

# Ganzheitliche Schulentwicklung mittels Learning Analytics?

Dirk Ifenthaler<sup>1 2</sup>

**Abstract:** Learning Analytics verwenden statische Daten von Lernenden und dynamische, in Lernumgebungen gesammelte Daten über Aktivitäten und den Kontext der Lernenden, um diese in nahezu Echtzeit zu analysieren und zu visualisieren, mit dem Ziel der Modellierung, Unterstützung und Optimierung von Lehr-Lernprozessen, Lernumgebungen und bildungspolitischen Entscheidungen. Aus Sicht der ganzheitlichen Schulentwicklung ergeben sich aus Learning Analytics umfangreiche Potenziale für die Organisationsentwicklung, Personalentwicklung, Unterrichtsentwicklung, Technologieentwicklung sowie Kooperationsentwicklung. Der Beitrag präsentiert unter der Berücksichtigung des aktuellen Forschungsstandes Gelingensbedingungen für die Implementation von Learning Analytics im Kontext der Schule.

**Keywords:** Learning Analytics, Schulentwicklung, Bildungsdatenkompetenz

## 1 Einleitung

Seit Anfang der 2010er Jahre kann eine rasante Entwicklung von Forschungsbeiträgen zu Learning Analytics in den Bereichen Pädagogik, Psychologie sowie Informatik festgestellt werden [Pr19]. Der Forschungsbereich weist zugleich eine Diversifizierung auf, wobei sich eine Fülle konzeptioneller Variationen entwickelt haben, darunter School Analytics [SS16], Teacher Analytics [SS17] Academic Analytics [LS11], Assessment Analytics [NCB19], Social Learning Analytics [SF12] oder Multimodal Learning Analytics [BW16]. Nach Ifenthaler [If15] verwenden Learning Analytics statische Daten von Lernenden und dynamische in Lernumgebungen gesammelte Daten über Aktivitäten (und den Kontext) von Lernenden, um diese in nahezu Echtzeit zu analysieren und zu visualisieren, mit dem Ziel der Modellierung und Optimierung von Lehr-Lernprozessen und Lernumgebungen.

Empirische Erkenntnisse zur Wirksamkeit von Learning Analytics sind jedoch nur vereinzelt verfügbar [LC17]. Bisherige Forschungsarbeiten fokussieren den Einsatz unterschiedlicher Werkzeuge [At13], reflektieren internationale Praxiserfahrungen [SPM16], analysieren institutionelle Rahmenbedingungen [SM18] und empfehlen administrative Regularien [Ts18]. Erste systematische Übersichtsarbeiten zu Learning Analytics formulieren Gelingensbedingungen zur Organisationsentwicklung [Fe16], identifizieren offene Forschungsbereiche [PE14] und prüfen die Effizienz von Learning Analytics Interventionen [SHS18]. Eine systematische Übersichtsarbeit zur Unterstützung von Lernerfolg durch Learning Analytics

---

<sup>1</sup> Universität Mannheim, Economic and Business Education – Learning, Design and Technology, L4, 1, 68131 Mannheim, dirk@ifenthaler.info, <https://orcid.org/0000-0002-2446-6548>

<sup>2</sup> Curtin University, Bentley, WA, Australia

im Bereich der Hochschule bestätigt die eingeschränkte Evidenz zur Wirksamkeit von Learning Analytics zur Unterstützung von Lern- und Lehrprozessen [IY20].

Trotz dieser frühen Bemühungen liegen noch keine systematische Übersichtsarbeiten zum Zusammenhang zwischen Learning Analytics und Schulentwicklungsprozessen vor. Hier setzt der vorliegende Beitrag an: Wo lassen sich Potenzial von Learning Analytics für die Schulentwicklung entfalten?

## 2 Datengestützte Schulentwicklung

In den letzten Jahren haben sich für die Organisation Schule die Ausgangsbedingungen zum einen durch bildungspolitische Rahmenvorgaben und zum anderen durch einen gesellschaftlichen Wandel (z. B. Digitalisierung) verändert [EG18]. Schule kann diese Herausforderungen nur erfolgreich meistern, wenn sie sich als eine lernfähige und veränderungswillige Institution begreift und sich als lernende Organisation (weiter-)entwickelt. Aus einer systemischen Perspektive kann Schulentwicklung nur von innen heraus stattfinden, weshalb dem Einbeziehen von Lehrpersonen und deren Professionalisierung in Schulentwicklungsprozesse eine entscheidende Bedeutung zukommt [Ba90].

Fullan und Kollegen [FBR90] thematisieren die Systemzusammenhänge von Schulentwicklung als ineinandergreifende Elemente, gegliedert nach den Bereichen Organisationsentwicklung, Unterrichtsentwicklung und Personalentwicklung. Hinsichtlich des Gestaltungsspielraums der Einzelschule muss man allerdings auch feststellen, dass die Umsetzungsqualität keineswegs homogen ist [Me05]. Sowohl hinsichtlich der Problemlösekompetenz als auch hinsichtlich der Prozessgestaltung lassen sich Unterschiede unter den Einzelschulen ausmachen [Ku02a; Ku02b]. Bedenkt man, dass produktive Schulen ein höchst kompetentes und professionelles Kollegium benötigen, welches neben einem effektiven Unterricht auch Führungsaufgaben wahrnimmt und an schulischen Entscheidungsprozessen teilnimmt, so spricht dies für eine Bedeutungszunahme der Lehrpersonen im Organisationsgefüge Schule [LD93].

Eickelmann und Gerick [EG18] greifen die oben skizzierte Komplexität auf, indem fünf Ebenen der Schulentwicklung und deren Interdependenzen angenommen werden: a) Organisationsentwicklung, b) Personalentwicklung, c) Unterrichtsentwicklung, d) Technologieentwicklung sowie e) Kooperationsentwicklung. Darüber hinaus wird seit jüngerer Zeit die Herausforderung einer datenbasierten Schulentwicklung diskutiert [MC18]. Es wird angenommen, dass quantitative Daten zur Entscheidungsfindung für Schulentwicklungsprozesse genutzt werden können. Als Anwendungsbeispiele werden psychometrisch-orientierte Methoden und quantitativ standardisierte Leistungskontrollen genannt [CL09].

Herausforderungen für die Verwendung von Daten für die Schulentwicklung sind die systematische und zielgerichtete Sammlung, Analyse und Verfügbarkeit der Daten in Schulen [MC18]. Ein vielversprechendes Konzept für diese Herausforderung scheinen Learning Analytics zu bieten.

### 3 Learning Analytics

Frühe Learning-Analytics-Ansätze beschränkten sich auf die Analyse von Trace-Data (Log-files) oder Web-Statistiken, um das Verhalten von Lernenden in Online-Lernumgebungen zu beschreiben [Ve13]. Inzwischen konnten die methodologischen Perspektiven von Learning Analytics erweitert werden [BBB14; Pr19]. Somit reichen die Datenanalysen um Learning Analytics weit über die Standardmethoden der Lern-Lehr-Forschung (z. B. Regressionsanalyse, Faktorenanalyse, Clusteranalyse usw.) hinaus. Dabei kommen Variationen von Regressionsanalysen (u. a. logistische Regression, Hierarchisch-Lineare-Regression) zum Einsatz [Si13]. Vor dem Hintergrund unstrukturierter Daten und großer Datenmengen werden jedoch zunehmend Machine Learning Ansätze wie zum Beispiel Support Vector Machines [CS08], Random Forest [Br01] und Decision Tree [Qu86] verwendet. Zusätzlich werden Netzwerkanalysen für die Identifikation sozialer Interaktionen [Ga19] oder zur Optimierung curricularer Planungen [IGD18] herangezogen. Auch semantische Analysen (Natural Language Processing; NLP) und damit verbundenes informatives Feedback in Echtzeit finden zunehmend mehr Anwendung im Kontext von Learning Analytics [GK13; If14a].

Aktuelle Entwicklungen um Learning Analytics fokussieren auf (a) die Verbesserung des Lernens und der Motivation der Lernenden und damit verbunden die Reduktion von Abbrecherquoten (oder deren Inaktivität) [Co16; Gl19; HJ19; Ma16] und auf (b) die Unterstützung bzw. Optimierung von Lernprozessen, indem adaptive Lernpfade sowie -hilfen zur Erreichung bestimmter, vorgegebener oder selbstgesetzter Ziele bereitgestellt werden [DTM11; Ga17; If11; IMY19]. Nur vereinzelte Studien berichten jedoch robuste Erkenntnisse hinsichtlich der Effektivität und Wirksamkeit von Learning Analytics zur Unterstützung von Lernerfolg [SVI15].

Mit der zunehmenden Auseinandersetzung von Bildungsdaten wurden schließlich Potentiale für den weiteren Bildungskontext, zum Beispiel Identifikation von potentiellen Studienabbrechern, erkannt [SPM16]. Mittlerweile kann eine umfassende Diversifikation der ursprünglichen Learning-Analytics-Ansätze dokumentiert werden. Im Folgenden werden einige Strömungen reflektiert.

- **Social Learning Analytics** verwenden Daten von sozialen Interaktionen, welche zum Beispiel in Diskussionsforen oder sozialen Netzwerken anfallen [DTM11]. Die Analysen geben Einblicke in die Teilhabe von Studierenden in kollaborativen Lernprozessen [If14b] und Visualisieren die Netzwerkstruktur und deren Dynamiken im Hinblick auf Lernergebnisse [Ke19] oder lassen Grenzen zwischen formalen und informellen Lerngelegenheiten erkennen [JKD19].
- **Teaching Analytics** fokussieren die Unterstützung von Lehrenden [Pr16]. Mittels Daten von Lernenden und Lernumgebungen erhalten die Lehrenden einen umfassenden Einblick in individuelle Lernprozesse und können ad hoc mittels pädagogischer Interventionen reagieren.

- **School Analytics** werden als Mehrebenenansatz in einer Bildungsorganisation verstanden, indem Daten aus der Mikro-, Meso- und Markroebene für systematische und datenbasierte Entscheidungen verwendet werden. Als primäre Stakeholder werden Hochschulleitungen und andere Entscheidungsträger in Bildungsorganisationen genannt [SS16]. Diese Zielsetzung verfolgen auch *Academic Analytics* [LS11].
- **Curriculum Analytics** und **Learning Analytics Design** beziehen sich auf Fragen der Konsistenz und Qualität von Studienprogrammen sowie einzelner Kurse [If17; LHD13]. Die Analysen werden zur Prüfung von didaktisch intendierter Sequenzierung der Lerninhalte, zur Identifikation von redundanten Lernmaterialien oder Prüfung von Eingangsvoraussetzungen verwendet. Es werden zum Beispiel mittels Netzwerkanalysen intendierte Lernpfade mit tatsächlichen Lernpfaden verglichen [IGD18].
- **Measurement** oder **Assessment Analytics** betrachten die Diagnose und Bewertung von Lernprozessen und -ergebnissen [IGG18]. Neben der summativen Erfassung von Lernfortschritten stehen die formative Analyse von Lernprozessen im Zentrum des Anwendungskontexts. Die Herausforderung von Assessment Analytics sind an individuelle Bedürfnisse der Lernenden angepasste unmittelbare (in nahezu Echtzeit) und informative Rückmeldungen (Feedback) bzw. Hilfestellungen (Scaffolds) [WB18; WI18].
- **Multimodal Learning Analytics** fokussiert unterschiedliche Datenquellen für eine umfassendere Analyse von Lernprozessen. Dabei werden neben Bewegungsdaten (Logfileanalysen) von Lernplattformen auch Daten zur individuellen Disposition von Lernenden (z. B. Emotion, Motivation) sowie Überzeugungen und Interessen in umfassende Analysen integriert [BW16]. Darüber hinaus werden sensor-basierte Daten (z. B. Hautwiderstand, Elektroenzephalogramm EEG, Herzfrequenz EKG, Blutdruck, Atmung, Luftqualität, etc.) oder Blickraten (Eye-Tracking) im Kontext von Lernprozessen gesammelt [FPY17]. Die sensor-basierten Learning Analytics Anwendungen werden auch als *Learning Physiolytics* definiert.

Es ist unschwer erkennbar, dass die Diversifikation von Konstrukten um Learning Analytics eine begriffliche Unschärfe hervorruft. Eine holistische Definition von Learning Analytics (z. B. [If15]) beinhaltet die oben diskutierten Variationen und erlaubt dennoch die Ausrichtung der Learning-Analytics-Ansätze im jeweiligen Anwendungsfall zu spezifizieren.

Keine der zuvor zitierten Studien beinhaltet eine vollständige und detaillierte Übersicht zu Learning Analytics im Zusammenhang mit Unterstützungsmöglichkeiten von Schulentwicklungsprozessen.

## 4 Diskussion und Ausblick

Zusammenfassend können Learning Analytics als sozio-technologische Ansätze definiert werden, mittels derer Bildungsdaten zum Verständnis und zur Optimierung von Lern-Lehr-Prozessen und Lernumgebungen sowie organisationalen Veränderungsprozessen analysiert werden [If20]. Ohne dass dies größere Beachtung gefunden hätte, werden seit nahezu einer Dekade Data-Analytics-Ansätze im Bildungskontext als Werkzeuge zum Verständnis sowie zur Optimierung von Lern- und Lehrprozessen sowie Lernumgebungen genutzt. Zum einen fehlen Bildungseinrichtungen noch immer die organisatorischen, technischen und personellen Kapazitäten für eine nachhaltige und effektive Implementierung von Learning-Analytics-Systemen [If16; LEE19], zum anderen existieren nur sehr wenige empirisch erprobte Learning Analytics Systeme [Ri16; SM18]. Für den Kontext der Schule konnten keine belastbaren Befunde für Learning Analytics im Zusammenhang mit Schulentwicklung identifiziert werden.

Learning Analytics können für Schulen vielfältige Potentiale entwickeln [Ve12], u. a. den Lernerfolg vorhersagen, relevante nächste Lernschritte und Lernmaterialien empfehlen, Reflektion und Bewusstsein über den Lernprozess fördern, soziales Lernen unterstützen indem Lerntandems vorgeschlagen werden, unerwünschtes Lernverhalten und hinderliche Lernschwierigkeiten identifizieren oder den aktuellen Gefühlszustand der Lernenden ausfindig machen. Obwohl Learning Analytics einen besonderen Fokus auf Lern-Lehrprozess und die Lernumgebung haben, bieten die gewonnenen Analyseergebnisse Potentiale für Schulentwicklungsprozesse. Für einen strukturierten Überblick bietet sich eine Aufgliederung der Potentiale nach Zielgruppen (Governance, Institution, Instruktionsdesign, Lehrende, Lernende) sowie Perspektive (Summativ, Formativ, Prognose) an [IW14]. Für Schulentwicklungsprozesse lassen sich folgende Bereiche hervorheben:

- **Governance Stakeholder** umfassen politische Entscheidungsträger einzelner Bildungsorganisationen oder übergeordneter Organisationseinheiten wie z. B. Ministerien, Verbände, etc.
  - *Summative Analysen* ermöglichen institutionsübergreifende Vergleiche oder die Entwicklung von Qualitätsstandards und -prozessen.
  - *Formative Analysen* (in nahezu Echtzeit) erlauben Performanzanalysen oder die Möglichkeit, unmittelbar auf kritische Vorfälle zu reagieren.
  - *Prognosen* dienen der institutionsübergreifenden Planung und der Entwicklung von Unterstützungsprogrammen.
- **Stakeholder der Institution** schließen Departments- bzw. Abteilungsleitungen, Direktorien und Verantwortliche für Bildungsgänge einer Schule mit ein.
  - *Summative Analysen* helfen die Ressourcenverteilung zu optimieren oder den Vergleich von Bildungsgängen über Fachbereiche hinweg.
  - *Echtzeitanalysen* zeigen Fluktuationen in einzelnen Bildungsgängen auf und unterstützen die Evaluation von verfügbaren Ressourcen.

- *Prognosen* helfen der Optimierung von Pilotprojekten und zur Vorhersage von Systemprozessen und Erfolgsindikatoren.

Schulen müssen sich der Datenschutzthemen annehmen, die in Verbindung mit Learning Analytics stehen, wie Zugriffsrechte, Speicherdauer, Analysen und Schlussfolgerungen aus den Analysen [WHH15]. Studienergebnisse weisen darauf hin [Ho17; IS16; WHH16], dass Lehrpersonen und Lernende nicht bereit sind, alle Daten für Learning-Analytics-Anwendungen preiszugeben. Der Großteil ist bereit, lernbezogene Daten zu teilen, nicht aber persönliche Informationen oder soziale Nutzerpfade. Insbesondere bei der Implementierung der geforderten adaptiven und personalisierten Systeme, die auf eine Vielzahl an Daten angewiesen sind, ist dies ein kritischer Aspekt.

Im Hinblick auf die Weiterbildung von Stakeholdern der Schule steht die Bildungsdatenkompetenz (educational data literacy), d. h. ethisch verantwortliches Sammeln, Managen, Analysieren, Verstehen, Interpretieren und Anwenden von Daten aus dem Kontext des Lernens und Lehrens im Vordergrund. Während weitere Fortschritte in der Forschung um Learning Analytics erzielt werden, müssen sich Bildungsorganisationen mit den erforderlichen Veränderungsprozessen befassen, die die Einführung und nachhaltige Verwendung von Learning Analytics ermöglichen.

## Literatur

- [At13] Atif, A.; Richards, D.; Bilgin, A.; Marrone, M.: Learning analytics in higher education: a summary of tools and approaches. In (Carter, H.; Gosper, M.; Hedberg, J., Hrsg.): *Electric Dreams: Proceedings of ascilite 2013*. NSW: ascilite, Sydney, S. 68–72, 2013.
- [Ba90] Barth, R. S.: *Improving schools from within: Teachers, parents and principals can make the difference*, San Francisco, 1990.
- [BBB14] Berland, M.; Baker, R. S.; Blikstein, P.: Educational Data Mining and Learning Analytics: Applications to Constructionist Research. *Technology, Knowledge and Learning* 19/1–2, S. 205–220, Mai 2014.
- [Br01] Breiman, L.: Random forests. *Machine Learning* 45/1, S. 5–32, 2001.
- [BW16] Blikstein, P.; Worsley, M.: Multimodal Learning Analytics and Education Data Mining: using computational technologies to measure complex learning tasks. *Journal of Learning Analytics* 3/2, S. 220–238, Sep. 2016.
- [CL09] Campbell, C.; Levin, B.: Using data to support educational improvement. *Educational Assessment, Evaluation and Accountability* 21/1, S. 47–65, 2009.
- [Co16] Colvin, C.; Rogers, T.; Wade, A.; Dawson, S.; Gašević, D.; Nelson, K.: *Student retention and learning analytics: A snapshot of Australian practices and a framework for advancement*. Australian Government Office for Learning und Teaching, Canberra, ACT, 2016.

- [CS08] Christmann, A.; Steinwart, I.: Support Vector Machines. Springer, New York, 2008.
- [DTM11] Dawson, S.; Tan, J. P. L.; McWilliam, E.: Measuring creative potential: Using social network analysis to monitor a learners. *Australian Journal of Educational Technology* 27/6, S. 924–942, 2011.
- [EG18] Eickelmann, B.; Gerick, J.: Herausforderungen und Zielsetzungen im Kontext der Digitalisierung von Schule und Unterricht (II), Fünf Dimensionen der Schulentwicklung zur erfolgreichen Integration digitaler Medien. *Schulverwaltung NRW* 29/4, S. 111–115, 2018.
- [FBR90] Fullan, M. G.; Benett, B.; Rolheiser-Bennett, C.: Linking classroom and school improvement. *Educational Leadership* 47/8, S. 13–19, 1990.
- [Fe16] Ferguson, R.; Brasher, A.; Clow, D.; Cooper, A.; Hillaire, G.; Mittelmeier, J.; Rienties, B.; Ullmann, T.; Vuorikari, R.: Research Evidence on the Use of Learning Analytics, Implications for Education Policy, Techn. Ber., Joint Research Centre Science for Policy Report, Joint Research Centre, 2016, URL: <https://t1p.de/rmaa>, Stand: 06.07.2021.
- [FPY17] Fortenbacher, A.; Pinkwart, N.; Yun, H.: Learning analytics for sensor-based adaptive learning, presented at the LAK 17 Proceedings of the Seventh International Learning Analytics and Knowledge Conference, Vancouver, British Columbia, Canada, 13. März 2017.
- [Ga17] Gašević, D.; Jovanović, J.; Pardo, A.; Dawson, S.: Detecting learning strategies with analytics: Links with self-reported measures and academic performance. *Journal of Learning Analytics* 4/2, S. 113–128, 2017.
- [Ga19] Gašević, D.; Joksimović, S.; Eagan, B. R.; Shaffer, D. W.: SENS: Network analytics to combine social and cognitive perspectives of collaborative learning. *Computers in Human Behavior* 92/, S. 562–577, März 2019.
- [GK13] Gurevych, I.; Kim, J., Hrsg.: The people’s web meets NLP. Collaboratively constructed language resources. Springer, Berlin, 2013.
- [Gl19] Glick, D.; Cohen, A.; Festinger, E.; Xu, D.; Li, Q.; Warschauer, M.: Predicting success, preventing failure. In (Ifenthaler, D.; Mah, D.-K.; Yau, J. Y.-K., Hrsg.): Utilizing learning analytics to support study success. Springer, Cham, S. 249–273, 2019.
- [HJ19] Hinkelmann, M.; Jordine, T.: The LAPS project: using machine learning techniques for early student support. In (Ifenthaler, D.; Mah, D.-K.; Yau, J. Y.-K., Hrsg.): Utilizing learning analytics to support study success. Springer, Cham, S. 105–117, 2019.
- [Ho17] Howell, J. A.; Roberts, L. D.; Seaman, K.; Gibson, D. C.: Are We on Our Way to Becoming a “Helicopter University”? *Academics’ Views on Learning Analytics. Technology, Knowledge and Learning* 23/1, S. 1–20, Aug. 2017.

- [If11] Ifenthaler, D.: Intelligent model-based feedback. Helping students to monitor their individual learning progress. In (Graf, S.; Lin, F.; Kinshuk; McGreal, R., Hrsg.): *Intelligent and adaptive systems: Technology enhanced support for learners and teachers*. IGI Global, Hershey, PA, S. 88–100, 2011.
- [If14a] Ifenthaler, D.: AKOVIA: Automated Knowledge Visualization and Assessment. *Technology, Knowledge and Learning* 19/1–2, S. 241–248, Mai 2014.
- [If14b] Ifenthaler, D.: Toward automated computer-based visualization and assessment of team-based performance. *Journal of Educational Psychology* 106/3, S. 651–665, Aug. 2014.
- [If15] Ifenthaler, D.: Learning analytics. In (Spector, J. M., Hrsg.): *The SAGE encyclopedia of educational technology*. Bd. 2, Thousand Oaks, S. 447–451, 2015.
- [If16] Ifenthaler, D.: Are Higher Education Institutions Prepared for Learning Analytics? *TechTrends* 61/4, S. 366–371, Dez. 2016.
- [If17] Ifenthaler, D.: Learning analytics design. In (Lin, L.; Spector, J. M., Hrsg.): *The sciences of learning and instructional design. Constructive articulation between communities*. Routledge, New York, S. 202–211, 2017.
- [If20] Ifenthaler, D.: Change management for learning analytics. In (Pinkwart, N.; Liu, S., Hrsg.): *Artificial intelligence supported educational technologies*. Springer, Champ, S. 261–272, 2020.
- [IGD18] Ifenthaler, D.; Gibson, D.; Dobozy, E.: Informing learning design through analytics: Applying network graph analysis. *Australasian Journal of Educational Technology* 34/2, Apr. 2018.
- [IGG18] Ifenthaler, D.; Greiff, S.; Gibson, D. C.: Making use of data for assessments: harnessing analytics and data science. In (Voogt, J.; Knezek, G.; Christensen, R.; Lai, K.-W., Hrsg.): *International handbook of IT in primary and secondary education*. Springer, New York, S. 649–663, 2018.
- [IMY19] Ifenthaler, D.; Mah, D.-K.; Yau, J. Y.-K.: Utilising learning analytics for study success. Reflections on current empirical findings. In (Ifenthaler, D.; Mah, D.-K.; Yau, J. Y.-K., Hrsg.): *Utilizing learning analytics to support study success*. Springer, Cham, S. 27–36, 2019.
- [IS16] Ifenthaler, D.; Schumacher, C.: Student perceptions of privacy principles for learning analytics. *Educational Technology Research and Development* 64/5, S. 923–938, Aug. 2016.
- [IW14] Ifenthaler, D.; Widanapathirana, C.: Development and Validation of a Learning Analytics Framework: Two Case Studies Using Support Vector Machines. *Technology, Knowledge and Learning* 19/1–2, S. 221–240, Mai 2014.
- [IY20] Ifenthaler, D.; Yau, J. Y.-K.: Utilising learning analytics to support study success in higher education: a systematic review. *Educational Technology Research and Development* 68/4, S. 1961–1990, Juni 2020.



- [JKD19] Joksimović, S.; Kovanović, V.; Dawson, S.: The journey of learning analytics. *HERDSA Review of Higher Education* 6/, S. 37–63, Jan. 2019.
- [Ke19] Kerrigan, S.; Feng, S.; Vuthaluru, R.; Ifenthaler, D.; Gibson, D. C.: Network analytics of collaborative problem-solving, presented at the CELDA Conference, Cagliari, Italy, 7. Nov. 2019.
- [Ku02a] Kuper, H.: Entscheidungsstrukturen in Schulen. Eine differenzielle Analyse der Schulorganisation. *Zeitschrift für Pädagogik* 48/6, S. 856–878, 2002.
- [Ku02b] Kuper, H.: Stichwort: Qualität im Bildungssystem. *Zeitschrift für Erziehungswissenschaft* 5/1, S. 533–551, 2002.
- [LC17] Lodge, J. M.; Corrin, L.: What data and analytics can and do say about effective learning. *npj Science of Learning* 2/1, S. 5, 9. Feb. 2017.
- [LD93] Leithwood, K. A.; Duke, D. L.: Defining effective leadership for Connecticut's future schools. *Journal of Personnel Evaluation in Education* 6/4, S. 301–333, Apr. 1993.
- [LEE19] Leitner, P.; Ebner, M.; Ebner, M.: Learning analytics challenges to overcome in higher education institutions. In (Ifenthaler, D.; Yau, J. Y.-K.; Mah, D.-K., Hrsg.): *Utilizing learning analytics to support study success*. Springer, Champ, S. 91–104, 2019.
- [LHD13] Lockyer, L.; Heathcote, E.; Dawson, S.: Informing Pedagogical Action: Aligning learning analytics with learning design. *American Behavioral Scientist* 57/10, S. 1439–1459, März 2013.
- [LS11] Long, P. D.; Siemens, G.: Penetrating the fog: Analytics in learning and education. *EDUCAUSE Review* 46/5, S. 31–40, 2011.
- [Ma16] Mah, D.-K.: Learning Analytics and Digital Badges: Potential Impact on Student Retention in Higher Education. *Technology, Knowledge and Learning* 21/3, S. 285–305, Juni 2016.
- [MC18] Mintrop, R.; Coghlan, E.: Datenbasiertes Schulleitungshandeln – Forschungsbefunde und praktische Erfahrungen aus einem datenaffinen Schulsystem. *DDS – Die Deutsche Schule* 110/1, S. 10–26, 2018.
- [Me05] Merki, K. M.: Schulentwicklung und Qualitätsmanagement im 21. Jahrhundert, Problemzusammenhang und Forschungsdesiderate. In (Merki, K. M.; Sandmeier, A.; Schuler, P.; Fend, H., Hrsg.): *Schule wohin? Schulentwicklung und Qualitätsmanagement im 21. Jahrhundert*. Forschungsbereich Schulqualität und Schulentwicklung, Zürich, S. 4–14, 2005.
- [NCB19] Nouira, A.; Cheniti-Belcadhi, L.; Braham, R.: An ontology-based framework of assessment analytics for massive learning. *Computer Applications in Engineering Education* 27/6, S. 1343–1360, Aug. 2019.
- [PE14] Papamitsiou, Z.; Economides, A.: Learning analytics and educational data mining in practice: a systematic literature review of empirical evidence. *Educational Technology and Society* 17/4, S. 49–64, 2014.

- [Pr16] Prieto, L. P.; Sharma, K.; Dillenbourg, P.; Jesús, M.: Teaching analytics: towards automatic extraction of orchestration graphs using wearable sensors, presented at the LAK 16 Proceedings of the Seventh International Learning Analytics and Knowledge Conference, Edinburgh, UK, 25. Apr. 2016.
- [Pr19] Prieto, L. P.; Rodríguez-Triana, M. J.; Martínez-Maldonado, R.; Dimitriadis, Y.; Gašević, D.: Orchestrating learning analytics (OrLA): Supporting interstakeholder communication about adoption of learning analytics at the classroom level. *Australasian Journal of Educational Technology* 35/4, S. 14–33, 24. Aug. 2019.
- [Qu86] Quinlan, J.: Induction of decision trees. *Machine Learning* 1/1, S. 81–106, 1986.
- [Ri16] Rienties, B.; Borooa, A.; Cross, S.; Kubiak, C.; Mayles, K.; Murphy, S.: Analytics4Action evaluation framework: A review of evidence-based learning analytics interventions at the Open University UK. *Journal of Interactive Media in Education* 2/1, S. 1–11, 2016.
- [SF12] Shum, S. B.; Ferguson, R.: Social learning analytics. *Educational Technology and Society* 15/3, S. 3–26, 2012.
- [SHS18] Sønderlund, A. L.; Hughes, E.; Smith, J.: The efficacy of learning analytics interventions in higher education: A systematic review. *British Journal of Educational Technology* 50/5, S. 2594–2618, Nov. 2018.
- [Si13] da Silva, J. L.; Caeiro, F.; Natário, I.; Braumann, C. A.: *Advances in regression, survival analysis, extreme values, markov processes and other statistical applications*. Springer, Berlin, 2013.
- [SM18] Shum, S. B.; McKay, T. A.: Architecting for learning analytics. *Innovating for sustainable impact. EDUCAUSE Review* 53/2, S. 25–37, 2018.
- [SPM16] Sclater, N.; Peasgood, A.; Mullan, J.: *Learning analytics in higher education: A review of UK and international practice*, Bristol, 2016.
- [SS16] Sergis, S.; Sampson, D. G.: School analytics: a framework for supporting school complexity leadership. In (Spector, J. M.; Ifenthaler, D.; Sampson, D. G.; Isaias, P., Hrsg.): *Competencies in teaching, learning and educational leadership in the digital age*. Springer, S. 79–122, 2016.
- [SS17] Sergis, S.; Sampson, D. G.: Teaching and learning analytics to support teacher inquiry: a systematic literature review. In (Peña-Ayala, A., Hrsg.): *Learning analytics: fundamentals, applications, and trends*. Springer, S. 25–63, 2017.
- [SVI15] Suchithra, R.; Vaidhehi, V.; Iyer, N. E.: Survey of learning analytics based on purpose and techniques for improving student performance. *International Journal of Computer Applications* 111/1, S. 22–26, 2015.

- [Ts18] Tsai, Y.-S.; Moreno-Marcos, P. M.; Jivet, I.; Scheffel, M.; Tammets, K.; Kolom, K.; Gašević, D.: The SHEILA Framework: Informing Institutional Strategies and Policy Processes of Learning Analytics. *Journal of Learning Analytics* 5/3, S. 5–20, Nov. 2018.
- [Ve12] Verbert, K.; Manouselis, N.; Drachsler, H.; Duval, E.: Dataset-driven research to support learning and knowledge analytics. *Educational Technology and Society* 15/3, S. 133–148, 2012.
- [Ve13] Veenman, M. V. J.: Assessing metacognitive skills in computerized learning environments. In (Azevedo, R.; Alevan, V., Hrsg.): *International handbook of metacognition and learning technologies*. Springer, New York, S. 157–168, 2013.
- [WB18] Whitelock, D.; Bektik, D.: Progress and challenges for automated scoring and feedback systems for large-scale assessments. In (Voogt, J.; Knezek, G.; Christensen, R.; Lai, K.-W., Hrsg.): *International handbook of IT in primary and secondary education*. Springer, New York, S. 649–663, 2018.
- [WHH15] West, D.; Heath, D.; Huijser, H.: Let's Talk Learning Analytics: A Framework for Implementation in Relation to Student Retention. *Online Learning* 20/2, Dez. 2015.
- [WHH16] West, D.; Huijser, H.; Heath, D.: Putting an ethical lens on learning analytics. *Educational Technology Research and Development* 64/5, S. 903–922, Juli 2016.
- [WI18] Webb, M.; Ifenthaler, D.: Assessment as, for and of 21st Century learning using information technology: An overview. In (Voogt, J.; Knezek, G.; Christensen, R.; Lai, K.-W., Hrsg.): *International handbook of IT in primary and secondary education*. Springer, Champ, S. 1–20, 2018.