erfolgreiche Einführung von Lernanalyse in den Lernprozess hängt vor allem von der Akzeptanz aller Benutzergruppen ab. Dabei sind die Benutzertauglichkeit von Systemen, Transparenz von Al-

gorithmen und Qualität der zu verarbeiteten Daten von Bedeutung (Ifenthaler & Yin-Kim Yau, 2019, S. 35).

Die Gestaltung von LMS und einzelnen darin enthaltenen Kursen hat einen Einfluss auf den Lernerfolg sowie die Auswertung von Lernaktivitäten der Kursteilnehmer (Demmans Epp et al., 2020, S. 3267). Obwohl die Vorbereitung von Kursinhalten für Lehrende einen großen Aufwand bedeutet, sollte das Design von Kursen an die Bedürfnisse von Lehrenden angepasst werden. Demzufolge dient die Wahl von zu den Kursinhalten passenden Komponenten der angemessenen Einschätzung vom Lernerfolg und Optimierungsbedarf und stellt eine Grundlage für die Aufstellung von Prognosen dar.

Die Wahl von für die Umsetzung eines Systems geeigneten Backend-Algorithmen und die Erhebung von zu bearbeitenden Daten basiert auf Bedürfnissen aller Nutzergruppen. So sind für verschiedene Stakeholder unterschiedliche Daten von Interesse. Wenn auf der Ebene von Schuladministration mehr statistische Daten relevant sind, sind auf der Ebene einer Lernveranstaltung personalisierte Daten wichtig (Büching et al., 2019, S. 146). Moderne Technologien bieten eine Vielzahl an Möglichkeiten zur effektiven Nutzung von LA, dennoch gibt es Faktoren, die dies einschränken. Die für die Software und geschultes Personal anfallenden Kosten stellen für viele Bildungsinstitutionen ein Hindernis dar (Ifenthaler & Yin-Kim Yau, 2019, S. 36). Des Weiteren besteht eine Schwierigkeit, erhebliche Mengen an unstrukturierten Daten zweckmäßig zu organisieren und zu interpretieren (Büching et al., 2019, S. 151). Anschließend ist der Datenschutz ein weiterer Grund dafür, dass die personenbezogenen Daten nur in einer eingeschränkten Form analysiert werden können.

Bereits seit Anfang 2000er-Jahren wird öfter die Frage der Einhaltung von Ethikrichtlinien bei allen Phasen der Datenerhebung in LMS diskutiert (Hoel & Chen, 2016, S. 3). Im Zuge der Datenanalyse sollten Studierende und ihre Lernfortschritte im Mittelpunkt stehen. Dabei ist es wichtig, welche Ziele Bildungsinstitutionen mit Hilfe von LA verfolgen: Gewinnmaximierung oder Verbesserung von Abschlussraten und Optimierung vom Lernprozess. Einerseits besteht eine hohe Wahrscheinlichkeit, dass Lernende zu passiven Datenproduzenten werden, wenn die gesammelten Datensätze nur für die Erstellung von unspezifischen Berichten verwendet werden (Slade & Prinsloo, 2013, S. 1514). Insofern ist die Analytik nur für Lehrende und Administrationen von Interesse und nicht für Studierenden. Andererseits sollten ausgewertete Daten anonym bleiben und nur auf bestimmte personenbezogene Merkmale aufweisen, um die Online-

Privatsphäre von Studierenden und Dozenten zu schützen (Slade & Prinsloo, 2013, S. 1516).

Obwohl Institutionen mehr Verantwortung für Systemdesign und somit für die Gewährleistung vom Datenschutz tragen, sollten alle Nutzer-Gruppen sich über die Konsequenzen der Nutzung eines Systems und die Transparenz der Datenverarbeitung im Klaren sein. Gemäß den europäischen Datenschutzrichtlinien sollten Systemnutzer über die Tatsache der Datenerhebung und ihre Zwecke informiert werden und hierzu eine eindeutige Einwilligung erklären. Jedes LA-System sollte in Ansicht auf die Datenverarbeitungslogik transparent sein und es ermöglichen, auf die erhobenen Daten jederzeit zuzugreifen oder diese zu löschen (Hoel & Chen, 2016, S. 3).

In dieser wissenschaftlichen Vertiefung wurden fünf LMS angesichts der technischen Umsetzung von LA beschrieben. Alle Lernplattformen unterstützen den xAPI-Standard zur Sammlung von Daten. Dieser Standard wird auch für die Verschlüsselung von Benutzerdaten verwendet, um diese zum Speicher oder zwischen mehreren Systemen sicher zu transportieren. Alle zu analysierenden Lernplattformen implementieren Schnittstellen für die Erstellung von deskriptiven Statistiken, wie z. B. Lernfortschritte oder Häufigkeit der Systemnutzung. Solche Analysen betreffen Erkenntnisgewinne aus der Vergangenheit und Gegenwart. Nur zwei LMS implementieren Module für die Interpretation von Daten für Prognosen. Es ist anzumerken, dass die ausgewählten LMS unterschiedlichen Entwicklungsstufen von LA aufweisen. Dabei ist die Analytik für Studierende in Form von Dashboards implementiert, für Dozenten und Systemadministratoren sind dagegen Kurs- und personalisierte Berichte zum Lernverhalten zugänglich. In den meisten Lernplattformen ist die Darstellung von relevanten Beobachtungen voreingestellt und nur in wenigen davon ist es durch zusätzliche Einstellungen oder installierbare Software-Pakete erweiterbar.



## 5. Ausblick

Das Sammeln und Nutzen von Bildungsdaten, die sich auf Entscheidungen auswirken, ist bereits seit Jahrzehnten bekannt. Allerdings hat das Ausmaß an Konsequenzen im Lehr- und Lernkontext in den letzten Jahren zugenommen und die Corona-Pandemie hat den Prozess der Digitalisierung und somit der Notwendigkeit, noch mehr Erkenntnisse über den Lernstand der Schüler und Studierenden zu gewinnen, beschleunigt. An der reduzierten Anzahl wissenschaftlicher Publikationen, die sich der Einführung der E-Lehre in den Schulunterricht widmen, ist deutlich zu erkennen, dass dieses Thema noch nicht aktiv erforscht wurde. Die Verwendung von LA in den Schulen wird somit kaum untersucht. Aus diesem Grund liegt der Schwerpunkt dieser wissenschaftlichen Vertiefung an der Untersuchung von LA im akademischen Bereich.

Obwohl LA sich noch im Anfangsstadium befindet, ist es heute bereits möglich, enorme Datenmengen zu erheben, anhand von erkennbaren Verhaltensmustern neue Verhaltensmodelle aufzustellen und Lehrinhalte zu planen. Zudem ist es möglich, nicht nur Analysen zu vergangenen Ereignissen zu erstellen, sondern auch die Zukunftsvoraussagen. Weitere Vorteile dieser Technik sind die Konnektivität und Standardisierung unterschiedlicher Lernsysteme von verschiedenen Herstellern, sodass die Daten zwischen mehreren technischen Einheiten transportiert werden können.

Grundsätzlich werden die gesammelten Daten einerseits für die Analyse vom Lernstand einzelner Lernenden gebraucht. Andererseits werden diese für die Auswertung von Daten der Lernenden für Dozenten genutzt. Dadurch erhalten Studierende meistens statistische Informationen darüber, wie z. B. welche Lerneinheiten noch zu bearbeiten sind, um einen Kurs erfolgreich zu absolvieren. In seltenen Fällen erhalten sie ein personalisiertes Feedback von Dozenten. Ungeklärt bleibt jedoch, ob solche Informationen das Selbstlernen fördern und der Effektivität des Lernens beitragen. Denn es wird nur der erfolgreiche Abschluss eines Kurses vorausgesetzt und nicht die Qualität des Lernens. Dabei wird den Studierenden die Möglichkeit entzogen, selbst Zusammenhänge aufzustellen und eigene Lernfortschritte zu beurteilen. Auch im Anwendungsszenario für Dozenten gibt es Probleme im Bezug auf die personalisierte Hilfestellung. Die ausführliche Analyse von Daten der einzelnen Kursteilnehmer ist aus der Datenschutzsicht äußerst kritisch. Nur die kursübergreifende Analyse, in der die personalisierten Daten anonym bleiben, ist von Nutzen. Auf diese Weise könnte ein Kurs mithilfe von Lerndaten zweckgemäß angepasst werden.

Neben technischen Möglichkeiten von LA ist der Aspekt des Vertrauens von Bedeutung. Solange die Einzelheiten der Sammlung und Verarbeitung von Daten für Nutzer nicht ersichtlich sind, kann es kein Vertrauen an LA geben. Bedenklich ist, inwiefern durchschnittliche Nutzer komplexe Abläufe und Algorithmen und deren Zuverlässigkeit nachvollziehen können. In diesem Fall ist die Bereitschaft der Nutzer, sich über datenbezogene Vorgänge zu informieren, sowie der Hersteller von LA-Systemen, entsprechende Informationen öffentlich bereitzustellen, wichtig. Zusätzlich zur Transparenz erwarten Nutzer, dass für die Sicherheit eines Systems Verantwortung übernommen und KI durch Menschen moderiert wird.

LA hat ein großes Potenzial für die Entwicklung im Bildungswesen. Sogar Lernsysteme, die über fortgeschrittene Analytik-Techniken verfügen und bereits eine lange Zeit auf dem Markt existieren, stehen vor Herausforderungen, die noch nicht gelöst werden können. Die größte Schwierigkeit ist dabei, bestimmte Fragen beantworten zu können, die nicht auf gesammelten Daten basieren. Welche Problemstellungen könnten mithilfe von Analysen generell gelöst werden? Welche Analytik wird für Lernende und Lehrende nützlich sein? Welche positiven Entwicklungen kann die Analytik im Hochschul- und Schulprozess reinbringen? Diesen Fragen liegen langwierige Lern- und Lehrkonzepte zugrunde und nicht die Daten.

Auch verschiedene fortgeschrittene Visualisierungstechniken für die Darstellung von Analysen können positiv zur Ausweitung vom LA-Konzept beitragen. Die Aufgabe von Systemdesignern ist es Ergebnisse von Analysen verständlich zu gestalten, sodass es keine speziellen Statistikenkenntnisse erforderlich sind. Beim Betrachten unterschiedlicher LMS ist es nicht zu übersehen, wie sich die Darstellungsweisen unterscheiden. In der Zeit, wenn in einem System moderne und interaktive Reporting-Vorlagen zur Verfügung stehen, sind Analysen in einem anderen System veraltet und starr. Die Visualisierungssysteme sollten dazu dienen, die gesammelten Daten abzubilden und die individuellen Bedürfnisse von Lernenden und Lehrenden abzudecken.

Mit der zunehmenden Aufmerksamkeit zum Thema von LA ist in den letzten Jahren die Anzahl wissenschaftlicher Arbeiten, die unterschiedliche Bestandteile von LA untersuchen und Lösungen zur möglichen Weiterentwicklung bieten, gewachsen. Jedoch erfordert dieser Prozess die unvermittelbare Teilnahme von Lernenden und Lehrkräften. Auf diese Weise können bei der Systementwicklung und Systemnutzung nutzerspezifische und datenschutztechnische Aspekte berücksichtigt werden.

## Abkürzungsverzeichnis

EDM	Educational Data Mining
KI	Künstliche Intelligenz
LA	Learning Analytics
LeAP	Learning Analytics Profiles
LMS	Lernmanagementsystem
LTI	Learning Tools Interoperability

## **Abbildungsverzeichnis**

Abbildung 1: Learning Analytics-Prozess nach Hoel & Chen	17
Abbildung 2: Blackboard Notenprognose	18
Abbildung 3: Blackboard Dashboard für Studierende	19
Abbildung 4: Machine Learning-Modelle in Moodle	20
Abbildung 5: Moodle-Indikatoren für prädiktive Analytik für die Version 3.7	20
Abbildung 6: Maßnahmen zur Reaktion auf Risiko-Studenten in Moodle	21
Abbildung 7: Nutzerspezifische Analytik in ItsLearning	22
Abbildung 8: Kursanalyse in Canvas	23
Abbildung 9: Teilnehmerspezifische Analyse in Canvas	24
Abbildung 10: LA-Dashboard in ILIAS nach Schumacher et al.	25

## Tabellenverzeichnis

Tabelle 1: Ausgewählte wissenschaftliche Artikel zum Thema „Anwendung von Learning Analytics in Schule und Hochschule“	7
Tabelle 2: Ausgewählte LMS zum Thema „Anwendung von Learning Analytics in Schule und Hochschule“	10

## Literaturverzeichnis

- Aldowah et al. 2019 Aldowah H., Al-Samarraie H., Fauzy W. M. *Educational data mining and Learning Analytics for 21st century higher education: A review and synthesis*. Telematics and Informatics, 37: 13-49, 2019 <https://doi.org/10.1016/j.tele.2019.01.007>
- Blackboard Learn 2022 Blackboard.com., 2022. Bolster Student & Institutional Success with Blackboard Data & Analytics [online] [Zugriff am: 12.01.2022]. Verfügbar unter <https://www.blackboard.com/teaching-learning/data-and-analytics>
- Breiter et al. 2021 Breiter A., Zeising A., Müller M., Telle L., Digitalisierungsstrategien im föderalen Schulsystem: Lernmanagementsysteme und ihre Betriebsmodelle; Institut für Informationsmanagement Bremen GmbH (ifib), 2021 <https://www.telekom-stiftung.de/sites/default/files/ifib-lernplattformen-final.pdf>
- Büching et al. 2019 Büching C., Mah DK., Otto S., Paulicke P., Hartman E.A. Learning Analytics an Hochschulen. In: Wittpahl V. (eds) Künstliche Intelligenz. Springer Vieweg, Berlin, Heidelberg, S. 142-160, 2019 [https://doi.org/10.1007/978-3-662-58042-4\\_9](https://doi.org/10.1007/978-3-662-58042-4_9)
- Bülter 2021 Bülter, C. (2021). Entwicklung von Learning Analytics auf Basis einer Graph-Datenbank in Lernmanagement-Systemen (unveröffentlichte Bachelorarbeit, Medientechnik). Hochschule Düsseldorf, Düsseldorf
- Chatti et al. 2013 Chatti M.A., Dyckhoff A.L., Schroeder U., Thüs H. *Reference Model for Learning Analytics*. *International Journal of Technology Enhanced Learning*, 4(5-6): 318–331, 2013 <https://doi.org/10.1504/IJTEL.2012.051815>
- Demmans Epp et al. 2020 Demmans Epp C., Phirangee K., Hewitt J., Perfetti C.A. *Learning management system and course influences on student actions and learning experiences*. *Educational Technology Research & Development* (6): 3263-3297, 2020 <https://doi.org/10.1007/s11423-020-09821-1>
- Drachsler et al. 2016 Drachsler H., Greller W. *Privacy and Analytics – it's a DELICATE Issue A Checklist for Trusted Learning Analytics*. *Proceedings of the Sixth International Conference on LA & Knowledge*, 16: 89-98, 2016 <https://doi.org/10.1145/2883851.2883893>
- Hoel & Chen 2016 Hoel T., Chen W. *Implications of the European Data Protection Regulations for Learning Analytics Design*. CollabTech, Kanazawa, Japan, September 14-16, 2016, Zugriff am 12.01.2022. Verfügbar unter [http://topicmaps.estandard.no/files/LAEDM\\_Kanazawa\\_Sep2016\\_Hoel\\_Chen\\_final\\_w\\_header.pdf](http://topicmaps.estandard.no/files/LAEDM_Kanazawa_Sep2016_Hoel_Chen_final_w_header.pdf)
- Ifenthaler & Yin-Kim Yau 2019 Ifenthaler D., Yin-Kim Yau J. *Higher Education Stakeholders' Views on Learning Analytics Policy Recommendations for Supporting Study Success*. *International Journal of Learning Analytics and Artificial Intelligence for Education*, 1(1): 28-42, 2019 <https://doi.org/10.3991/ijai.v1i1.10978>
- ILIAS ILIAS.de. (o. D.). Benutzerdokumentation für ILIAS 6, [online] [Zugriff am: 12.01. 2022]. Verfügbar unter [https://docu.ilias.de/ilias.php?ref\\_id=8316&cmdClass=ilrepositorygui&cmdNode=j2&baseClass=ilRepositoryGUI](https://docu.ilias.de/ilias.php?ref_id=8316&cmdClass=ilrepositorygui&cmdNode=j2&baseClass=ilRepositoryGUI)
- ItsLearning 2022 ItsLearning.com., 2022. Using Data and Analytics to Boost Learning [online] [Zugriff am: 12.01.2022]. Verfügbar unter <https://itslearning.com/global/about-us/resources/eb-advanced-reporting-ebook/>

- Canvas/Instructure.com. (o. D.). Analytics in Canvas, [online] [Zugriff am: 12.01. 2022]. Verfügbar unter <https://bostoncollege.instructure.com/courses/1292000/pages/analytics-in-canvas>
- Moodle 2019 Moodle.org., 2019. Learning Analytics [online] [Zugriff am: 12.01.2022]. Verfügbar unter [https://docs.moodle.org/37/de/Learning\\_Analytics](https://docs.moodle.org/37/de/Learning_Analytics)
- Schumacher et al. 2018 Schumacher C., Klasen D., Ifenthaler D. *Evidence-based implementation of a learning analytics dashboard into an existing learning management system*. Proceedings der Pre-Conference-Workshops der 16. E-Learning Fachtagung Informatik co-located with 16th e-Learning Conference of the German Computer Society (DeLFI 2018), 2018 <http://ceur-ws.org/Vol-2250/>
- Slade & Prinsloo 2013 Slade, S., Prinsloo, P. *Learning analytics: Ethical issues and dilemmas*. American Behavioral Scientist, 57(10): 1510–1529, 2013 <https://doi.org/10.1177/0002764213479366>
- Su et al. 2021 Su C., Li Y., Chen C. *Understanding the Behavioural Patterns of University Teachers Toward Using a Learning Management System*. International Journal of Emerging Technologies in Learning, 16(14): 129-145, 2021 <https://doi.org/10.3991/ijet.v16i14.22685>
- Zhang et al. 2020 Zhang Y., Ghandour A., Shestak V. *Using Learning Analytics to Predict Students Performance in Moodle LMS*, International Journal of Emerging Technologies in Learning, 15(20): 102-115, 2020 <https://doi.org/10.3991/ijet.v15i20.15915>