

GenKI und Learning Analytics zusammendenken

Ein konzeptioneller Impuls für interaktionszentrierte Learning Analytics¹

Sabine Seufert

Der zunehmende Einsatz generativer Künstlicher Intelligenz (GenKI) in Schule und Hochschule stellt etablierte Prüfungs- und Feedbackpraktiken infrage. Der Fokus aktueller Debatten liegt vor allem auf der Absicherung bestehender Leistungsformate durch Dokumentationspflichten, Detektion oder strukturelle Prüfungsanpassungen. Diese pragmatischen Antworten adressieren zwar Integritätsfragen, lassen jedoch einen zentralen blinden Fleck sichtbar werden. Learning Analytics (LA) wird kaum systematisch genutzt, um KI-gestützte Lern- und Prüfungsprozesse empirisch zu verstehen und didaktisch weiterzuentwickeln. Vor dem Hintergrund des anhaltenden »Closing-the-loop«-Problems argumentiert der Beitrag, dass hybride Mensch-KI-Interaktionen neue Datenpotenziale eröffnen, etwa zu Prompting-Strategien, Iterationsschleifen oder ko-konstruktiver Problemlösung, die bislang unzureichend erschlossen sind. Der Beitrag schlägt hierfür das Rahmenkonzept AI-Integrated Learning Analytics (AILA) vor. Dieses Konzept integriert Learning Analytics, KI-gestützte Interventionen und pädagogische Zielsetzungen in geschlossenen Feedback-Schleifen. AILA versteht »Human Agency« und die Gestaltung von »Human-AI Interactions« als normativen Referenzpunkt und wird exemplarisch am Anwendungsfall »Assessment-as-Learning« illustriert.

Integrating GenKI and Learning Analytics: A Conceptual Framework for Interaction-Centered Learning Analytics

The growing adoption of generative artificial intelligence (GenAI) in schools and higher education is fundamentally changing the way assessment and feedback are conducted. While current debates mainly focus on safeguarding existing assessment formats, the potential of learning analytics (LA) to facilitate effective human-AI interactions remains largely unexplored. This paper addresses this gap by presenting an integrated, pedagogically grounded approach to learning analytics and generative AI. Assuming that GenAI is a new foundational technology that is reshaping learning environments, the paper introduces the AI-Integrated Learning Analytics (AILA) conceptual framework. AILA is conceived as an organizing framework

1 Basiert auf einer Keynote im Rahmen der Tagung.

for designing agency-oriented human–AI interactions, in which analytical data, AI-based interventions and pedagogical goals are linked within closed feedback loops. The framework is illustrated using the application scenario of assessment-as-learning. The paper serves as a conceptual starting point and outlines directions for future research and educational practice.

Ausgangspunkt

In den aktuellen Diskussionen um den Einsatz generativer KI (GenKI) in Schule und Hochschule dominieren zunächst Reaktionsmuster, die auf eine Absicherung bestehender Prüfungs- und Leistungsformate abzielen. Diese Debatten werden insbesondere durch nicht-beaufsichtigte, schriftliche Prüfungsformen herausgefordert, deren Validität und Zuschreibbarkeit von Eigenleistung durch den Einsatz von GenKI infrage gestellt werden (Holmes/Tuomi 2022; Kasneci et al. 2023). Entsprechend konzentrieren sich viele institutionelle Maßnahmen auf kompensatorische Strategien, etwa Transparenz- und Dokumentationspflichten zum KI-Einsatz (z.B. Prompt-Historien), den Einsatz technischer Detektionsverfahren, die Verlagerung hin zu mündlichen oder ergänzenden Prüfungsformaten unter Aufsicht (z.B. Kolloquien) sowie die Erweiterung schriftlicher Prüfungen um Portfolios und Reflexionsleistungen (Corbin et al. 2025; Debets et al. 2025). Empirische Studien und hochschulweite Policy-Analysen zeigen jedoch, dass insbesondere Verbote und Dokumentationsauflagen in offenen, nicht-beaufsichtigten Settings als praktisch kaum durchsetzbar eingeschätzt werden und daher zunehmend durch prüfungsdidaktische Anpassungen ersetzt werden, die weiterhin auf individuelle Leistungszurechnung abzielen (Gregorac et al. 2025).

Diese Vorschläge sind pragmatische Antworten auf die Herausforderung, die Integrität von Prüfungen und Leistungsnachweisen im Zeitalter generativer KI zu sichern. Zugleich offenbaren sie jedoch einen blinden Fleck: Learning Analytics (LA) wird dabei nicht mitgedacht. Obwohl LA prädestiniert wäre, die Nutzung von GenKI empirisch sichtbar zu machen, etwa durch die Analyse von Interaktionsdaten, die Erfassung von Lernverläufen oder die systematische Verknüpfung von Prozess- und Ergebnisdaten, bleibt dieser Zugang in der Debatte weitgehend unberücksichtigt.

Gerade in diesem Kontext tritt ein seit Langem bekanntes strukturelles Problem des Bildungssystems deutlicher hervor: das sogenannte Closing-the-loop-Problem (Clow 2012), also die fehlende systematische Rückkopplung zwischen Lernprozessen, Leistungsnachweisen und didaktischer Weiterentwicklung (Ifenthaler/Yau 2020; Wise 2014). Zwar entstehen in digitalen Lernumgebungen umfangreiche Prozess- und Interaktionsdaten, diese werden jedoch häufig weder zur formativen Unterstützung individueller Lernprozesse noch zur evidenzbasierten Weiterentwicklung von Lehr- und Prüfungsformaten genutzt (Dawson et al. 2019). Die zunehmende Nutzung generativer KI verschärft diese Problematik insofern, als

Lernprozesse verstärkt in hybriden Mensch-KI-Interaktionen stattfinden, deren Qualität, Tiefe und Entwicklung ohne analytische Verfahren weitgehend intransparent bleiben (Kasneji et al. 2023). Zugleich eröffnet GenKI neue, bislang kaum ausgeschöpfte Datenpotenziale, etwa zu Prompting-Strategien, Iterationsschleifen oder Formen ko-konstruktiver Problemlösung, die eine Schließung dieser Feedbackschleifen prinzipiell erleichtern könnten (Buckingham Shum et al. 2024). Wird auf eine systematische Integration von Learning Analytics verzichtet, bleibt damit weniger das strukturelle Problem selbst neu, sondern vielmehr eine zentrale didaktische Chance ungenutzt. GenKI-gestützte Lernprozesse lassen sich dann kaum über einzelne Anwendungsfälle hinaus systematisch verstehen, weiterentwickeln und lernwirksam gestalten. Während zahlreiche Studien die punktuelle Wirksamkeit generativer KI etwa als Tutoring-System oder zur Prüfungsvorbereitung belegen (Deng et al. 2025; Ansari et al. 2024), fehlt bislang ein integrierter analytischer Rahmen, der diese Effekte in Beziehung zu Lernprozessen, Kompetenzentwicklung und didaktischem Design setzt. An dieser Leerstelle – der Verbindung von GenKI-Nutzung, Learning Analytics und evidenzbasierter Gestaltung lernförderlicher Architekturen – setzt der vorliegende Beitrag an.

Ziel dieses Beitrags ist es, das Verhältnis von Learning Analytics (LA) und generativer Künstlicher Intelligenz (GenKI) im Bildungskontext neu zu bestimmen. Ausgangspunkt ist die Diagnose, dass in aktuellen Debatten zwar sowohl datenanalytische als auch technologiegetriebene Perspektiven präsent sind, diese jedoch meist parallel und nur selten in einer gemeinsam pädagogisch gerahmten Perspektive verhandelt werden. Während Learning Analytics primär auf die Analyse und Rückkoppelung von Lernprozessen zielt, werden GenKI-Anwendungen häufig als eigenständige Werkzeuge zur Unterstützung von Lernen, Lehren oder Prüfen diskutiert. Vor diesem Hintergrund rückt der Beitrag eine offene Leitfrage in den Mittelpunkt: *Wie können Learning Analytics, generative KI und pädagogische Zielsetzungen so aufeinander bezogen werden, dass sie gemeinsam zur Gestaltung wirksamer Feedbackschleifen für Lehr- und Lernprozesse beitragen?* Die Frage zielt nicht auf eine abschließende Lösung, sondern auf eine konzeptionelle Rahmung, die das komplementäre Potenzial von LA und GenKI systematisch erschließt und zugleich pädagogische Zielsetzungen als normativen Bezugspunkt in den Mittelpunkt stellt.

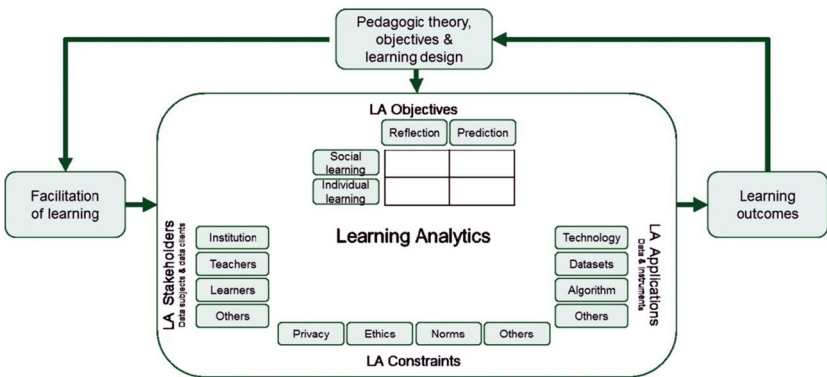
Der Beitrag ist wie folgt aufgebaut: Abschnitt 2 skizziert zentrale Grundannahmen und Grenzen etablierter Learning-Analytics-Frameworks als Ausgangspunkt. Abschnitt 3 führt das Rahmenkonzept AI-Integrated Learning Analytics (AILA) ein und leitet daraus pädagogische Designprinzipien ab. Abschnitt 4 illustriert die Logik des Frameworks am Anwendungsfall Assessment-as-Learning. Abschnitt 5 diskutiert offene Forschungs- und Gestaltungsfragen sowie Implikationen für die Bildungspraxis.

Theoretische Grundlagen: LA Framework als Ausgangspunkt

Learning Analytics (LA) wurde ursprünglich definiert als »the measurement, collection, analysis and reporting of data about learners and their contexts, for purposes of understanding and optimizing learning and the environments in which it occurs« (Siemens 2013: 1382). Früh einflussreiche Frameworks, wie das von Clow (2012), betonten die zyklische Struktur von Datenerhebung, Analyse, Feedback und Rückkopplung auf Lehr- und Lernprozesse (»Closing-the-loop Frameworks«). Zentral ist dabei die Grundidee, dass LA nicht als Selbstzweck betrieben wird, sondern als Feedback-System, das pädagogisch wirksam wird (Ferguson/Clow 2017).

In der Praxis zeigte sich jedoch, dass viele Implementierungen diesen Anspruch nur teilweise einlösen. Häufig konzentrieren sie sich auf die Bereitstellung von Visualisierungen oder Prognosen, etwa zur Vorhersage von Dropout-Risiken, ohne dass klar ersichtlich wird, wie diese Befunde tatsächlich in didaktische Handlungen übersetzt werden (Ifenthaler & Yau, 2020). Um diese Lücke zu schließen, haben Seufert et al. bereits 2019 ein theoriegeleitetes Modell aus pädagogischer Perspektive entwickelt, das Lernziele, Instruktionsdesign, Lehrhandlungen und Outcomes systematisch miteinander verknüpfen soll. Zugleich berücksichtigt es institutionelle und ethische Rahmenbedingungen und etabliert LA damit als ein pädagogisch fundiertes und normativ eingebettetes Konzept.

Abbildung 1: Design Framework for LA (Seufert et al. 2019)



Das »Design Framework for LA« (vgl. Abb. 1) hat vor diesem Hintergrund dazu beigetragen, LA als strukturierte Verbindung zwischen pädagogischen Zielen, Datenanwendungen und Stakeholdern zu etablieren. Besonders hervorzuheben ist die klare Differenzierung zwischen Zielen (z.B. Reflexion, Vorhersage), beteiligten Akteuren (Institutionen, Lehrpersonen, Lernende), technischen Anwendungen so-

wie normativen Rahmenbedingungen (z.B. Ethik, Datenschutz). Damit wird LA als geschlossenes System konzipiert, das Daten über Lernprozesse erhebt, aufbereitet und für pädagogische Entscheidungen nutzbar macht.

Mit dem Aufkommen generativer Künstlicher Intelligenz (GenKI) stößt dieses Modell jedoch zunehmend an konzeptionelle Grenzen. KI, insbesondere GenKI als Basistechnologie, erscheint darin allenfalls implizit als Teil der »Applications« und wird primär als technologische Komponente oder algorithmisches Werkzeug verstanden. Die qualitativ neuen Möglichkeiten von Large Language Models, etwa als Tutor, Coach oder Reflexionspartner in dialogischen Lernprozessen zu fungieren, sind im Rahmen des Modells bislang nicht explizit verankert (Holmes/Tuomi 2022; Sailer et al. 2024). Damit fehlt eine systematische Integration KI-basierter Interventionen in die pädagogische Logik des Frameworks. Zugleich wirkt die aktuelle Entwicklung generativer KI als Beschleuniger eines bereits zuvor angelegten Trends in der Learning-Analytics-Forschung: Durch Fortschritte in Machine Learning, Natural Language Processing und multimodalen Datenquellen lassen sich Lernprozesse nicht nur feingranularer erfassen, sondern auch in ihrer zeitlichen, dialogischen und kontextuellen Dynamik interpretieren (Sailer et al. 2024). Gerade die Interaktionsdaten aus GenKI-gestützten Lernsettings verschärfen damit die Frage nach dem Theory-Evidence Alignment, da bestehende theoretische Modelle häufig nicht hinreichend ausdifferenziert sind, um diese neuen Formen ko-konstruktiver Mensch-KI-Interaktion konzeptionell zu fassen. Entsprechend gewinnt ein iteratives Verständnis an Bedeutung, in dem Theorien nicht nur das Design datenbasierter Systeme leiten, sondern durch empirische Evidenz aus GenKI-Interaktionen kontinuierlich überprüft und weiterentwickelt werden (Wong et al. 2019).

Diese Entwicklung verdeutlicht, dass ein rein analytics-zentriertes Modell nicht mehr ausreicht, um die Potenziale und Herausforderungen generativer KI im Bildungskontext adäquat zu erfassen. Klassische LA-Frameworks fokussieren vor allem die Gewinnung und Aufbereitung von Daten; KI-basierte Systeme hingegen erfordern eine doppelte Perspektive: Sie sind nicht nur Analyseinstrumente, sondern zugleich Akteure im Lernprozess, die aktiv in Interaktionen eingreifen, Feedback geben oder Lernhandlungen initiieren. Daraus ergeben sich zwei zentrale Konsequenzen für eine Weiterentwicklung:

1. Integration statt Separation: Anstelle getrennter Diskurse zu Learning Analytics und KI braucht es ein Rahmenmodell, das beide Stränge systematisch verbindet.
2. Pädagogische Orientierung: Die Integration muss lernzentriert erfolgen. Ausgangspunkt sind pädagogische Zielsetzungen, in die sowohl Analytics als auch KI-gestützte Interventionen eingebettet werden.

Vor diesem Hintergrund schlagen wir das Konzept der AI-Integrated Learning Analytics (AILA) vor. Es erweitert das klassische Closed-Loop-Modell um eine Ebene KI-gestützter Interventionen, die unmittelbar mit Lernzielen, pädagogischen Orientierungen und Human Agency verknüpft werden. Human Agency im Rahmen von AILA bezeichnet sowohl eine individuelle Fähigkeit von Lernenden und Lehrenden als auch ein zentrales Gestaltungsprinzip KI-gestützter Lern- und Analysesysteme. Auf individueller Ebene beschreibt Human Agency die Fähigkeit, KI-basierte Analysen und Interventionen nicht passiv zu übernehmen, sondern diese aktiv zu reflektieren, zu bewerten und in Übereinstimmung mit eigenen Zielen, Kontexten und Verantwortlichkeiten zu gestalten. Auf systemischer Ebene zielt Human Agency darauf ab, Lernumgebungen so zu gestalten, dass diese Handlungsspielräume nicht unterlaufen, sondern gezielt erhalten und erweitern. Dazu gehört insbesondere, dass Lernende und Lehrende die Entscheidungsfreiheit behalten, in welchen Bereichen sie Aufgaben an KI delegieren, in welchen sie KI zur Erweiterung eigener Fähigkeiten nutzen und in welcher Weise sie KI-basierte Empfehlungen aufnehmen, anpassen oder bewusst zurückweisen. Pädagogische Verantwortung bleibt damit nicht an das KI-System delegiert, sondern ist strukturell und normativ an die Human Agency der beteiligten Akteure gekoppelt (vgl. hierzu auch Human Agency als Leitprinzip des AI-Literacy-Rahmenkonzepts der OECD 2025).

Konzeptionelle Idee: AI-Integrated Learning Analytics (AILA)

Überblick über das Rahmenkonzept AILA

Vor diesem Hintergrund wird im Beitrag das Konzept der AI-Integrated Learning Analytics (AILA) skizziert. AILA zielt darauf ab, analytische Daten, KI-gestützte Interventionen und pädagogische Zielsetzungen in einer geschlossenen Feedback-Schleife zusammenzuführen. Im Unterschied zu klassischen Learning-Analytics-Ansätzen, die häufig bei der Bereitstellung von Daten oder Visualisierungen stehen bleiben, versteht AILA generative KI als aktiven Bestandteil des Lernprozesses.

Zentral ist dabei ein relationales Verständnis von Human Agency. Lernende und Lehrende sollen KI-basierte Rückmeldungen nicht passiv übernehmen, sondern reflektieren, bewerten und in eigene Lern- und Lehrentscheidungen integrieren können. Dieses Verständnis knüpft an aktuelle Arbeiten an, die Human Agency im Kontext generativer KI nicht als individuelles Merkmal allein, sondern als Ergebnis der Gestaltung soziotechnischer Systeme verstehen (Krakowski 2025; OECD 2025).

Vor diesem Hintergrund versteht sich AILA nicht primär als daten- oder technologiezentriertes Framework, sondern als pädagogisch fundierter Ordnungsrahmen, dessen Kern in der Gestaltung von Human-AI Interactions unter Wahrung

und Stärkung von Human Agency liegt. Learning Analytics und generative KI werden dabei nicht als getrennte Ebenen konzipiert, sondern als miteinander verschränkte Komponenten, die Interaktionen strukturieren, Lernhandlungen beeinflussen und Reflexionsprozesse ermöglichen. AILA rückt somit nicht Daten oder Algorithmen, sondern die qualitative Gestaltung von Mensch-KI-Interaktionen in den Mittelpunkt und versteht Human Agency als normativen Referenzpunkt, an dem Analyse, Intervention und Systemgestaltung auszurichten sind (Kasneci et al. 2023; Buckingham Shum et al. 2024).

Darüber hinaus ist GenKI in diesem Kontext nicht lediglich als weiteres pädagogisches Werkzeug zu verstehen, sondern als neue Basistechnologie digitaler Lernumgebungen. Ähnlich wie Learning-Management-Systeme oder Learning-Analytics-Infrastrukturen wirkt GenKI quer zu einzelnen Anwendungsfällen, indem sie zentrale Funktionen der Wissensrepräsentation, der Interaktion und der Adaptivität neu organisiert. Der vorgeschlagene Integrationsansatz reagiert somit auf eine strukturelle Veränderung der Lernumgebung, in der analytische, pädagogische und normative Perspektiven von Beginn an gemeinsam gedacht werden müssen (Holmes/Tuomi 2022).

Abbildung 2: AI-Integrated Learning Analytics (AILA) – konzeptioneller Ordnungsrahmen

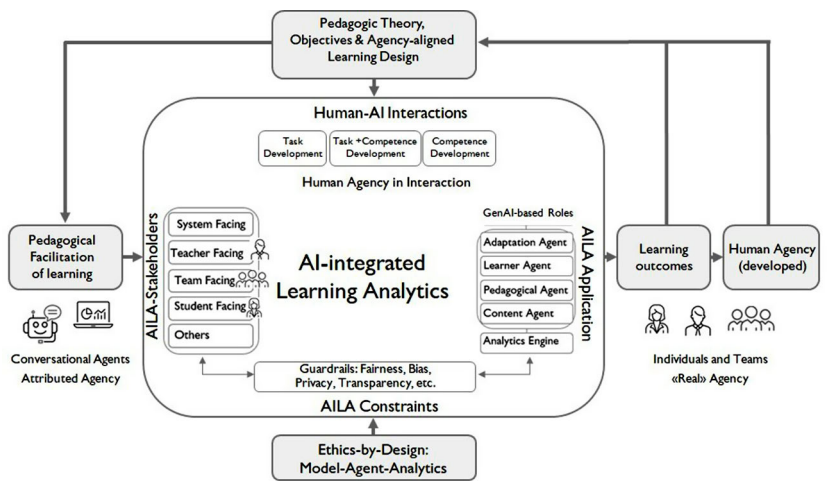


Abbildung 2 skizziert das AILA-Framework als konzeptionellen Ordnungsrahmen zur Integration von Learning Analytics und generativer KI. Die Darstellung versteht sich nicht als abgeschlossenes Modell, sondern als heuristische Struktur, die zentrale Gestaltungsdimensionen, insbesondere Human-AI Interactions, Human Agency sowie ethische und pädagogische Rahmungen systematisch in Beziehung

setzt. Sie dient damit als Ausgangspunkt für weitere theoretische Präzisierungen und empirische Untersuchungen in unterschiedlichen Anwendungskontexten.

Anwendungsbeispiel: Assessment-as-Learning im AILA-Framework

Aufbauend auf der in Abschnitt 2 eingeführten Logik von Assessment-as-Learning zeigt das folgende Anwendungsbeispiel, wie diese Perspektive im AILA-Framework konkret umgesetzt werden kann. Assessment wird dabei nicht als isoliertes Ereignis verstanden, sondern als wiederkehrender, lernsteuernder Prozess, in dem diagnostische Informationen, Feedback und Lernunterstützung kontinuierlich miteinander verschränkt sind. Diese Perspektive ist lernpsychologisch gut fundiert und wird insbesondere durch Arbeiten zum Test-Enhanced Learning gestützt, die zeigen, dass wiederholte Abruf- und Testprozesse nicht nur der Leistungsüberprüfung dienen, sondern selbst einen substanziellen Beitrag zur langfristigen Wissensstabilisierung leisten (Roediger/Karpicke 2006).

Abbildung 3 veranschaulicht, wie dieses Verständnis von Assessment-as-Learning innerhalb des AILA-Frameworks umgesetzt werden kann. Das dargestellte Szenario zeigt kein einzelnes KI-Werkzeug, sondern ein koordiniertes Zusammenspiel pädagogischer Rollen, die durch ein KI-gestütztes Multi-Agenten-System realisiert werden. Die Agenten sind dabei nicht als autonome Akteure zu verstehen, sondern als funktionale Ausprägungen eines integrierten Lern- und Analysesystems.

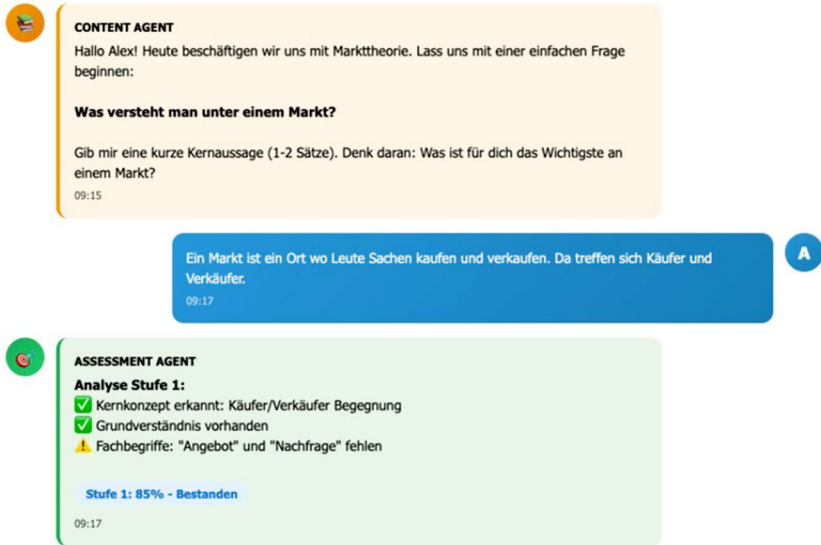
Der Pedagogical Agent übernimmt in diesem Szenario temporär die Rolle eines Assessment Agent, indem der pädagogische Fokus gezielt auf diagnostische, rückmeldungsbezogene und kompetenzorientierte Funktionen ausgerichtet wird. Er strukturiert Aufgabenformate, definiert Bewertungskriterien und steuert formative sowie summative Analyseprozesse. Der Content Agent kuratiert und stellt Aufgaben adaptiv bereit, wobei Schwierigkeitsgrad, Aufgabenvariation und inhaltliche Schwerpunkte an den jeweiligen Lernstand angepasst werden.

Die Lernantworten werden vom assessment-fokussierten Pedagogical Agent analysiert, Fortschritte entlang von Kompetenzmodellen gespiegelt und typische Fehlkonzepte identifiziert. Parallel dazu aktualisiert der Learner Agent kontinuierlich Lernprofile, dokumentiert Entwicklungsverläufe und leitet Indikatoren zur Selbstregulation (*self-regulated learning*, SRL) ab. Diese analytischen Informationen bilden die Grundlage für den Adaptation Agent, der Scaffolds, Feedbackformen und Lernpfade situativ anpasst.

Das Zusammenspiel der Agenten – wie in Abbildung 3 dargestellt – realisiert einen geschlossenen Feedback-Loop, in dem Analyse, Intervention und Lernhandlung eng miteinander verschränkt sind. Zentrale Funktion dieses Loops ist nicht die

Automatisierung von Bewertung, sondern die lernwirksame Rückführung diagnostischer Informationen in den Lernprozess.

Abbildung 3: Darstellung eines Beispiels für ein Multi-Agenten System



Im Sinne von AILA bleibt dabei Human Agency der normative Referenzpunkt. Lernende erhalten nicht nur automatisierte Rückmeldungen, sondern dialogisch aufbereitete Informationen, die zur Reflexion eigener Lernstrategien, zur Einschätzung des Kompetenzstands und zur bewussten Steuerung weiterer Lernschritte anregen sollen. Lehrende behalten die Möglichkeit, Analyseergebnisse zu interpretieren, pädagogische Entscheidungen zu treffen und das System gezielt zu justieren.

Assessment wird in diesem Szenario somit nicht als nachgelagerter Kontrollmechanismus verstanden, sondern als integraler Bestandteil eines lernförderlichen Designs, das Kompetenzentwicklung aktiv anleitet und unterstützt. Das Beispiel verdeutlicht exemplarisch, wie AILA die Potenziale von Learning Analytics und generativer KI bündelt, um Assessment-as-Learning als kontinuierlichen, agentivitätsorientierten Prozess zu realisieren.

Diskussion und Ausblick

Der Beitrag versteht sich als konzeptioneller Impuls, der zeigt, wie Learning Analytics und generative KI im Sinne eines *Assessment-as-Learning* systematisch zusam-

mengedacht werden können. Der Mehrwert liegt weniger in einzelnen Technologien als in der pädagogisch begründeten Integration von Analyse, KI-gestützter Intervention und Reflexion innerhalb geschlossener Feedback-Schleifen. Mit dem AILA-Framework und den daraus abgeleiteten Designprinzipien wird eine Perspektive vorgeschlagen, in der *Human Agency* und die bewusste Gestaltung von *Human-AI Interactions* den normativen Referenzpunkt bilden.

Die entwickelten Designprinzipien markieren zugleich zentrale Verschiebungen gegenüber etablierten Learning-Analytics-Ansätzen. Insbesondere die interaktionszentrierte Ausrichtung von Analytik, die konsequente Verankerung von Closed-Loop-Architekturen in pädagogischen Zielsetzungen sowie die Betonung reflexiver statt direkter Nutzung analytischer Rückmeldungen adressieren bekannte Limitationen analytics-zentrierter Modelle. AILA positioniert Learning Analytics damit nicht als nachgelagerte Evidenzinstanz, sondern als integralen Bestandteil lernwirksamer Interaktionen, in denen generative KI aktiv an der Strukturierung von Lernprozessen beteiligt ist, ohne menschliche Urteilshoheit zu ersetzen.

Zugleich bleiben zentrale Fragen offen. Es bedarf empirischer Forschung, um zu untersuchen, wie sich agency-orientierte, AI-integrierte Learning-Analytics-Architekturen auf Lernprozesse, Kompetenzentwicklung und Selbstregulation auswirken. Offene Forschungsfragen betreffen unter anderem die Validität interaktionsbasierter Indikatoren, die Gestaltung transparenter und revidierbarer KI-Interventionen sowie mögliche Spannungsfelder zwischen Unterstützung und Übersteuerung. Zu klären ist zudem, unter welchen Bedingungen Learning Analytics tatsächlich reflexive Sinnbildungsprozesse fördern, anstatt neue Formen impliziter Steuerung zu etablieren.

Darüber hinaus weisen die Designprinzipien über den exemplarischen Anwendungsfall des *Assessment-as-Learning* hinaus. AILA ist grundsätzlich auf unterschiedliche didaktische Kontexte übertragbar, etwa auf interaktionsorientierte Kompetenzentwicklung in der Lehrpersonenbildung, auf metakognitiv ausgerichtete Aufgabenformate oder auf kritisch-reflexive Unterstützungsformen im Umgang mit KI-generierten Inhalten. Entscheidend ist dabei nicht das konkrete Anwendungsszenario, sondern die Art der Gestaltung von Learning Analytics und KI-gestützten Interventionen: Sie sollten Interaktionsprozesse sichtbar machen, Reflexion anregen und die menschliche Entscheidungshoheit gezielt unterstützen.

Schließlich ergeben sich Implikationen für Governance und Systemgestaltung. Wenn Learning Analytics und generative KI als strukturbildende Komponenten von Lernumgebungen verstanden werden, müssen ethische und governancebezogene Anforderungen als Designbedingungen in Feedback-Architekturen integriert werden. Transparenz, Datenschutz, Fairness und Verantwortlichkeit sind dabei nicht nur normative Leitlinien, sondern beeinflussen konkret, welche Daten erhoben werden, wie analytische Modelle interpretiert werden dürfen und in welcher Weise

KI-gestützte Interventionen hinterfragt, angepasst oder zurückgewiesen werden können.

Der Beitrag plädiert damit für eine pädagogisch fundierte Neujustierung, in der Learning Analytics und generative KI als sich wechselseitig ermöglichende Bausteine einer lernförderlichen Assessment- und Feedback-Architektur verstanden werden. AILA bietet hierfür einen konzeptionellen Rahmen, der Design, Analyse und pädagogische Verantwortung systematisch verbindet und zugleich Anschlussstellen für weiterführende empirische Forschung und gestaltungsorientierte Entwicklung eröffnet.

Literatur

- Ansari, Aisha N./Ahmad, Sohail/Bhutta, Sadia M. (2024): »Mapping the global evidence around the use of ChatGPT in higher education: A systematic scoping review«, in: *Education and Information Technologies*, 29(9), S. 11281–11321.
- Buckingham Shum, Simon/Ferguson, Rebecca/Martinez-Maldonado, Roberto (2024): »Human-centred learning analytics«, in: *Journal of Learning Analytics*, 11(1), S. 1–15.
- Clow, Dough (2012): »The learning analytics cycle: Closing the loop effectively«, in: *Proceedings of the 2nd International Conference on Learning Analytics and Knowledge*, ACM (LAK '12), S. 134–138.
- Corbin, T./Dawson, P./Liu, D. (2025): »Talk is cheap: Why structural assessment changes are needed for a time of GenAI«, in: *Assessment & Evaluation in Higher Education*, 50(7).
- Cukurova, M. (2025): »Human–AI interaction and learning: Rethinking educational design for generative AI«, in: *Computers & Education*, 203, 104870.
- Dawson, Shane/Joksimović, Srecko/Poquet, Oleksandra/Siemens, George (2019): »Increasing the impact of learning analytics«, in: *Proceedings of the Ninth International Conference on Learning Analytics & Knowledge*, ACM (LAK '19).
- Debets, Tim/Banihashem, Seyyed K./Joosten-Ten Brinke, Desirée/Vos, Tanja E./Maillette de Buy Wenniger, Gideon/Camp, Gino (2025): »Chatbots in education: A systematic review of objectives, underlying technology and theory, evaluation criteria, and impacts«, in: *Computers & Education*, 234, 105323.
- Deng, Ruiqi/Jiang, Maoli/Yu, Xinlu/Lu, Yuyan/Liu, Sasha (2025): »Does ChatGPT enhance student learning? A systematic review and meta-analysis of experimental studies«, in: *Computers & Education*, 227, 105224.
- Dignum, Virginia (2019): *Responsible artificial intelligence. How to develop and use AI in a responsible way*. Springer.
- Doshi, T./Hauser, D. (2024): »Overreliance on AI advice: Cognitive and behavioral consequences«, in: *Nature Human Behaviour*, 8, S. 112–123.

- Ferguson, R./Clow, D. (2017): »Where is the evidence? A call for learning analytics evidence«, in: *Journal of Learning Analytics*, 4(2), S. 4–8.
- Floridi, Luciano/Cowls, Josh/Beltrametti, Monica/Chatila, Raja/Chazerand, Patrice/Dignum, Virginia/Luetge, Christoph/Madelin, Robert/Pagallo, Ugo/Rossi, Francesca/Schafer, Burkhard/Valke, Peggy/Vayena, Effy (2018): »AI4People – An ethical framework for a good AI society: Opportunities, Risks, Principles, and Recommendations«, in: *Minds and Machines*, 28, S. 689–707.
- Gašević, Dragan/Kovanović, Vitomir/Joksimović, Srećko (2017): »Piecing the learning analytics puzzle: A consolidated model of a field of research and practice«. *Learning: Research and Practice*, 3(1), S. 63–78.
- Gregorac, Ana/Brünner, Benedikt/Ebner, Martin (2025): »Chatbots in education: A systematic rapid literature review«, in: R. H. J. Cohen (Ed.), *Proceedings of the SITE Conference*, S. 652–657.
- Greller, Wolfgang/Drachsler, Hendrik (2012): »Translating learning into numbers: A generic framework for learning analytics«, in: *Journal of Educational Technology & Society*, 15(3), S. 42–57.
- Guo, Y./Li, J./Sun, Y. (2025): »Human–AI collaboration in learning: Agency, trust, and performance«, in: *Learning and Instruction*, 85, 101785. <https://doi.org/10.1016/j.learninstruc.2024.101785>.
- Holmes, W./Porayska-Pomsta, K. (2023): »Ethics, equity, and the design of AI in education«, in: *British Journal of Educational Technology*, 54(6), S. 2131–2147. <https://doi.org/10.1111/bjet.13368>.
- Holmes, W./Tuomi, I. (2022): »State of the art in AI and education« (OECD Education Working Papers No. 270), in: OECD Publishing. <https://doi.org/10.1787/ca39a3e5-en>
- Ifenthaler, Dirk/Yau, Jane Y.-K. Y. (2020): »Utilising learning analytics to support study success in higher education: A systematic review«, in: *Educational Technology Research and Development*, 68(4), S. 1961–1990.
- Jobin, Anna/Ienca, Marcello/Vayena, Effy (2019): »The global landscape of AI ethics guidelines«, in: *Nature Machine Intelligence*, 1, S. 389–399.
- Kasneci, Eenkeleijda/Sessler, Kathrin/Küchemann, Stefan/Bannert, Maria/Dementieva, Daryna/Fischer, Frank/Gasser, Urs/Groh, Georg/Günemann, Stephan/Hüllermeier, Eyke/Krusche, Stephan/Kutyniok, Gitta/Michaeli, Tilman/Nerdel, Claudia/Pfeffer, Jürgen/Poquet, Oleksandra/Sailer, Michael/Schmidt, Albrecht/Seidel, Tina/Stadler, Matthias/Weller, Jochen/Kuhn, Jochen/Kasneci, Gjergji (2023): »ChatGPT for good? On opportunities and challenges of large language models for education«, in: *Learning and Individual Differences*, 103, 102274.
- Krakowski, Sebastian (2025): »Human–AI agency in the age of generative AI«, in: *Information and Organization*, 35(1), 100560.

- Lockyer, Lori/Heathcote, Elizabeth/Dawson, Shane (2013): »Informing pedagogical action: Aligning learning analytics with learning design«, in: *American Behavioral Scientist*, 57(10), S. 1439–1459.
- OECD (2025): Empowering learners for the age of AI: An AI literacy framework for primary and secondary education (Review draft). OECD Publishing. <https://ailiteracyframework.org>
- Pardo, Abelardo/Siemens, George (2014): »Ethical and privacy principles for learning analytics«, in: *British Journal of Educational Technology*, 45(3), S. 438–450.
- Roediger, Henry L./Karpicke, Jeffrey D. (2006): »Test-enhanced learning: Taking memory tests improves long-term retention«, in: *Psychological Science*, 17(3), S. 249–255.
- Sailer, Michael/Ninaus, Manuel/Huber, Stefan E./Bauer, Elisabeth/Greifff, Samuel (2024): »The end is the beginning is the end: The closed-loop learning analytics framework«, in: *Computers in Human Behavior*, 158, 108305.
- Seufert, Sabine/Meier, Christoph/Soellner, Matthias/Rietsche, Roman (2019): »A pedagogical perspective on big data and learning analytics: A conceptual model for digital learning support«, in: *Technology, Knowledge and Learning*, 24(4), S. 599–619.
- Siemens, George (2013): »Learning analytics: The emergence of discipline«. in: *American Behavioral Scientist*, 57(10), S. 1380–1400.
- Slade, Sharon/Prinsloo, Paul (2013): »Learning analytics: Ethical issues and dilemmas«. in: *American Behavioral Scientist*, 57(10), S. 1510–1529.
- Wise, Alyssa F. (2014): »Designing pedagogical interventions to support student use of learning analytics«, in: *Proceedings of the Fourth International Conference on Learning Analytics and Knowledge, ACM (LAK '14)*, S. 203–211.
- Wong, Jaqueline/Baars, Martine/de Koning, Björn B./van der Zee, Tim/Davis, Dan/Khalil, Mohammad/Houban, Geert-Jan/Paas, Fred (2019): »Educational theories and learning analytics: From data to knowledge«, in: Dirk Ifenthaler/Dana-Kristin Mah/Y.K. Y. Jane (Hg.), *Utilizing learning analytics to support study success*, S. 3–25. Springer.