

Inhaltsverzeichnis

Abstract.....	1
1. Der Einsatz von Learning Analytics im Hochschulbereich	1
2. Learning Analytics als Präventionsinstrument.....	3
3. Forschungsfragen und methodisches Vorgehen	4
4. Projektbeitrag für Hochschulen	4
Literaturverzeichnis.....	5
Autoren.....	6

Abstract

Für den Studienerfolg prägend ist insbesondere das erste Studienjahr, da Studienabbrüche vorwiegend in dieser Phase vollzogen werden (Heublein et al., 2010). Folglich ist die Studieneingangsphase besonders relevant für den Qualifizierungserfolg von Studierenden (Nadelson et al., 2013).

Das Forschungsprojekt *Studienerfolg mittels Learning Analytics* (STELA) untersucht, wie die Studieneingangsphase durch den Einsatz von Learning Analytics an Hochschulen besser unterstützt werden kann. Im Fokus liegen hierbei die Prognostizierung von Studienerfolg, die Identifizierung von Risikostudenten sowie die Wirkung von Interventionen und Präventionsmaßnahmen in der Studieneingangsphase.

1. Der Einsatz von Learning Analytics im Hochschulbereich

Außerhalb Deutschlands wird die Analyse und Interpretation von Studierendendaten mittels Learning Analytics vermehrt eingesetzt (Ifenthaler, 2017). Learning Analytics verwenden statisch und dynamisch generierte Daten von Lernenden und Lernumgebungen, um diese in Echtzeit zu analysieren und zu visualisieren, mit dem Ziel der Modellierung und Optimierung von Lehr-Lernprozessen und Lernumgebungen (Ifenthaler & Widanapathirana, 2014).

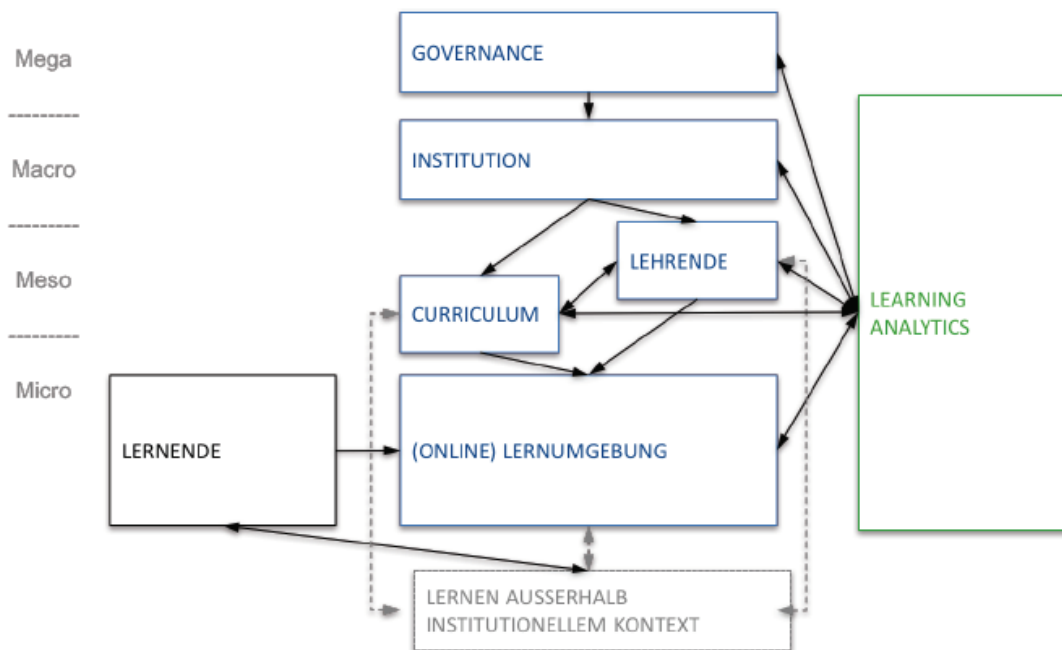


Abbildung 1. Learning Analytics aus Sicht der Bildungsorganisation

Learning Analytics beziehen dabei nicht nur die Daten der digitalen Lernumgebung mit ein, sondern müssen als eingebettet in institutionelle, politische und curriculare Rahmen gesehen werden (siehe Abbildung 1). Auch Lernprozesse außerhalb institutioneller Kontexte sind relevant. Der Einsatz von Learning Analytics ermöglicht es, in Echtzeit datenbasierte Aussagen über Lernverhalten, Lernaktivität und Einstellungen zu treffen, welche im weiteren Verlauf berücksichtigt werden können (Long & Siemens, 2011). Dementsprechend besteht die Möglichkeit von personalisierten und adaptiven pädagogischen Interventionen in (nahezu) Echtzeit (Ifenthaler & Widanapathirana, 2014).

Im Hochschulbereich gelten Learning Analytics als besonders geeignet, da die Studierenden somit ihr Lernverhalten reflektieren können. Ebenso ist ein Vergleich mit anderen Studierenden möglich. Aus Sicht der Lehrpersonen besteht die Möglichkeit, Lernprozesse zielgerichtet zu begleiten und den Lernenden individuelles Feedback sowie Hilfestellung unterstützend zum Lernprozess zu geben. So werden die Lehrpersonen über die Lernleistung der Studierenden informiert und können bei Bedarf persönlichen Kontakt aufnehmen (Pistilli & Arnold, 2010).

Aktuell implementierte Learning Analytics Anwendungen sind stark lernerzentriert und fördern zum Beispiel über Reflektionsanreize (Prompts) den Lernprozess (vgl. Ifenthaler, 2012), wobei durch zeitnahes Feedback und das Wissen über das eigene Lernen der Studienerfolg gesteigert werden kann (Hattie, 2009), weswegen motivationale Prozesse begünstigt werden. Auch aus sozialer Sicht werden die Lernprozesse der Studierenden beeinflusst, da durch den Einsatz von Learning Analytics die Möglichkeit besteht, den eigenen Lernprozess mit dessen der jeweiligen Kommilitonen zu vergleichen (Social Learning Analytics).

Allgemein sollen Learning Analytics gemäß Verbert, Manouselis, Drachsler und Duval (2012) die folgenden Ziele unterstützen:

- Relevante nächste Lernschritte und Lernmaterialien empfehlen
- Reflektion und Bewusstsein über den Lernprozess fördern
- Soziales Lernen fördern
- Unerwünschtes Lernverhalten und –schwierigkeiten aufspüren
- Aktuellen Gefühlszustand der Lernenden ausfindig machen
- Lernerfolg vorhersagen

2. Learning Analytics als Präventionsinstrument

Die Studienerfolgsquote in den Ländern der Organisation für wirtschaftliche Zusammenarbeit und Entwicklung (OECD) beträgt etwa 70 Prozent (OECD, 2013). Deutschland liegt mit seiner Studienerfolgsquote von 75 Prozent gering über dem OECD-Durchschnitt.

Learning Analytics Anwendungen ermöglichen die Identifizierung von Studierendenverhalten zur Prognostizierung von Studierenerfolg sowie die Identifizierung von Risikostudenten (Arnold & Pistilli, 2012). Hierbei wird Studierenerfolg durch das Erlangen eines akademischen Grades gekennzeichnet (Heublein & Wolter, 2011). In Abgrenzung dazu werden Studienabbrecher als diejenigen definiert, die ein Erststudium an einer Hochschule aufgenommen haben, dieses jedoch ohne den Erwerb eines ersten Abschlusses verlassen und ihr Studium auch nicht zu einem späteren Zeitpunkt wieder aufnehmen (Heublein, Schmelzer, & Sommer, 2005). Die sogenannte Studieneingangsphase, welche das erste Studienjahr umfasst, ist ausschlaggebend für den Studierenerfolg. Studien zeigen, dass sich Studienabbrüche überwiegend in dieser Phase vollziehen (z.B. Heublein et al., 2010; Jansen & van der Meer, 2007).

Studierenerfolg kann beispielsweise mit Hilfe von Echtzeitdaten und Prognosemodellen berechnet werden. Ein entsprechender Algorithmus setzt sich aus personen- und leistungsbezogenen sowie curricularen Variablen zusammen. Beispielsweise verwendet die Purdue University in den USA die Variablen „aktuelle Studierendenleistung“, „Aktivität in den universitären Onlinesystemen (Logdaten)“, „vorherige Leistungsresultate“ und „soziodemografische Variablen“ (Arnold, 2010). Anhand der vorliegenden Daten können Muster von Studierendenverhalten erkannt sowie Studierendenprofile erzeugt werden.

Misserfolge in Lehrveranstaltungen gelten als erstes Warnsignal für einen potentiellen Studienabbruch (Barber & Sharkey, 2012). Im Rahmen des Projekts „Course Signals (CS)“ hat die Purdue University im Jahre 2007 unter der Verwendung von Learning Analytics ein Ampelsystem entwickelt, welches für jeden Studierenden die Erfolgswahrscheinlichkeit pro Lehrveranstaltungen visualisiert (Arnold & Pistilli, 2012). Rot verweist auf eine hohe Wahrscheinlichkeit, den Kurs nicht erfolgreich zu beenden, gelb verweist auf mögliche Probleme und grün steht für eine hohe Erfolgswahrscheinlichkeit. Individuelles Feedback erfolgt durch verschiedene Kommunikationskanäle, wie E-Mails, Textnachrichten oder auch persönliche Gespräche. Da diese Anwendung eine frühzeitige Erkennung von Defiziten ermöglicht, können gezielt Unterstützungsmaßnahmen ergriffen werden, um den Studierenerfolg zu begünstigen. Studien von Arnold und Pistilli (2012) zeigen, dass die Verwendung von CS zu einem Anstieg guter Zensuren und einem Rückgang schlechter Zensuren führt.

Zudem wird eine Reduzierung der Abbruchquote verzeichnet. Somit wird deutlich, dass ein gezielter Einsatz von Learning Analytics den Lernprozess von Studierenden unterstützen kann.

Trotz des enormen Potentials werden Learning Analytics zur Identifikation von abbruchgefährdeten Studenten in Deutschland nur vereinzelt thematisiert. So wird beispielsweise an der RWTH Aachen die Learning Analytics Anwendung „eLAT“ eingesetzt (Dychhoff, Zielke, Bültmann, Chatti, & Schröder, 2012). Aktuell wird eLAT von Lehrenden eingesetzt, um die Qualität der Lehre zu verbessern. Dementsprechend kann ein deutliches Forschungsdefizit erkannt werden (Ifenthaler, 2017).

3. Forschungsfragen und methodisches Vorgehen

Aufgrund des identifizierten Forschungsdefizits soll ein systematisches Review mit Fokus auf die Prognostizierung von Studienerfolg und der Wirkung von Interventions- und Präventionsmaßnahmen in der Studieneingangsphase generiert werden. Das Forschungsprojekt generiert einen theoretischen, empirischen und praktischen Mehrwert zu Erkenntnissen von Learning Analytics und Studienerfolg. Beantwortet werden folgende Fragen:

- Lässt sich ein *Zusammenhang* zwischen Learning Analytics und Präventions- und Interventionsmaßnahmen zur Erhöhung des Studienerfolgs aus internationalen Studien identifizieren?
- Welche *Handlungsempfehlungen*, basierend auf den Ergebnissen der systematischen Reviews, lassen sich für den Kontext deutscher Hochschulen ableiten?
- Wie werden die Potenziale der theoretisch abgeleiteten Präventions- und Interventionsmaßnahmen zur Erhöhung des Studienerfolgs an deutschen Hochschulen von Experten hinsichtlich deren *Akzeptanz und Umsetzung* eingeschätzt?

Erarbeitet werden die vorliegenden Forschungsfragen in einem dreistufigen Prozess. Im ersten Schritt erfolgt eine systematische Übersichtsarbeit, welche nationale sowie internationale Primärstudien zur Anwendung von Learning Analytics mit Bezug auf Studienerfolg umfasst. Zentrale Bausteine sind hierbei unter anderem in Anlehnung an Okoli und Schabram (2010) die Literaturrecherche mittels ausgewählter Datenbanken sowie die Definition von Auswahlkriterien der qualitativen Bewertung. Danach erfolgt eine qualitative Expertenbefragung zur Validierung der abgeleiteten Handlungsempfehlungen aus der systematischen Übersichtsarbeit (Meuser & Nagel, 2009). Hierbei werden die Experten aus interdisziplinären Bereichen sowie Hochschulen unterschiedlicher Größenordnung akquiriert, um der Diversität der deutschen Hochschullandschaft gerecht zu werden. Die Experten bewerten das Potenzial und die Umsetzbarkeit der theoretisch abgeleiteten Präventions- und Interventionsmaßnahmen zur Erhöhung des Studienerfolgs an deutschen Hochschulen. Abschließend erfolgt die Verwertung der Projektergebnisse. Es werden Aussagen zur Generalisierbarkeit bzw. Übertragbarkeit der angestrebten Projektergebnisse formuliert.

4. Projektbeitrag für Hochschulen

STELA zielt darauf ab, Handlungsempfehlungen für Hochschulen zu generieren. Durch die Ableitung von geeigneten Interventions- und Präventionsmaßnahmen soll die

Studienerfolgsquote erhöht werden. Zentral ist hierbei die frühzeitige Identifizierung von Risikostudierenden. Intendiert wird außerdem eine Etablierung von Learning Analytics an deutschen Hochschulen, sodass langfristig der Anschluss an die internationale Forschung in diesem rasant wachsenden Forschungsfeld aufgeschlossen werden kann.

Literaturverzeichnis

- Arnold, K. E. (2010). Signals: Applying academic analytics. *EDUCAUSE Quaterly*, 33, 1.
- Arnold, K. E., & Pistilli, M. D. (2012). Course signals at Purdue: Using learning analytics to increase student success LAK'12 Proceedings of the 2nd International Conference on Learning Analytics and Knowledge. New York: ACM.
- Barber, R., & Sharkey, M. (2012). Course correction: Using analytics to predict course success. LAK'12 Proceedings of the 2nd International Conference on Learning Analytics and Knowledge (pp. 259-262). New York: ACM.
- Dyckhoff, A. L., Zielke, D., Bültmann, M., Chatti, M. A., & Schroeder, U. (2012). Design and Implementation of a Learning Analytics Toolkit for Teachers. *Educational Technology & Society*, 15(3), 58-76.
- Hattie, J. A. C. (2009). *Visible learning*. New York: Routledge.
- Heublein, U., Schmelzer, R., & Sommer, D. (2005). Studienabbruchstudie 2005. Die Studienabbrecherquote in den Fächergruppen und Studienbereichen der Universitäten und Fachhochschulen. Hannover: Hochschul-Informationssystem.
- Heublein, U., Hutzsch, C., Schreiber, J., Sommer, D., & Besuch, G. (2010). Ursachen des Studienabbruchs in Bachelor- und in herkömmlichen Studiengängen HIS: Forum Hochschule (Vol. 2). Hannover: HIS Hochschul-Informationssystem.
- Heublein, U., & Wolter, A. (2011). Studienabbruch in Deutschland. Definition, Häufigkeit, Ursachen, Maßnahmen. *Zeitschrift für Pädagogik*, 57(2), 214-236.
- Heublein, U., Richter, J., Schmelzer, R., & Sommer, D. (2014). Die Entwicklung der Studienabbruchquoten an den deutschen Hochschulen. Statistische Berechnungen auf der Basis des Absolventenjahrgangs 2012. *Forum Hochschule*, 2014(4).
- Ifenthaler, D. (2012). Determining the effectiveness of prompts for self-regulated learning in problem-solving scenarios. *Educational Technology & Society*, 15(1), 38-52.
- Ifenthaler, D. (2017). Are higher education institutions prepared for learning analytics? *TechTrends*, 61(4), 366-371. doi:10.1007/s11528-016-0154-0
- Ifenthaler, D., & Widanapathirana, C. (2014). Development and validation of a learning analytics framework: Two case studies using support vector machines. *Technology, Knowledge and Learning*, 19(1-2), 221-240.
- Ifenthaler, D. (2015). Learning Analytics. In J. M. Spector (Ed.), *The SAGE encyclopedia of educational technology* (Vol. 2, pp. 447-451). Thousand Oaks, CA: Sage.

- Jansen, E. P. W. A., & van der Meer, J. (2007). Felling prepared for university? Perceived preparedness and expectations of prospective students. Paper presented at the 10th First-year in higher education Pacific-rim conference: Regenerate, engage, experiment, Queensland University of Technology, Brisbane.
- Long, P., & Siemens, G. (2001). Penetrating the fog: Analytics in learning and education. *EDUCAUSE Review*, 46(5), 31-40.
- Meuser, M., & Nagel, U. (2009). Das Experteninterview – konzeptionelle Grundlagen und methodische Anlage. In S. Pickel, G. Pickel, H.-J. Lauth & D. Jahn (Eds.), *Methoden der vergleichenden Politik- und Sozialwissenschaft: Neue Entwicklungen und Anwendungen* (pp. 465-479). Wiesbaden: VS Verlag für Sozialwissenschaften.
- Nadelson, L. S., Semmelroth, C., Martinez, G., Featherstone, M., Fuhriman, C. A., & Sell, A. (2013). Why did they come here?—The influences and expectations of first-year students' college experience. *Higher Education Studies*, 3(1), 50–62.
- OECD. (2013). *Education at a glance 2013: OECD indicators*. Retrieved from <http://dx.doi.org/10.1787/eag-2013-en>
- Okoli, C., & Schabram, K. (2010). A guide to conducting a systematic literature review of information systems research. *Sprouts: Working Papers on Information Systems*, 10(26).
- Pistilli, M. D., & Arnold, K. E. (2010). In practice: Purdue Signals: Mining real-time academic data to enhance student success. *About Campus*, 15(3), 22-24.
- Tinto, V. (1975). Dropout from higher education: A theoretical synthesis of recent research. *Review of Educational Research*, 45(1), 89–125.
- Verbert, K., Manouselis, N., Drachsler, H., & Duval, E. (2012). Dataset-driven research to support learning and knowledge analytics. *Educational Technological & Society*, 15(3), 133-148.

Autoren



Prof. Dr. Dirk Ifenthaler

E-Mail: ifenthaler@uni-mannheim.de

Prof. Dr. Ifenthaler ist Inhaber des Lehrstuhls für Wirtschaftspädagogik – Technologiebasiertes Instruktionsdesign der Universität Mannheim. Seine Forschung bewegt sich im Schnittbereich von kognitiver Psychologie, Bildungstechnologie, Lehr-Lern-Forschung und statistischer Datenanalyse. Er ist (Mit-)Herausgeber und (Co-)Autor zahlreicher Sammelwerke, Einzelpublikationen sowie internationaler Konferenzbeiträge im Bereich des digitalen Lernens. Professor Ifenthaler ist Editor-in-Chief der internationalen Zeitschrift *Technology, Knowledge and Learning*.



Dana-Kristin Mah, M.A.

E-Mail: Dana-kristin.mah@uni-potsdam.de

Dana-Kristin Mah ist wissenschaftliche Mitarbeiterin am Lehrstuhl für Erziehungs- und Sozialisationsprozesse an der Universität Potsdam sowie wissenschaftliche Mitarbeiterin an der Technischen Universität Berlin in der Zentraleinrichtung Wissenschaftliche Weiterbildung und Kooperation. In ihrem Promotionsprojekt erforscht sie die Studieneingangsphase hinsichtlich Indikatoren für Studienerfolg. Ihre weiteren Expertisefelder sind Learning Analytics, Digital Badges und E-Portfolios im Hochschulkontext.



Jane Yin-Kim Yau, Ph.D.

E-Mail: jyau@mail.uni-mannheim.de

Dr. Jane Yau ist wissenschaftliche Mitarbeiterin am Lehrstuhl für Wirtschaftspädagogik – Technologiebasiertes Instruktionsdesign der Universität Mannheim sowie Associate Fellow in der Informatikabteilung der Warwick Universität, England. Ihre Forschungsinhalte beinhalten Mobiles Lernen, Learning Analytics und Bildungstechnologie. Sie ist (Co)- Autor zahlreicher Publikationen sowie internationaler Konferenzbeiträge im Bereich Mobiles Lernen.