

Design, Development and Evaluation of Highly Informative Learning Analytics

Hendrik Drachsler

Dieser Beitrag ist eine Zusammenfassung der Keynote von Hendrik Drachsler auf der Learning AID 2024 in Bochum. Die Keynote beleuchtet die Entwicklung des Forschungsprogramms von Trusted Learning Analytics (TLA) hin zu Highly Informative Learning Analytics (HILA) des EduTec.science Forschungsverbundes und diskutiert die zentrale Frage, wie KI-gestützte Learning Analytics sinnvoll in Bildungsprozesse integriert werden können. Obwohl KI und Learning Analytics großes Potenzial zur Verbesserung von Lehr- und Lernpraktiken bieten, hängt ihr Erfolg maßgeblich davon ab, wie sie gestaltet, getestet und weiterentwickelt werden. Entscheidend sind dabei: Kontext-spezifische Anwendungen, die sich an realen Bildungsanforderungen orientieren, empirische Validierung, um nachweislich wirksame Interventionen zu identifizieren und die Berücksichtigung der Bedürfnisse der Lernenden, um adaptives und nachhaltiges Lernen zu ermöglichen. Die Keynote argumentiert, dass der technologische Fortschritt allein nicht ausreicht – nur durch eine didaktisch fundierte und empirisch überprüfte Nutzung können KI-gestützte Learning Analytics tatsächlich zur Verbesserung der Bildung beitragen. Die Folien zur Keynote sind auf unserem Forschungsblog verfügbar: <https://edutec.science/keynote-at-learningaid-bochum-germany/>

Design, Development and Evaluation of Highly Informative Learning Analytics

This article is a summary of Hendrik Drachsler's keynote speech at Learning AID 2024 in Bochum. The keynote highlights the development of the research program from Trusted Learning Analytics (TLA) to Highly Informative Learning Analytics (HILA) of the EduTec.science research network and discusses the central question of how AI-supported learning analytics can be meaningfully integrated into educational processes. Although AI and learning analytics offer great potential for improving teaching and learning practices, their success depends largely on how they are designed, tested and further developed. Crucial here are Context-specific applications that are geared towards

real educational requirements, empirical validation to identify demonstrably effective interventions and consideration of learners' needs to enable adaptive and sustainable learning. The keynote argues that technological progress alone is not enough – only through didactically sound and empirically validated use can AI-supported learning analytics actually contribute to improving education. The keynote slides are available on our research blog: <https://edutec.science/keynote-at-learningaid-bochum-germany/>

Von Trusted Learning Analytics (TLA) zu hochinformativen Learning Analytics (HILA)

Der Ursprung von Learning Analytics (LA) liegt in der Vision, den Prozess des Lernens zu untersuchen, indem die in digitalen Lernumgebungen hinterlassenen Daten der Lernenden analysiert werden. Durch das Verfolgen dieser digitalen Spuren in Datenbanken soll ein besseres Verständnis von Lernverhalten und Lernprozessen ermöglicht werden. Ein wesentlicher Unterschied zu traditionellen Prüfungen besteht darin, dass LA kontinuierliche Daten aus realen Lernaktivitäten nutzt, anstatt nur punktuelle Leistungsnachweise zu erheben. Dies lässt die gewonnenen Informationen authentischer erscheinen, da sie das tatsächliche Verhalten der Lernenden widerspiegeln. Allerdings wurden die in digitalen Systemen gespeicherten Daten ursprünglich nicht mit der Absicht erfasst, Lernende in ihrem Lernprozess zu unterstützen. Vielmehr dienen sie primär der Systemfunktionalität, indem sie Statusinformationen und Ereignisse für die Softwareverwaltung speichern. Trotz dieser Einschränkungen herrschte in den frühen Jahren der LA-Forschung eine optimistische Erwartungshaltung, dass LA das Potenzial habe, herkömmliche Prüfungen zu ersetzen. Die Hoffnung war, dass der Lernerfolg durch die Analyse von Prozessdaten zuverlässig vorhergesagt werden könne (Greller & Drachsler, 2012). Die damit verbundene umfassende Verarbeitung von Prozessdaten machte jedoch früh die Notwendigkeit eines starken Datenschutzes und einer klaren Datensouveränität deutlich. Dies führte zur Entwicklung des Konzepts der Trusted Learning Analytics (TLA), das den Schutz persönlicher Daten und transparente Nutzungskonzepte in den Fokus rückte. Für eine verantwortungsvolle Implementierung von TLA sind daher nicht nur technische Sicherheitsmaßnahmen erforderlich, sondern auch klare Kommunikationsstrategien, die Lernende darüber aufklären, wie ihre Daten verwendet werden und welchen konkreten Mehrwert sie für den Lernprozess bieten. Ein weiterer zentraler Aspekt ist die Einbindung aller relevanten Akteure in die

Entwicklung und Erforschung von TLA-Anwendungen. Neben Entwicklern und Bildungseinrichtungen sollten auch datenschutzrechtliche Expert:innen sowie Studierende aktiv in den Gestaltungsprozess eingebunden werden. Langfristige Begleitforschung ist notwendig, um die Auswirkungen und Potenziale von TLA wissenschaftlich zu evaluieren. Letztlich verfolgt TLA das Ziel, eine Balance zwischen der Nutzung von LA zur individuellen Unterstützung von Lernenden und dem Schutz ihrer persönlichen Daten zu finden. Nur durch diese Ausgewogenheit kann eine nachhaltige und verantwortungsvolle Integration von LA in Bildungssysteme sichergestellt werden.

Das TLA-Konzept von 2012 wurde in den folgenden Jahren intensiv beforscht und hat in sozialer, technischer und didaktischer Hinsicht erhebliche Fortschritte verbuchen können. In der sozialen Dimension wurden ethische Leitlinien (Drachsler & Greller, 2016; Hansen et al., 2020), institutionelle Richtlinien (Scheffel et al., 2019), empirische Studien mit Bildungsakteuren (Jivet et al., 2020; Kollom et al., 2021; Wollny et al., 2023) und Instrumente (Tsai et al., 2018) für die ethische Nutzung von TLA entwickelt.

Auf der technischen Ebene wurden Infrastrukturen (Biedermann, Ciordas-Hertel, et al., 2023; Ciordas-Hertel et al., 2020; Ciordas-Hertel et al., 2019; Karademir et al., 2021; Wollny et al., 2021) zur Sammlung, Verarbeitung und Analyse von Daten entwickelt und eingesetzt. Auf der Grundlage dieser Ergebnisse wurde eine ausgereifte Dateninfrastruktur geschaffen, die die Tür für umfassendere empirische Studien über die Auswirkungen von TLA öffnet.

Im verschiedenen Bildungsbereich von Schule bis Hochschule wurden mehrere Feldstudien durchgeführt, um herauszufinden, wie sich Daten aus der TLA-Forschung auf die Anwendung durch Lehrkräfte auswirken (Kollom et al., 2021) und welchen Einfluss datengesteuerte Feedback-Modelle auf Lernende haben (Di Mitri et al., 2021; Jivet et al., 2020).

Das Highly-Informative Learning Analytics (HILA) Forschungsprogramm des Edutec.Science Forschungsverbundes¹ teilt diese Ambitionen mit anderen Forschungsgruppen, die die Ergebnisse der LA-Forschung des letzten Jahrzehnts aufarbeiten, um praktische Auswirkungen auf das Lehren und Lernen von heute zu erzielen. Basierend auf den Erkenntnissen aus dem TLA-Forschungsprogramm wurden drei Schwerpunktbereiche für das aktuelle Forschungsprogramm zu HILA definiert, die im Folgenden vorgestellt werden.

1 www.edutec.science

Fokussierung auf die Mikroebene von Lehren und Lernen

Im Bereich LA wird wiederholt darauf hingewiesen, dass LA in den Bildungswissenschaften verankert sein sollte (Greller & Drachsler, 2012; Gašević et al., 2015; Motz et al., 2022). Gasevic et al. (2015) verweisen daher auf andere etablierte Fachgesellschaften wie die Informationssuche, die bereits ein hohes Stadium wissenschaftlicher Reife erreicht haben: »As a developing field in information seeking, Wilson (1999, p. 250) noted that ›many things were counted, from the number of visits to libraries, to the number of personal subscriptions to journals and the number of items cited in papers. Very little of this counting revealed insights of value for the development of theory or, indeed, of practice. Significant progress in research and practice only really commenced when information seeking was framed within robust theoretical models of human behaviour« (Wilson, 1999, p. 250)« Gasevic et al. (2015, S. 6).

Ebenso schlussfolgern (Jivet et al., 2017, 2018) dass der Fokus im Bereich LA stärker auf das Learning als auf die Analytics gelegt werden sollte. Eine einseitige Konzentration auf den analytischen Aspekt führt häufig dazu, dass ausschließlich leicht verfügbare Daten aus Logdateien genutzt werden, anstatt gezielt sinnvolle und reichhaltige Datensätze zu generieren, die die tatsächlichen Lernziele und die Kompetenzentwicklung von Lernenden unterstützen. Diese Problematik wird auch von Motz et al. (2022) bestätigt. In einer umfassenden Analyse von Forschungspublikationen aus den Tagungsbänden zweier aktueller LAK-Konferenzen stellten sie fest, dass 70,5 % der Beiträge kein Instrument zur Messung des Lernerfolgs bereitstellen und 91,4 % keine pädagogische Intervention auf der Grundlage von Analytics beinhalten. Die Autoren kommen zu dem Schluss, dass es innerhalb der LA-Community derzeit an einer klaren methodischen Ausrichtung zur Messung des Lernerfolgs mangelt.

Das HILA-Forschungsprogramm zielt darauf ab, die oben benannten Lücken in der LA-Forschung zu schließen, indem es den Fokus auf die Bereitstellung hochinformativen Feedbacks für Lernende und insbesondere für Lehrkräfte legt. Im Gegensatz zu vielen bisherigen Ansätzen, die sich auf die Meso- und Makroebene konzentrieren, rückt HILA gezielt die Mikroebene von LA in den Mittelpunkt (Greller & Drachsler, 2012). Ziel ist es, Lehrkräfte und Lernende effektiv, effizient und wirkungsvoll zu unterstützen. Dieser Fokus ist besonders relevant, da viele Bildungssysteme weltweit durch einen akuten Lehrkräftemangel unter starkem Druck stehen. Hier kann der gezielte Einsatz von HILA eine Entlastung bieten, indem bestimmte Aufgaben, wie die Bewertung und das Geben von Feedback, durch maschinelles Lernen effizienter gestaltet

werden. Dies ermöglicht Lehrkräften, ihre begrenzten Ressourcen stärker auf die Gestaltung einer abwechslungsreichen und lernförderlichen Umgebung zu konzentrieren. Durch den Einsatz von HILA können Lehrkräfte sofortiges und personalisiertes Feedback bereitstellen, das direkt auf die individuellen Lernprozesse der Lernenden abgestimmt ist. Auf diese Weise trägt HILA nicht nur zur Verbesserung der Lehrqualität bei, sondern auch zur gezielten Unterstützung von Lernenden in ihren individuellen Lernverläufen.

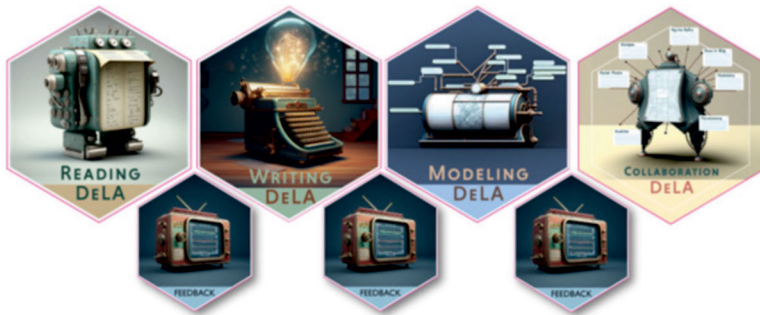
Entwicklung von Daten-Erweiterten Lern-Aktivitäten (DeLA)

Anstatt sich auf eine einzelne Aktivität zu konzentrieren, um LA-Interventionen bereitzustellen, verfolgt das HILA-Forschungsprogramm unter anderem das Ziel, die am häufigsten vorkommenden Lernaktivitäten in Bildungseinrichtungen – von der Schule bis zur Hochschule – systematisch zu unterstützen. Dadurch sollen bestehende Lehr- und Lernpraktiken gezielt verbessert werden. Das HILA-Forschungsprogramm teilt dieses Ziel mit anderen Forschungsgruppen, die die Ergebnisse der LA-Forschung des letzten Jahrzehnts aufarbeiten, um konkrete und messbare Auswirkungen auf Lehr- und Lernprozesse zu erzielen. So untersuchten Saqr et al., (2022), ob und inwieweit allgemein verwendete Erfolgsindikatoren aus der LA-Forschung auf eine homogene Gruppe von Kursen übertragbar sind. Ihre Ergebnisse zeigen, dass alle betrachteten Indikatoren einen statistisch signifikanten kombinierten Korrelationskoeffizienten mit den Noten aufweisen und daher eine Rolle bei der Entwicklung von Prognosemodellen spielen könnten. Besonders Indikatoren, die auf Forenbeiträgen und dem Durchsuchen von Kursmaterialien basieren, erwiesen sich als gute Prädiktoren für den Lernerfolg der Studierenden. Zudem zeigte sich, dass Indikatoren für Gesamtaktivität, wie die Anzahl besuchter Veranstaltungen, die Sitzungsdauer oder die online verbrachte Zeit, zuverlässig und wiederholbar sind. Allerdings sind diese Indikatoren sehr allgemein gehalten und bieten keine ausreichende Grundlage für die Förderung spezifischer Lernziele oder Kompetenzen. Dies liegt vor allem daran, dass sie meist auf bereits vorhandenen Datenbanken basieren, die ursprünglich nicht für gezielte Lerninterventionen konzipiert wurden. Da diese Daten in erster Linie zur Protokollierung von Aktivitäten innerhalb digitaler Lernplattformen dienen, ermöglichen sie lediglich allgemeine Beobachtungen über das Nutzungsverhalten, wie die Anzahl der besuchten Sitzungen oder die Beteiligung in Foren. Sie liefern jedoch keine tiefgehenden Einblicke in spezifische Lernprozesse oder Kompetenzen. Dadurch sind sie ungeeignet für die

Bereitstellung von hochinformativem Feedback, das gezielt die Entwicklung von Fähigkeiten wie kritischem Denken, wissenschaftlichem Schreiben oder Problemlösungskompetenz unterstützen könnte.

Um diese Lücke zu schließen, verfolgt das HILA-Forschungsprogramm das Ziel, gezielte Interventionen zu entwickeln, die zentrale Kompetenzen wie Lesen, Schreiben, Rechnen, Programmieren, Modellieren und Gruppeninteraktion ansprechen. Diese Aktivitäten sind in nahezu jedem Kursdesign vertreten und spielen eine Schlüsselrolle beim Erwerb von Lernzielen. Um eine möglichst breite Abdeckung von Lernaktivitäten zu gewährleisten und HILA in verschiedenen Fachdisziplinen anwendbar zu machen, werden im Forschungsprogramm Daten-Erweiterte Lern-Aktivitäten (DeLA) entwickelt. Diese DeLAs ermöglichen es, sowohl Lernenden als auch Lehrenden hochinformatives Feedback zu spezifischen Lernaktivitäten bereitzustellen (Drachslar, 2023). Abbildung 1 zeigt eine ikonische Darstellung der bisher entwickelten DeLAs. Jede DeLA-Ikone repräsentiert einen spezifischen Aufgabentyp, der mit einem entsprechenden Machine-Learning-Modell verknüpft ist, um zielgerichtetes HILA-Feedback für Lehr- und Lernprozesse zu ermöglichen.

Abb. 1: Ikonische Darstellung von Daten-Erweiterten Lern-Aktivitäten (DeLA), wie sie im HILA-Forschungsprogramm in unterschiedlichen Projekten eingesetzt werden.



Aufbau eines evidenzbasierten Wissenskorpus

Trotz mehr als 14 Jahren Forschung im Bereich LA bleibt die empirische Evidenz aus randomisierten, kontrollierten Feldstudien bislang begrenzt. Bereits 2016 wurde der Bedarf nach einem systematischen Wissenskorpus

über die Auswirkungen von LA-Ansätzen formuliert, das auf evidenzbasierten Forschungsansätzen beruht. Vor diesem Hintergrund wurde das EU-Projekt Learning Analytics Community Exchange (LACE) initiiert, mit dem Ziel, einen LA-Evidenz-Hub zu etablieren. Dieser Hub sollte eine systematische Übersicht über wirksame und weniger wirksame LA-Ansätze auf Basis von Publikationen der jährlichen LAK-Konferenz sowie relevanter Fachzeitschriften bieten (Ferguson & Clow, 2017). Das LACE-Projekt erzielte vielversprechende Fortschritte, unter anderem durch die Einführung innovativer Workshop-Formate wie dem »LAKfailathon«, der explizit darauf abzielte, fehlerhafte oder unwirksame Ansätze in der LA-Forschung zu reflektieren und kritisch zu diskutieren. Dennoch scheiterte der LA-Evidenz-Hub letztlich an fehlenden Ressourcen, insbesondere aufgrund der enormen Anzahl an neu erscheinenden Publikationen, die eine kontinuierliche Aktualisierung und Validierung der Erkenntnisse erforderlich gemacht hätten. Der Bedarf an einem fundierten, validierten Überblick über verschiedene LA-Ansätze besteht weiterhin, vor allem in der heutigen LA-Forschung, wo eine Vielzahl von unterschiedlichen KI-Modellen zum Einsatz kommen. In der Praxis wird beim Start neuer LA-Projekte häufig nicht systematisch auf evidenzbasierte Methoden und bewährte Erkenntnisse aus früheren Studien zurückgegriffen. Statt fundierter Indikatoren für Lernprozesse stehen oft technische Logdaten der jeweiligen digitalen Infrastruktur im Fokus. Diese Orientierung an vorhandenen, leicht zugänglichen Daten führt dazu, dass viele LA-Initiativen weiterhin primär technologiegetrieben sind, anstatt den didaktischen Mehrwert in den Vordergrund zu stellen (Motz et al., 2022).

Um LA nachhaltig in der Bildung zu verankern und bereichernde Lernerfahrungen zu fördern, ist es daher unerlässlich, bestehende Ansätze kritisch zu analysieren, systematisch in verschiedenen Bildungskontexten zu evaluieren und mit diversen Zielgruppen zu testen. Eine solche evidenzbasierte Herangehensweise ermöglicht eine fundierte Bewertung der Auswirkungen von LA-Methoden auf das Erreichen von Lernzielen und trägt zur gezielten Weiterentwicklung des Forschungsfeldes bei.

Feedback durch hochinformative Learning Analytics

Feedback gilt in den Bildungswissenschaften als eine der wirkungsvollsten Einflussgrößen auf Lernen und Lernerfolg (Hattie & Timperley, 2007, S. 81). Eine Meta-Analyse von Wisniewski et al., (2020) bestätigt diesen Einfluss mit

einer mittleren Effektgröße von $d = 0,75$, während hochinformatives Feedback sogar eine Effektgröße von $d = 0,99$ aufweist. Dies unterstreicht die zentrale Rolle von Feedback bei der Gestaltung effektiver Lernerfahrungen im Kontext von LA. Hattie & Timperley (2007) zeigten, dass Feedback das Potenzial hat, die Leistung der Lernenden maßgeblich zu beeinflussen, wenn es gezielt auf die individuellen Lernprozesse abgestimmt ist. Besonders für Lernende mit schwächeren oder durchschnittlichen Leistungen ist hochinformatives Feedback entscheidend, da es über einfache Leistungsrückmeldungen wie Punkte, Noten oder Bestehen/Nichtbestehen hinausgeht. Es soll Lernende dazu befähigen, ihre eigene Leistung kritisch zu reflektieren, gezielt zu verbessern und langfristig ihre Lernziele zu erreichen.

Während die positiven Effekte von Feedback gut dokumentiert sind, weisen neuere Studien darauf hin, dass Feedback nicht immer gleich wirkt. Lipnevich & Panadero (2021) identifizieren vier zentrale Dimensionen, die darüber entscheiden, ob Feedback tatsächlich wirksam ist:

1. Kognitiv: Verstehe ich das Feedback?
2. Affektiv: Weiß ich, wie ich damit umgehen soll?
3. Emotional: Gefällt mir die Rückmeldung?
4. Nützlichkeit: Finde ich das Feedback hilfreich?

Lipnevich & Lopera-Oquend (2022) fanden eine Korrelation zwischen der kognitiven und affektiven Dimension des Verständnisses von Feedback und entwickelten daraufhin ein überarbeitetes Modell für effektives Lernendenfeedback (Lipnevich & Smith, 2022). Neben den positiven Effekten von Feedback betonen Nachtigall et al., (2020), dass ungenaues oder wenig hilfreiches Feedback in Kombination mit ausbleibendem Lernerfolg demotivierende und unproduktive Lernprozesse hervorrufen kann. In einigen Fällen kann Feedback sogar negative Auswirkungen auf Lernende haben (Wisniewski et al., 2020). Dies liegt teilweise daran, dass Lernende Feedback unterschiedlich verarbeiten, je nach individuellen Dispositionen, Vorerfahrungen und Selbstregulationsfähigkeiten (Panadero & Lipnevich, 2022). Weidlich et al. (2024) bestätigten diesen Zusammenhang in einer randomisierten Feldstudie.

Diese Erkenntnisse zeigen, dass die Bereitstellung von Informationen über LA-Dashboards oder personalisierte Nachrichten allein nicht ausreicht, um effektives Lernen zu unterstützen. Eine technologisch reduzierte Sichtweise, bei der Lern- und Bildungsprozesse vorrangig an die Möglichkeiten bestehender Systeme angepasst werden, wird als Technologie-determinismus

kritisiert (Bruyckere et al., 2019; Winstone & Carless, 2019). Ein Beispiel für eine solche didaktische Vereinfachung ist der weit verbreitete, aber empirisch nicht belegte Mythos der Learning Styles, der häufig in Lernenden-Modellen genutzt wird, weil er sich technisch leicht umsetzen lässt (Kirschner, 2017). Dieser Technologiedeterminismus untergräbt das eigentliche Potenzial von LA und führt dazu, dass traditionelle, wenig wirksame Feedback-Modelle lediglich in ein neues technisches Gewand gekleidet werden (Winstone & Carless, 2019). Wie bereits unter 1.1 diskutiert, zeigt sich in der LA-Community häufig eine Bevorzugung technologischer Entwicklungen gegenüber didaktischen Konzepten (Greller & Drachsler, 2012; Gasevic et al., 2015; Motz et al., 2022). Um die Wirksamkeit von LA-gestütztem Feedback zu erhöhen, muss der Fokus daher von der Bereitstellung hin zur Verarbeitung von Feedback verlagert werden (Lui & Andrade, 2022). Dies erfordert eine differenzierte Betrachtung der individuellen Perspektiven, Eigenschaften und Bedürfnisse der Lernenden, ebenso wie den Einsatz reichhaltiger und didaktisch relevanter Daten, um wirklich HILA-Feedback für Lernende und Lehrkräfte zu ermöglichen.

Im HILA-Forschungsprogramm wird deshalb das Modell von Hattie & Timperley (2007) zur Strukturierung von formativem Feedback genutzt. Formatives Feedback stellt sicher, dass Lernende während des Lernprozesses gezielte Rückmeldungen erhalten, um ihre Leistung kontinuierlich zu verbessern (Shute, 2008). Darüber hinaus ist es dringend erforderlich, sich intensiver mit den Kompetenzen zur Verarbeitung von Feedback auseinanderzusetzen. Die sogenannten Feedback Literacy-Kompetenzen (Weidlich et al., 2025) sind entscheidend für die Wirksamkeit von LA-gestützten Feedbacksystemen – sowohl für Lehrkräfte als auch für Lernende. Diese Kompetenzen sollten verstärkt in randomisierten Vergleichsstudien untersucht werden, um langfristig fundierte Erkenntnisse über die tatsächlichen Effekte von HILA-Feedback auf Lernprozesse zu gewinnen.

Wirkung von hochinformativen Learning Analytics

Als ein Fachgebiet, das sich dem Verständnis und der Verbesserung des Lernens verschrieben hat, muss die LA in der Lage sein, ihre Auswirkungen auf das Lernen empirisch zu belegen. Dies gilt insbesondere in der heutigen Zeit, in der eine wachsende Zahl von LA-Methoden aus der Forschung in die Praxis übergehen und in Bildungseinrichtungen eingesetzt werden. Leider werden

kontrollierte, randomisierte Feldversuche im LA-Bereich nur selten durchgeführt (Viberg et al., 2018; Weidlich et al., 2022).

Das solche Experimente aber durchführbar sind und auch für die Anwendung von HILA vielversprechende Ergebnisse liefern, haben z.B. (Meurers et al., 2019), gezeigt. Meurers et al. führten eine randomisierte Feldstudie mit einem in den regulären Fremdsprachenunterricht integrierten Intelligenten Tutorsystem in Deutschland durch und konnten eine signifikante Lernverbesserung durch automatisiertes, von Lernenden gesteuertes Feedback im Vergleich zu Standardfeedback (wahr/falsch) nachweisen. Vergleichbare Studien sind immer noch selten; stattdessen werden routinemäßig Beobachtungsdaten verwendet, bei denen es schwierig ist, kausale Zusammenhänge zu erkennen.

In jüngster Zeit gab es eine Reihe von kritischen Artikeln über die bestehende Forschung im Bereich der LA. Weidlich et al. (2022) und Hicks et al. (2022) äußern sich zur Gewinnung von Erkenntnissen aus LA-Experimenten und zeigen gleichzeitig einen Ansatz zur Gewinnung von Kausalwissen außerhalb stark kontrollierter Experimente auf. Mit der HILA-Forschungsprogramm wollen wir diesen Mangel an empirischen fundierten Studien zu LA entgegenwirken. Durch die Durchführung zuverlässiger und methodisch valider Studien soll ein besseres Verständnis der kausalen Auswirkungen von LA auf das Lernen ermöglicht werden. Gleichzeitig wird angestrebt, einen systematischen Wissensfundus zu den Effekten von LA auf unterschiedliche Zielgruppen aufzubauen. Dies ist besonders relevant, da LA-Methoden in heterogenen Bildungssettings zum Einsatz kommen – von Kindern im Schulalter bis hin zu Hochschulstudierenden. Für die praktische Anwendung von LA ist es essenziell, dass die Auswahl eines LA-Instruments gezielt auf die spezifischen Lernziele und die jeweilige Zielgruppe abgestimmt wird. Ein erster Versuch, dieses ehrgeizige Ziel zu erreichen, wurde von (Ahmad et al., 2022) und dem Open Learning Analytics Indicator Repository (OpenLAIR²) sowie der Entwicklung verschiedener DeLAs (Biedermann, Ciordas-Hertel, et al., 2023; Biedermann, Schneider, et al., 2023; Gombert et al., 2023; O. F. Karademir et al., 2021; Menzel et al., 2023) unternommen, die in hohem Maße an jede Disziplin anpassbar sind, aber stärker kontrolliert werden können, um experimentelle Bedingungen zu ermöglichen.

Das HILA-Forschungsprogramm verfolgt damit das übergeordnete Ziel, bestehende Forschungslücken zu schließen, indem es Lernenden und Lehr-

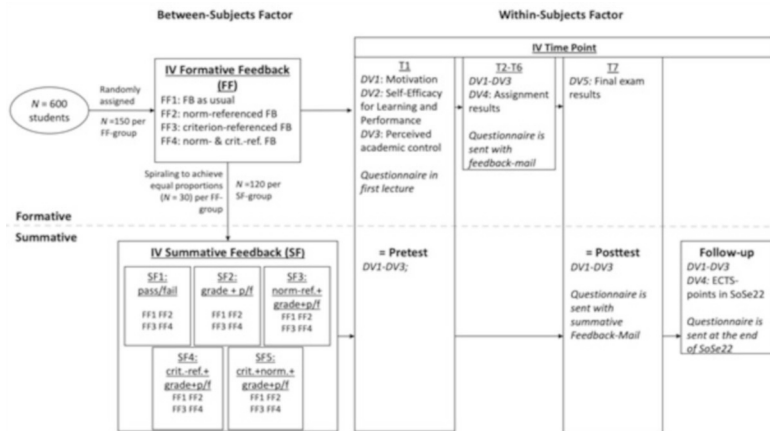
2 <https://edutec.science/open-learning-analytics-indicator-repository-openlair/>

kräften hochinformatives Feedback in authentischen Lernsituationen bereitstellt. Die zentrale Forschungsfrage lautet daher:

Welche Auswirkungen haben verschiedene Arten von HILA-Feedback auf die Ergebnisse von Übungsaufgaben, Prüfungsleistungen und affektive Variablen der Lernenden?

Zur Beantwortung dieser Frage werden experimentelle Prä-Post-Designs mit mehreren Vergleichsgruppen eingesetzt (siehe Abbildung 2). Die experimentellen Bedingungen variieren zwischen HILA-Feedback mit verschiedenen Fokussierungen (auf Aufgaben-, Prozess-, Selbstregulations- und Selbst-Ebene) und einer Kontrollgruppe, die allgemeines, nicht-personalisiertes Feedback erhält.

Abb. 2: Beispiel eines Forschungsdesigns aus dem Projekt HIKOF-DL aus dem HILA-Forschungsprogramm.



Die nachfolgend dargestellten Studien wurden unter kontrollierten Bedingungen mit aussagekräftigen Stichproben durchgeführt, um sowohl statistische Aussagekraft als auch ökologische Gültigkeit zu gewährleisten. Erste Ergebnisse weisen auf eine heterogene Wirkung von HILA-Feedback hin, sodass weitere Untersuchungen notwendig sind, um die spezifischen Einflussfaktoren detaillierter zu analysieren. Die Auswertung zusätzlicher Daten und weitere wissenschaftliche Publikationen zu diesen Themen sind in Arbeit.

HILA-Feedback und Prüfungsleistungen

Die Verbesserung von Prüfungsleistungen ist ein zentrales Ziel von HILA-Feedback. Verschiedene Studien untersuchen, inwiefern personalisierte Rückmeldungen durch LA zu besseren Lernergebnissen führen können. Besonders relevant ist hierbei der Einsatz von DeLAs, die eine tiefere Analyse von Lernprozessen ermöglichen.

Karademir et al. (2024)

Die Studie von Karademir et al. (2024) untersuchte den Einsatz eines LA-Dashboards, das Texte mittels des Writing-DeLAs analysierte. Die Ergebnisse zeigen eine signifikante Verbesserung der Lernergebnisse von Schüler:innen im Physikunterricht. Besonders Lernende mit Rückständen profitierten von der Nutzung des Dashboards durch ihre Lehrkräfte. Dies deutet darauf hin, dass HILA-Feedback gezielt zur Unterstützung von Lehrkräften eingesetzt werden kann, um individuelle Lernbedarfe besser zu adressieren.

Gombert et al. (2024) & Weidlich et al. (2024)

In der Studie von Gombert et al. (2024) wurde untersucht, wie automatisierte Analysen von Studierendenaufsätzen durch den Writing-DeLA zu hochinformativen Rückmeldungen führen. Die Ergebnisse zeigen, dass diese Rückmeldungen die Reflexionspraktiken der Studierenden verbesserten und potenziell zu besseren akademischen Leistungen beitragen.

Eine parallele Untersuchung von Weidlich et al. (2024) ergab hingegen, dass keine signifikanten Verbesserungen in den Prüfungsleistungen festgestellt werden konnten, obwohl HILA-Feedback affektive Variablen der Studierenden positiv beeinflusste. Diese Diskrepanz verdeutlicht die Notwendigkeit weiterer Forschung zur Wirkung von HILA-Feedback im Hochschulkontext und insbesondere zur Rolle des Anwendungskontexts.

HILA-Feedback und affektive studierenden Variablen und Lernstrategien

Neben den direkten Auswirkungen auf Prüfungsleistungen kann HILA-Feedback auch affektive Faktoren wie Motivation, Engagement und Selbstregulation beeinflussen. Die folgenden Studien untersuchen, inwiefern personalisiertes Feedback zu einer stärkeren Einbindung in den Lernprozess und verbesserten Lernstrategien führt.

Menzel et al. (2023)

Die Studie von Menzel et al. (2023) arbeitete mit dem Collaboration-DeLA und konnte zeigen, dass Studierende in Gruppenarbeiten HILA-Feedback als hilfreich empfanden. Die verstärkte Wahrnehmung von Gruppenprozessen führte zu einer Verhaltensänderung und einer erhöhten Beteiligung an Gruppenaktivitäten.

Giorgashvili et al. (2024)

In einer Folgestudie durch Giorgashvili et al. (2024) wurde untersucht, wie personalisiertes Feedback über ein LA-Dashboards individuelle Lernstrategien beeinflussen. Die Ergebnisse zeigen, dass HILA-Feedback zur Förderung der Selbstregulation und des Engagements beiträgt, was sich in angepassten Lernstrategien und einer stärkeren Beteiligung am Lernprozess widerspiegelte.

Winter et al. (2024)

Die Studie von Winter et al. (2024) betont die Rolle von HILA-Feedback für das Lernengagement. Durch die Modellierung von Engagement in Unterdimensionen wie Anstrengung und Aufmerksamkeit zeigte sich, dass HILA wertvolle Unterstützung bei der Verbesserung des studentischen Engagements und der Optimierung von Selbstlernstrategien bietet.

Weidlich et al. (2024)

Die Studie von Weidlich et al. (2024) beleuchtete emotionale und motivationale Unterschiede in Abhängigkeit vom Feedback-Format. Während kriteriumsbezogenes Feedback positive Emotionen förderte, wirkte sich normbezogenes Feedback negativ auf die Motivation von Studierenden mit niedrigen Selbstregulationsfähigkeiten aus. Dieses Ergebnis ist bemerkenswert, da Feedback traditionell als positiv für die Lernsituation angesehen wird. Die Studie zeigt jedoch, dass verschiedene Feedbackarten unterschiedlich wahrgenommen werden können und nicht immer vorteilhaft sind.

Die bisherigen Studien zu HILA-Feedback zeigen vielversprechende Effekte auf Prüfungsleistungen, affektive Variablen und Lernstrategien. Gleichzeitig verdeutlichen die Ergebnisse, dass die Wirksamkeit von HILA-Feedback kontextabhängig ist und von individuellen Faktoren der Lernenden beeinflusst wird. Zukünftige Forschung sollte sich insbesondere auf die spezifischen Bedingungen konzentrieren, unter denen HILA-Feedback seine volle Wirk-

samkeit entfaltet, sowie auf mögliche unbeabsichtigte Effekte, die durch unterschiedliche Feedbackarten entstehen können. Darüber hinaus sind weitere experimentelle Studien notwendig, um die kausalen Zusammenhänge zwischen HILA-Feedback und Lernleistungen genauer zu bestimmen.

Schlussfolgerungen

In meiner Keynote auf der Learning AID 2024 habe ich die Entwicklung von Trusted Learning Analytics (TLA) hin zu Highly Informative Learning Analytics (HILA) skizziert und zentrale Herausforderungen im Forschungsfeld diskutiert. Mein Ziel war es, aufzuzeigen, wie LA sinnvoll in Bildungsprozesse integriert werden können und welche Bedingungen erfüllt sein müssen, damit diese Technologien tatsächlich einen Mehrwert für Lernende und Lehrkräfte bieten. Mit dem HILA-Forschungsprogramm im EduTec.science-Forschungsverbund verfolgen meine Kolleg:innen und ich eine evidenzbasierte und didaktisch fundierte Herangehensweise, um Learning Analytics gezielt in Bildungsprozesse zu integrieren.

Dabei stehen drei zentrale Schwerpunkte im Fokus:

1. *Fokus auf die Mikroebene – Individuelles und wirksames Feedback:* Viele LA-Ansätze konzentrieren sich auf aggregierte Daten und liefern eher allgemeine Erkenntnisse auf der Meso- oder Makroebene. Ich bin überzeugt, dass der größte Mehrwert von LA auf der Mikroebene liegt, also in der direkten Unterstützung individueller Lernprozesse. HILA verfolgt daher einen lernendenzentrierten Ansatz, der personalisiertes, kontextsensitives Feedback ermöglicht. Durch präzisere Anpassung des Feedbacks an die individuellen Lernbedürfnisse können wir nicht nur das Lernen optimieren, sondern auch Lehrkräfte gezielt entlasten. Besonders in Zeiten eines steigenden Lehrkräftemangels halte ich es für essenziell, dass LA nicht nur analysiert, sondern konkrete Unterstützung für Lehr- und Lernprozesse bietet.
2. *Empirische Validierung durch gezielte Daten:* Ein großes Problem vieler LA-Ansätze ist, dass sie sich auf bestehende Log-Daten aus digitalen Plattformen stützen, die häufig wenig über tatsächliche Lernprozesse aussagen. Ich bin überzeugt, dass LA zielgerichtete und didaktisch relevante Daten benötigt, um wirklich nützlich zu sein. Deshalb setzen wir in HILA auf Daten-Erweiterte Lern-Aktivitäten. Diese ermöglichen es, gezielt aussagekräftige

Daten zu generieren, anstatt nur auf zufällig anfallende Interaktionsdaten zurückzugreifen. Dadurch schaffen wir nicht nur eine fundierte empirische Basis für LA, sondern stellen sicher, dass unsere Interventionen tatsächlich lernförderlich sind.

3. *Aufbau eines evidenzbasierten Wissenskorpus – Learning Analytics über Technologie hinaus denken:* Einer der zentralen Punkte meiner Keynote war, dass technologischer Fortschritt allein nicht ausreicht, um LA erfolgreich in die Bildungspraxis zu integrieren. Vielmehr braucht es eine wissenschaftlich fundierte Grundlage, um die Wirksamkeit dieser Technologien wirklich bewerten zu können. Mein Ziel ist es, mit HILA eine starke evidenzbasierte Forschung aufzubauen, die systematische Vergleichsstudien ermöglicht – sowohl in kontrollierten Laborstudien als auch in realen Bildungsettings. Gerade die Verknüpfung von theoretischer Forschung und praxisnahen Anwendungen halte ich für essenziell, um LA nachhaltig in der Bildungslandschaft zu verankern.

In meiner Keynote habe ich betont, dass die erfolgreiche Integration von LA nur durch interdisziplinäre Zusammenarbeit gelingen kann. Besonders die Verbindung zwischen Informatik und Fachdidaktik sehe ich als zentral an, um evidenzbasierte LA-Systeme zu entwickeln, die einen echten Mehrwert für Lehrkräfte und Lernende bieten. Dazu brauchen wir digitale Plattformen, die nicht nur Daten sammeln, sondern authentische, ökologisch valide Lerndaten erfassen und in sinnvolle, direkt umsetzbare Feedback übersetzen. Dies ist eine komplexe Herausforderung, die nur durch starke institutionelle Kooperationen und wissenschaftliche Partnerschaften bewältigt werden kann.

Darüber hinaus ist es dringend erforderlich, sich intensiver mit der Verarbeitung von Feedback auseinanderzusetzen. Die sogenannten Feedback Literacy-Kompetenzen sind entscheidend für die Wirksamkeit von LA-gestützten Feedbacksystemen, sowohl für Lehrkräfte als auch für Lernende. Ein tiefgehendes Verständnis darüber, wie Feedback wahrgenommen, interpretiert und in den eigenen Lernprozess integriert wird, ist essenziell, um LA wirksam und nachhaltig einzusetzen. Nur wenn Lehrende und Lernende über diese Kompetenzen verfügen, kann LA sein volles Potenzial entfalten und tatsächlich zu besseren Lernprozessen beitragen.

Literatur

- Ahmad, A., Schneider, J., Griffiths, D., Biedermann, D., Schiffner, D., Greller, W., & Drachsler, H. (2022). Connecting the dots: A literature review on learning analytics indicators from a learning design perspective. *Journal of Computer Assisted Learning*. <https://doi.org/10.1111/jcal.12716>
- Biedermann, D., Ciordas-Hertel, G.-P., Winter, M., Mordel, J., & Drachsler, H. (2023). Contextualized Logging of On-Task and Off-Task Behaviours During Learning. *Journal of Learning Analytics*, 10(2), 115–125. <https://doi.org/10.18608/jla.2023.7837>
- Biedermann, D., Schneider, J., Ciordas-Hertel, G.-P., Eichmann, B., Hahnel, C., Goldhammer, F., & Drachsler, H. (2023). Detecting the Disengaged Reader—Using Scrolling Data to Predict Disengagement during Reading. LAK23: 13th International Learning Analytics and Knowledge Conference, 585–591. <https://doi.org/10.1145/3576050.3576078>
- Bruyckere, P. D., Kirschner, P. A., & Hulshof, C. (2019). *More Urban Myths About Learning and Education: Challenging Eduquacks, Extraordinary Claims, and Alternative Facts* (1st ed.). Routledge. <https://doi.org/10.4324/9781351132435>
- Ciordas-Hertel, G., Schneider, J., & Drachsler, H. J. (2020). Which Strategies are Used in the Design of Technical LA Infrastructure?: A Qualitative Interview Study. In A. Cardoso, G. R. Alves, & M. T. Restivo (Eds.), *Proceedings of the IEEE Global Engineering Education Conference (EDUCON 2020)* (pp. 96–105). IEEE. <https://doi.org/10.1109/EDUCON45650.2020.9125363>
- Ciordas-Hertel, G.-P., Schneider, J., Ternier, S. G. C., & Drachsler, H. J. (2019). Adopting Trust in Learning Analytics Infrastructure: A Structured Literature Review. *Journal of Universal Computer Science*, 25(13), 1668–1686. <https://doi.org/10.3217/jucs-025-13-1668>
- Di Mitri, D., Schneider, J., & Drachsler, H. (2021). Keep me in the loop. Real-time feedback with multimodal data. *International Journal of Artificial Intelligence in Education*, 32(4), 1093–1118. <https://doi.org/10.1007/s40593-021-00281-z>
- Drachsler, H. (2023). Towards highly informative learning analytics (p. 62 pages). Open Universiteit×: Heerlen. <https://doi.org/10.25656/01:26787>
- Drachsler, H., & Greller, W. (2016). Privacy and Analytics – it’s a DELICATE issue. A Checklist to establish trusted Learning Analytics. 89–98. <https://doi.org/10.1145/2883851.2883893>

- Ferguson, R., & Clow, D. (2017). Where is the evidence?: A call to action for learning analytics. *Proceedings of the Seventh International Learning Analytics & Knowledge Conference*, 56–65. <https://doi.org/10.1145/3027385.3027396>
- Gašević, D., Dawson, S., & Siemens, G. (2015). Let's not forget: Learning analytics are about learning. *TechTrends*, 59(1), 64–71. <https://doi.org/10.1007/s11528-014-0822-x>
- Giorgashvili, T., Jivet, I., Artelt, C., Biedermann, D., Bengs, D., Goldhammer, F., Hahnel, C., Mendzheritskaya, J., Mordel, J., Onofrei, M., Winter, M., Wolter, I., Horz, H., & Drachsler, H. (2024). Exploring Learners' Self-reflection and Intended Actions After Consulting Learning Analytics Dashboards in an Authentic Learning Setting. In R. F. Mello, N. Rummel, J. Jivet, G. Pishtari, & J. A. Ruipérez Valiente (Eds.), *19th European Conference on Technology Enhanced Learning, EC-X 2024, September 16–20, 2024* (pp. 135–151). Springer Nature Switzerland. https://doi.org/10.1007/978-3-031-72315-5_10
- Gombert, S., Di Mitri, D., Karademir, O., Kubsch, M., Kolbe, H., Tautz, S., Grimm, A., Bohm, I., Neumann, K., & Drachsler, H. (2023). Coding energy knowledge in constructed responses with explainable NLP models. *Journal of Computer Assisted Learning*, 39(3), 767–786. <https://doi.org/10.1111/jcal.12767>
- Gombert, S., Fink, A., Giorgashvili, T., Jivet, I., Di Mitri, D., Yau, J., Frey, A., & Drachsler, H. (2024). From the Automated Assessment of Student Essay Content to Highly Informative Feedback: A Case Study. *International Journal of Artificial Intelligence in Education*, 34(4), 1378–1416. <https://doi.org/10.1007/s40593-023-00387-6>
- Greller, W., & Drachsler, H. (2012). Translating Learning into Numbers: A Generic Framework for Learning Analytics. *Educational Technology & Society*, 15(3), 42–57.
- Hansen, Jan, Rensing, Christoph, Herrmann, Oliver, & Drachsler, Hendrik. (2020). *Verhaltenskodex für Trusted Learning Analytics. Version 1.0. Entwurf für die hessischen Hochschulen*. <https://doi.org/10.25657/02:18903>
- Hattie, J., & Timperley, H. (2007). The power of feedback. *Review of Educational Research*, 77. <https://doi.org/10.3102/003465430298487>
- Hicks, B., Kitto, K., Payne, L., & Buckingham Shum, S. (2022). Thinking with causal models: A visual formalism for collaboratively crafting assumptions. *LAK22: 12th International Learning Analytics and Knowledge Conference*, 250–259. <https://doi.org/10.1145/3506860.3506899>

- Jivet, I., Scheffel, M., Drachsler, H., & Specht, M. (2017). Awareness is not enough. Pitfalls of learning analytics dashboards in the educational practice. In Élise Lavoué, Hendrik Drachsler, Katrien Verbert, Julien Broisin, & Mar Pérez-Sanagustín (Eds.), *Data Driven Approaches in Digital Education*. Springer International Publishing AG. https://doi.org/10.1007/978-3-319-66610-5_7
- Jivet, I., Scheffel, M., Schmitz, M., Robbers, S., Specht, M., & Drachsler, H. (2020). From students with love: An empirical study on learner goals, self-regulated learning and sense-making of learning analytics in higher education. *The Internet and Higher Education*, 47, 100758. <https://doi.org/10.1016/j.iheduc.2020.100758>
- Jivet, I., Scheffel, M., Specht, M., & Drachsler, H. (2018). License to evaluate: Preparing learning analytics dashboards for educational practice. *Proceedings of the 8th International Conference on Learning Analytics and Knowledge*, 32–40. <https://doi.org/10.1145/3170358.3170421>
- Karademir, O., Borgards, L., Di Mitri, D., Strauß, S., Kubsch, M., Brobeil, M., Grimm, A., Gombert, S., Rummel, N., Neumann, K., & Drachsler, H. (2024). Following the Impact Chain of the LA Cockpit: An Intervention Study Investigating a Teacher Dashboard's Effect on Student Learning. *Journal of Learning Analytics*, 11(2), 215–228. <https://doi.org/10.18608/jla.2024.8399>
- Karademir, O. F., Ahmad, A., Schneider, J., Di Mitri, D., Jivet, I., & Drachsler, H. (2021). Designing the Learning Analytics Cockpit—A Dashboard that Enables Interventions. In V. Uskov (Ed.), *Methodologies and Intelligent Systems for Technology Enhanced Learning*, 11th International Conference. *MIS4× 2021* (Vol. 326, pp. 95–104). Springer. https://doi.org/10.1007/978-3-030-86618-1_10
- Kirschner, P. A. (2017). Stop propagating the learning styles myth. *Computers & Education*, 106, 166–171. <https://doi.org/10.1016/j.compedu.2016.12.006>
- Kollom, K., Tammets, K., Scheffel, M., Tsai, Y.-S., Jivet, I., Muñoz-Merino, P. J., Moreno-Marcos, P. M., Whitelock-Wainwright, A., Calleja, A. R., Gasevic, D., Kloos, C. D., Drachsler, H., & Ley, T. (2021). A four-country cross-case analysis of academic staff expectations about learning analytics in higher education. *The Internet and Higher Education*, 49(2021). <https://doi.org/10.1016/j.iheduc.2020.100788>
- Lipnevich, A. A., & Lopera-Oquendo, C. (2024). Receptivity to Instructional Feedback: A Validation Study in the Secondary School Context in Singa-

- pore. *European Journal of Psychological Assessment*, 40(1), 22–32. <https://doi.org/10.1027/1015-5759/a000733>
- Lipnevich, A. A., & Panadero, E. (2021). A Review of Feedback Models and Theories: Descriptions, Definitions, and Conclusions. *Frontiers in Education*, 6. <https://www.frontiersin.org/articles/10.3389/feduc.2021.720195>
- Lipnevich, A. A., & Smith, J. K. (2022). Student – Feedback Interaction Model: Revised. *Studies in Educational Evaluation*, 75, 101208. <https://doi.org/10.1016/j.stueduc.2022.101208>
- Lui, A. M., & Andrade, H. L. (2022). The Next Black Box of Formative Assessment: A Model of the Internal Mechanisms of Feedback Processing. *Frontiers in Education*, 7, 751548. <https://doi.org/10.3389/feduc.2022.751548>
- Menzel, L., Gombert, S., Weidlich, J., Fink, A., Frey, A., & Drachsler, H. (2023). Why You Should Give Your Students Automatic Process Feedback on Their Collaboration: Evidence from a Randomized Experiment. In O. Viberg, I. Jivet, P. J. Muñoz-Merino, M. Perifanou, & T. Papathoma (Eds.), *Responsive and Sustainable Educational Futures* (pp. 198–212). Springer Nature Switzerland.
- Meurers, D., De Kuthy, K., Nuxoll, F., Rudzewitz, B., & Ziai, R. (2019). Scaling Up Intervention Studies to Investigate Real-Life Foreign Language Learning in School. *Annual Review of Applied Linguistics*, 39, 161–188. Cambridge Core. <https://doi.org/10.1017/S0267190519000126>
- Motz, B., Quick, J., Brooks, C., Bergner, Y., Gray, G., Lang, C., Li, W., & Marmolejo-Ramos, F. (2022). A LAK of Direction: Misalignment Between the Goals of Learning Analytics and its Research Scholarship [Preprint]. *EdArXiv*. <https://doi.org/10.35542/osf.io/bzahw>
- Nachtigall, V., Serova, K., & Rummel, N. (2020). When failure fails to be productive: Probing the effectiveness of productive failure for learning beyond stem domains. *Instructional Science*, No Pagination Specified-No Pagination Specified. <https://doi.org/10.1007/s11251-020-09525-2>
- Panadero, E., & Lipnevich, A. A. (2022). A review of feedback models and typologies: Towards an integrative model of feedback elements. *Educational Research Review*, 35, 100416. <https://doi.org/10.1016/j.edurev.2021.100416>
- Saqr, M., Jovanovic, J., Viberg, O., & Gašević, D. (2022). Is there order in the mess? A single paper meta-analysis approach to identification of predictors of success in learning analytics. *Studies in Higher Education*, 47(12), 2370–2391. <https://doi.org/10.1080/03075079.2022.2061450>
- Scheffel, M., Tsai, Y.-S., Gašević, D., & Drachsler, H. (2019). Policy Matters: Expert Recommendations for Learning Analytics Policy. In *Lecture Notes*

- in *Computer Science* (pp. 510–524). Springer International Publishing. https://doi.org/10.1007/978-3-030-29736-7_38
- Shute, V. J. (2008). Focus on formative feedback. *Review of Educational Research*, 78. <https://doi.org/10.3102/0034654307313795>
- Tsai, Y.-S., Gašević, D., Whitelock-Wainwright, A., Muñoz-Merino, P. J., Moreno-Marcos, P. M., Fernández, A. R., Kloos, C. D., Scheffel, M., Jivet, I., Drachsler, H., Tammets, K., Calleja, A. R., & Kollom, K. (2018). RESEARCH REPORT NOVEMBER 2018.
- Viberg, O., Hatakka, M., Bälter, O., & Mavroudi, A. (2018). The current landscape of learning analytics in higher education. *Computers in Human Behavior*, 89, 98–110. <https://doi.org/10.1016/j.chb.2018.07.027>
- Weidlich, J., Fink, A., Jivet, I., Yau, J., Giorgashvili, T., Drachsler, H., & Frey, A. (2024). Emotional and motivational effects of automated and personalized formative feedback: The role of reference frames. *Journal of Computer Assisted Learning*, 40(6), 2735–2752. <https://doi.org/10.1111/jcal.13024>
- Weidlich, J., Gašević, D., & Drachsler, H. (2022). Causal Inference and Bias in Learning Analytics. *Journal of Learning Analytics*, 1–17. <https://doi.org/10.18608/jla.2022.7577>
- Weidlich, J., Jivet, I., Woitt, S., Orhan Göksün, D., Kraus, J., & Drachsler, H. (2025). The student feedback literacy instrument (SFLI): Multilingual validation and introduction of a short-form version. *Assessment & Evaluation in Higher Education*, 1–17. <https://doi.org/10.1080/02602938.2025.2451729>
- Winstone, N., & Carless, D. (2019). *Designing effective feedback processes in higher education: A learning-focused approach*. Routledge.
- Winter, M., Mordel, J., Mendzheritskaya, J., Biedermann, D., Ciordas-Hertel, G.-P., Hahnel, C., Bengs, D., Wolter, I., Goldhammer, F., Drachsler, H., Artelt, C., & Horz, H. (2024). Behavioral trace data in an online learning environment as indicators of learning engagement in university students. *Frontiers in Psychology*, 15, 1396881. <https://doi.org/10.3389/fpsyg.2024.1396881>
- Wisniewski, B., Zierer, K., & Hattie, J. (2020). The Power of Feedback Revisited: A Meta-Analysis of Educational Feedback Research. *Frontiers in Psychology*, 10. <https://www.frontiersin.org/articles/10.3389/fpsyg.2019.03087>
- Wollny, S., Di Mitri, D., Jivet, I., Muñoz-Merino, P., Scheffel, M., Schneider, J., Tsai, Y.-S., Whitelock-Wainwright, A., Gasevic, D., & Drachsler, H. (2023). Students' expectations of Learning Analytics across Europe. *Journal of Computer Assisted Learning*, 1–14.

Wollny, S., Schneider, J., Di Mitri, D., Weidlich, J., Rittberger, M., & Drachsler, H. (2021). Are We There Yet?: A Systematic Literature Review on Chatbots in Education. *Frontiers in Artificial Intelligence*, 4. <https://doi.org/10.3389/frai.2021.654924>