

Wieso Learning Analytics in Zeiten generativer Künstlicher Intelligenz?

Jonas Leschke
17.10.2025

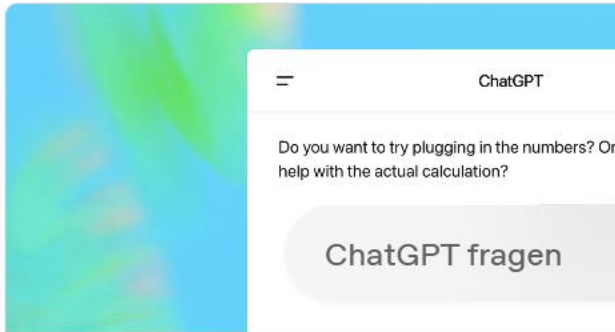
eSALSA Jahrestagung 2025: „Innovative Hochschulwelten:
Digitalisierung für die Lehre aktiv gestalten!“

29. Juli 2025 Produkt

Jetzt neu: Lernmodus

Eine neue Art zu lernen mit ChatGPT: Schritt-für-Schritt-Anleitungen statt schn

In ChatGPT ausprobieren



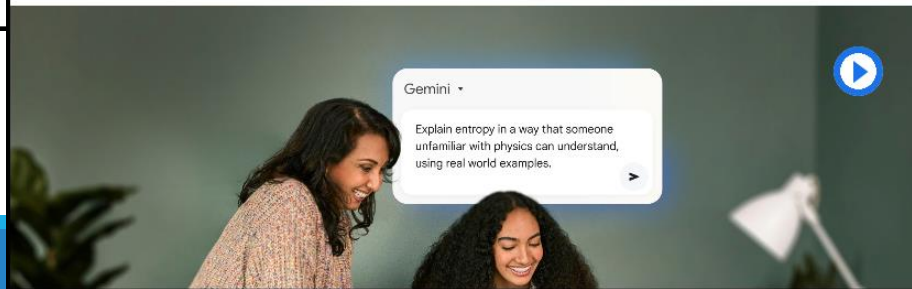
Gemini is your AI assistant for education

Educators, students, and staff can use Gemini to kickstart lesson planning, brainstorm and research new ideas, and learn with confidence.

Teach

Learn

Work



SOKRATES^T

Course: Fundamentals of CSR [ST...]

New Chat

Chats

- Crises driving Green Swan in...
- CSR Knowledge Test
- Rasche on Circular Economy
- Rashe's comments on circula...
- Corporate Social Responsibili...
- Crises driving Green Swan in...
- Corporate Social Responsibili...
- Ergonomic, Safety, and Gener...
- Crises Drive Innovation

Manage

- Courses
- Resources
- Users
- Organisations

Lars Lorenz
Rhine-Waal University of A...

SokratesT

How can crises like climate change or inequality lead to Green Swan innovations in business or society?

[Level 2: Analytical Reasoning] Crises like climate change or inequality can lead to Green Swan innovations in business or society by creating an urgent need for change and driving the development of new, sustainable solutions. As notes, "We are not yet ready—intellectually, philosophically, or morally—for the world we are creating." This realization can prompt individuals, businesses, and governments to rethink their priorities and invest in innovative, sustainable technologies and practices.

For instance, the climate crisis has spurred the growth of renewable energy sources, such as solar and wind power, and the development of electric vehicles. Similarly, social and economic inequalities have led to the creation of social enterprises and impact investing, which aim to address these issues while generating financial returns.

The concept of Green Swans, as discussed in , refers to the idea that crises can be catalysts for positive change, driving the development of new, sustainable solutions that can help mitigate the effects of these crises. By embracing this concept, businesses and societies can turn crises into

SIGN IN

Next Level AI Tutoring for Life-Long Learners

Create a custom learning pathway to help you achieve more in school, work, and life.



Popular courses: Fundamentals of Machine Learning

Intermediate French

Mindfulness at work



Tutor AI explained in 109 seconds

AGENDA



**Individuelle Lernpfade mittels Learning Analytics:
Das Praxisproblem**



**Individuelle Lernaufgaben mittels generativer KI:
Das Qualitätsproblem**



**Individuelle Lernangebote mittels durch Learning Analytics unterstützte generative KI:
It's a match!**



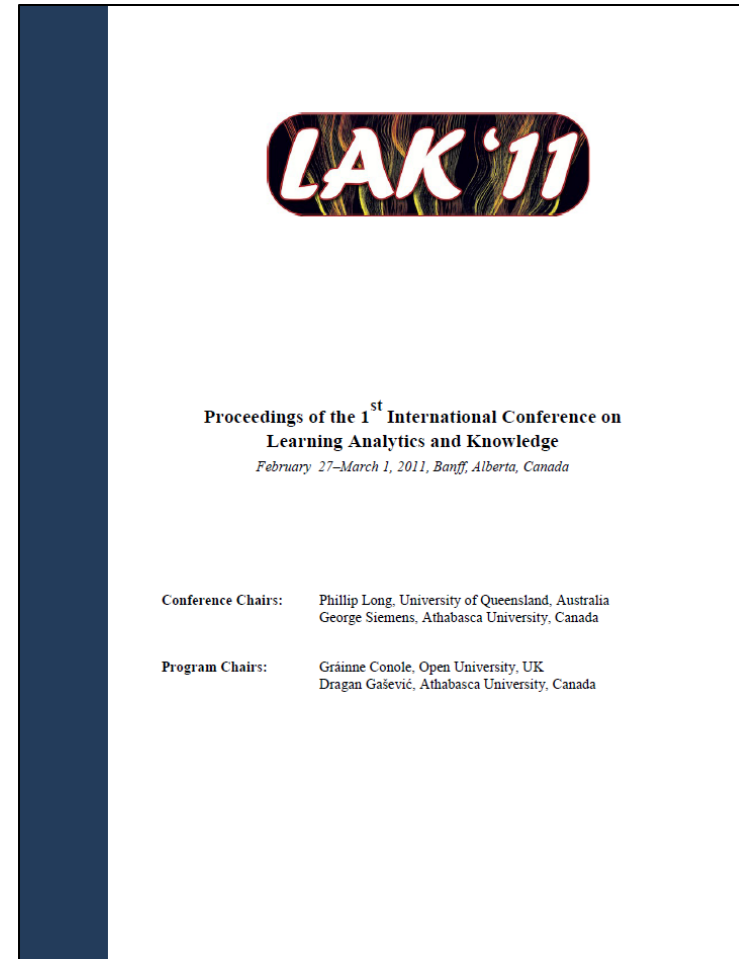
Individuelle Lernpfade mittels Learning Analytics



DEFINITION LEARNING ANALYTICS

„Learning Analytics ist das Messen, Sammeln, Analysieren und Auswerten von Daten über Lernende und ihren Kontext mit dem Ziel, das Lernen und die Lernumgebung zu verstehen und zu optimieren.“

(Übersetzung)





LEARNING-ANALYTICS-KREISLAUF



The Learning Analytics Cycle: Closing the loop effectively
Doug Clow
The Open University
Walton Hall, Milton Keynes
MK7 6AA, United Kingdom
+44 1908 654861
d.j.clow@open.ac.uk

ABSTRACT
This paper develops Campbell and Ohliger's [1] five-step model of learning analytics (Capture, Report, Predict, Act, Refine) and other observations of the field, and draws on broader educational theory (including Kolb and Schön) to articulate an increasingly more developed, explicit and theoretically-grounded Learning Analytics Cycle.
This cycle conceptualises successful learning analytics work as four linked steps: learners (1) generating data (2) that is used to produce metrics, analytics or visualisations (3). The key step is 'closing the loop' by feeding back this product to learners through one or more interventions (4).
This paper seeks to begin to place learning analytics practice on a base of established learning theory, and draws several implications from this theory for the improvement of learning analytics projects. These include speeding up or shortening the cycle so feedback happens more quickly, and widening the audience for feedback (in particular, considering learners and teachers as audiences for analytics) so that it can have a larger impact.

Categories and Subject Descriptors
J1 [Administrative Data Processing] Education; K.3.1 [Computer Uses in Education] Collaborative Learning; Computer-assisted instruction (CAI); Computer-managed instruction (CMI); Distance learning

General Terms
Algorithms, Management, Measurement, Performance, Design, Economics, Human Factors, Theory, Legal Aspects.

Keywords
Learning analytics, academic analytics, analytics, policy, feedback

1. INTRODUCTION
A concern with improving learning is foundational within the field of learning analytics. It was there in Campbell and Ohliger's early work [1] and is there in the definition of learning analytics from the First International Conference on Learning Analytics and Knowledge (LAK11) [2]:
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.
The importance of interventions in learning analytics to close the feedback loop has been clear in the literature (if not always the practice) from the birth of the field. Analytics seeks to produce 'actionable intelligence' [3]; the key is that action is taken. Campbell and Ohliger [4] thus set out five steps in learning analytics: Capture, Report, Predict, Act, Refine. 'Act' explicitly includes making appropriate interventions, and this is echoed across the literature (e.g. [5, 6, 9, 10, 13]).
This paper builds on these ideas to articulate a Learning Analytics Cycle that makes the necessity of closing the feedback loop through appropriate interventions unmistakable. It also draws on the wider educational literature, seeking to place learning analytics on an established theoretical base, and develops a number of insights for learning analytics practice.

2. THE LEARNING ANALYTICS CYCLE

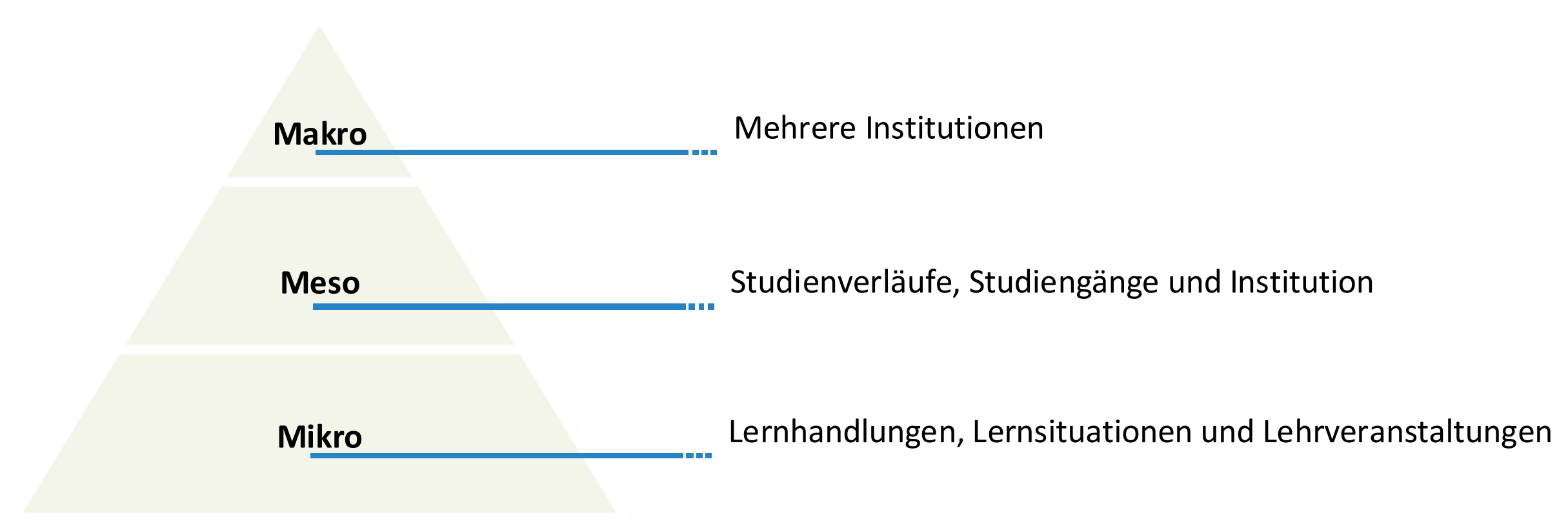
Figure 1, the Learning Analytics Cycle.
The cycle shown in Figure 1, starts with learners. They may be students studying a course at a university, or informal learners taking part in a MOOC (a Massive Open Online Course, where the learners and materials are distributed across the web), participants at a research conference, or casual learners browsing Open Educational Resources (OER).

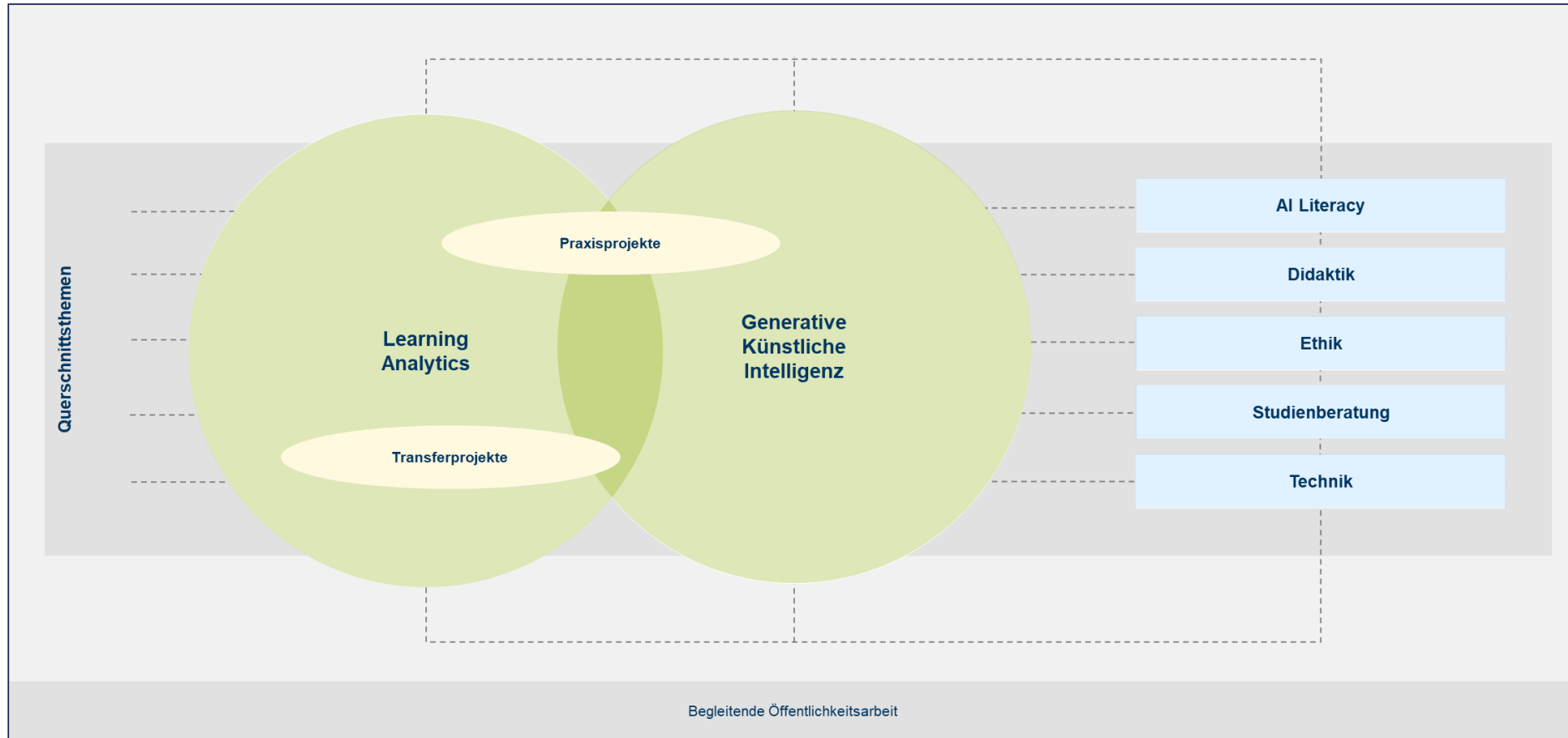
© ACM, 2012. This is the author's version of the work. It is posted here by permission of ACM for your personal use. Not for redistribution. The definitive version was published in: Proceedings of LAK12, 3rd International Conference on Learning Analytics & Knowledge, April 10 - May 3, 2012, Vancouver, BC, ACM, New York, ISBN 978-1-4503-1111-3. <http://dx.doi.org/10.1145/2131001.2131016>

134

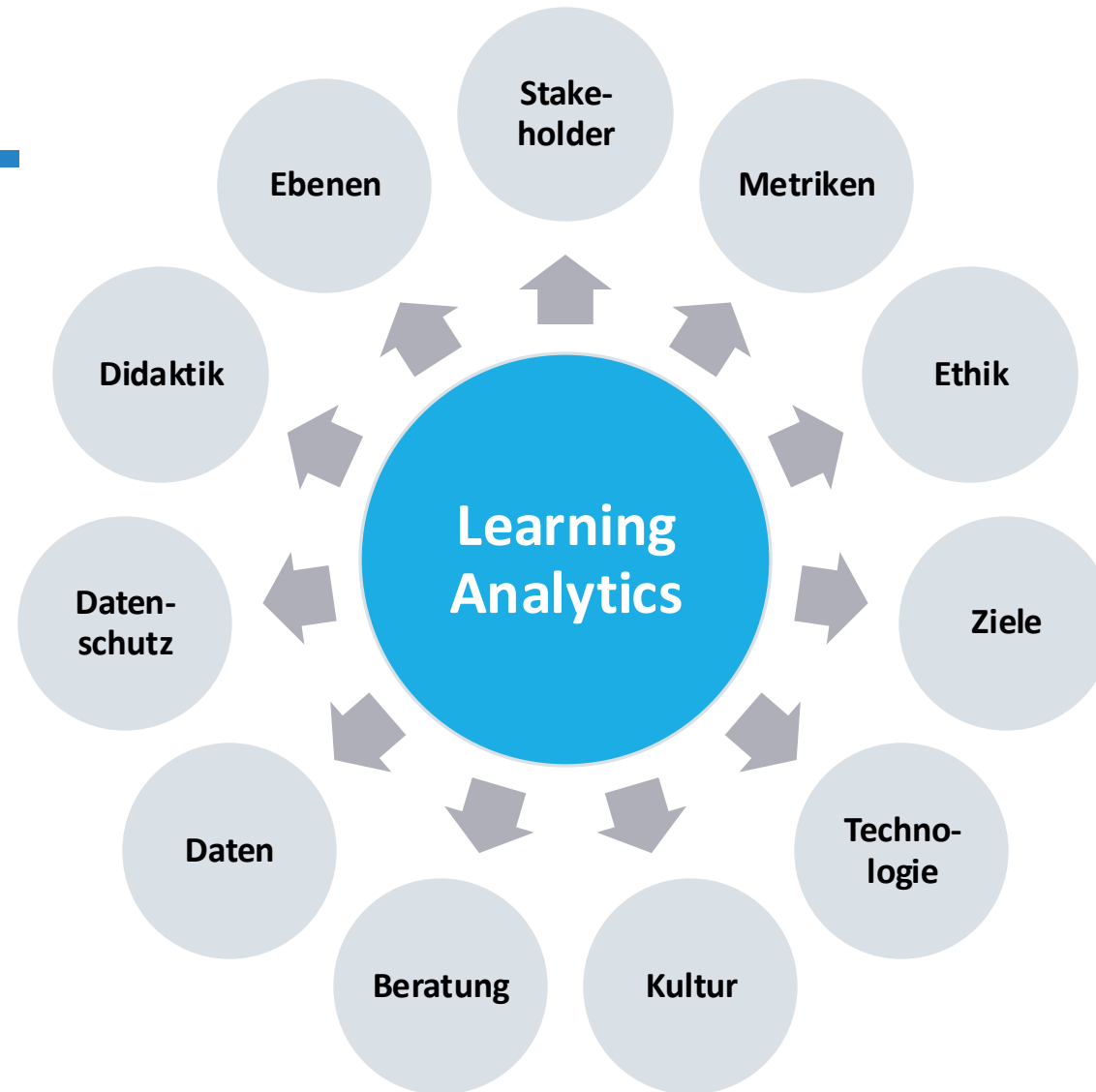


EBENEN VON LEARNING ANALYTICS





SPANNUNGSFELD



EYPS 6. Auflage, September 2020
 30.11.-01.12.2020 | RWTH Aachen
MIL **RWTH AACHEN** **UNIVERSITY** **teaching.org**

Rigour versus Relevance? - Zur Bedeutung von ePrüfungen in Zeiten von Learning Analytics

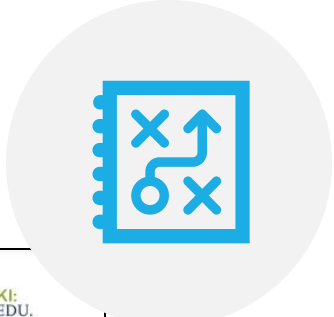
Janis Leuchte
 Zentrum für Wissenschaftsdidaktik der Ruhr-Universität Bochum
janis.leuchte@rub.de

1. Eine kurze Einführung in Learning Analytics

Im Rahmen von Lehr- und Lernkontexten entstehen unterschiedliche Daten. Die zunehmende Digitalisierung von Lernprozessen und Verwaltungsprozessen in Bildungsinstitutionen führt dazu, dass diese Daten mit einem reduzierten Aufwand analysiert werden können. Der Analyse von Lerndaten wird ein großes didaktisches Potenzial zugeschrieben, indem sie beispielsweise individuelles Lernfeedback bei einem großen Betreuungsschlüssel oder automatisierte adaptive Lernsysteme möglich machen. Diese Lerndatenanalysen werden als Learning Analytics bezeichnet. Long und Kollerstrom definieren Learning Analytics als „das Messen, Sammeln, Analysieren und Auswerten von Daten über Lernende und ihren Kontext mit dem Ziel, das Lernen und die Lernumgebung zu verstehen und zu optimieren.“ (2011, Übersetzung). Neben Learning Analytics in einzelnen Lehrveranstaltungen (Mikroebene) wie in den vorherigen Beispielen zu Lernfeedback und adaptiver Lernumgebungen, kann Learning Analytics auch für die Meso- und Makroebene durchgeführt werden (Buckingham Shum, 2012). Die Mesoebene meint an Hochschulen Analysen über Studienverläufe von Studierenden, ganze Studiengänge oder die gesamte Institution. Die Makroebene beschreibt Analysen über einzelne Institutionen hinaus, indem beispielsweise Analysen über verschiedene Hochschulen eines Landes durchgeführt werden (vgl. Abbildung 1).

Abbildung 1: Ebenen von Learning Analytics an Hochschulen (nach Buckingham Shum, 2012)

Crow (2012) beschreibt für den didaktischen Einsatz einen Learning Analytics-Kreislauf mit vier Schritten. Der erste Schritt erfolgt durch die Lernhandlung, wie beispielsweise ein Quiz, eine Schreibaufgabe oder eine Diskussion in einer Präsenzklausur. Hieraus müssen im zweiten Schritt analysierbare Lerndaten erfasst werden. Dieser Schritt ist in Abhängigkeit der auszuwertenden Daten unterschiedlich komplex. Ein geschlossenes Quiz kann in einem Lernmanagementsystem angelegt sein und dort automatisch bearbeitet werden. Diese Punkte liegen maschinenlesbar vor und können automatisiert analysiert werden. Die Auswertung von Metadaten ist meist vergleichbar möglich. Die Auswertung einer Schreibaufgabe erfordert



RECHTLICHE GRUNDLAGE

Learning Analytics auf Basis...



einer Einwilligung



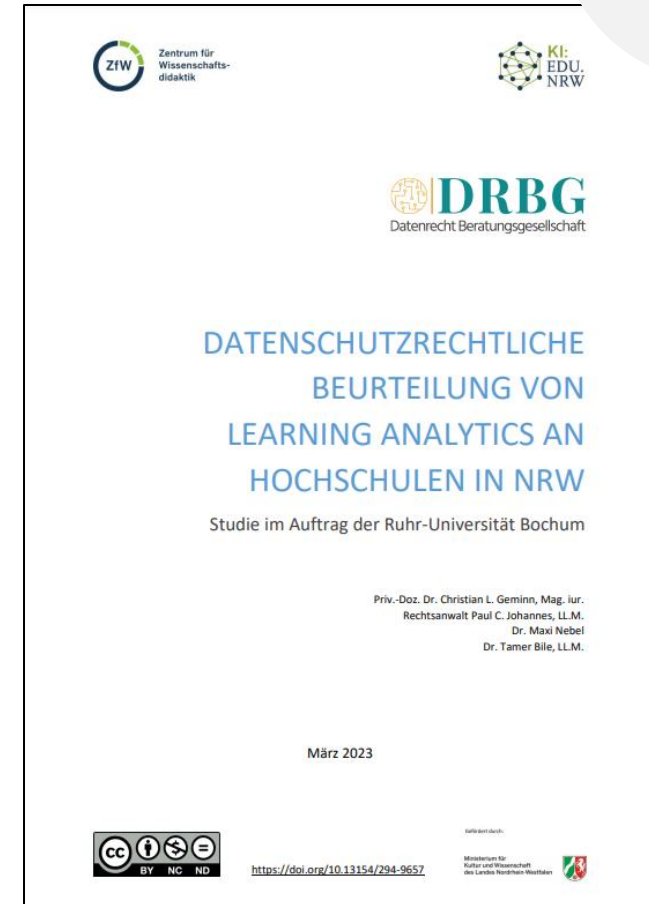
einer Rechtsgrundlage



einer Gesetzesgrundlage



ausschließlich automatisierte Entscheidung mit rechtlicher Wirkung sind verboten (Human-in-the-Loop!)





STAKEHOLDERPERSPEKTIVE AN DER RUB

Ausgewählte Aspekte aus Studierenden und Lehrendenbefragungen

- Datenschutz ist notwendige Bedingung
- Große Aufgeschlossenheit zur Einführung mit der Annahme zur Verbesserung der Lehre
- Anwendungsszenarien in allen Fächern gegeben
- Aufwand und Umsetzbarkeit werden teils skeptisch gesehen
- Sorge vor steigendem Leistungsdruck durch regelmäßiges Monitoring für Studierende



Learning Analytics-Policies im Hochschulkontext

Maren Scheffel[✉], Christos Simis[✉], Jonas Leschke[✉],
Lena Borgards und Peter Salden

Zusammenfassung

In den letzten Jahren haben immer mehr Hochschuleinrichtungen damit angefangen, Learning Analytics (LA) einzusetzen. Trotzdem mangelt es noch immer an einer systematischen und groß angelegten Umsetzung. Um den Einsatz von LA zu verbessern und nachhaltig zu etablieren, müssen Hochschulen die Aktivitäten im Zusammenhang damit auf ihre Ziele und Visionen abstimmen. Darüber hinaus müssen die Chancen und Risiken von LA kritisch reflektiert werden. Die Nutzung von (Lern-)Daten erfordert eine Reihe von Leitlinien und Grundsätzen, d. h. eine Policy, die zu ihrem Kontext passt und alle beteiligten Stakeholder anspricht. Nur so kann ein effektiver und verantwortungsvoller Einsatz von LA gewährleistet werden. Im Rahmen von

M. Scheffel (✉) · L. Borgards
Institut für Erziehungswissenschaft, Ruhr-Universität Bochum, Bochum, Deutschland
E-Mail: maren.scheffel@ruhr-uni-bochum.de

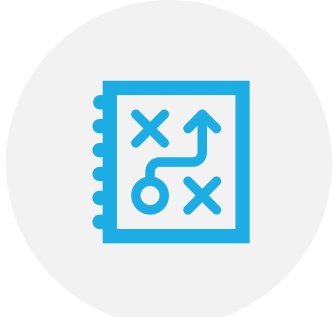
L. Borgards
E-Mail: lena.borgards@ruhr-uni-bochum.de

C. Simis
Institut für Philosophie I, Ruhr-Universität Bochum, Bochum, Deutschland
E-Mail: christos.simis@ruhr-uni-bochum.de

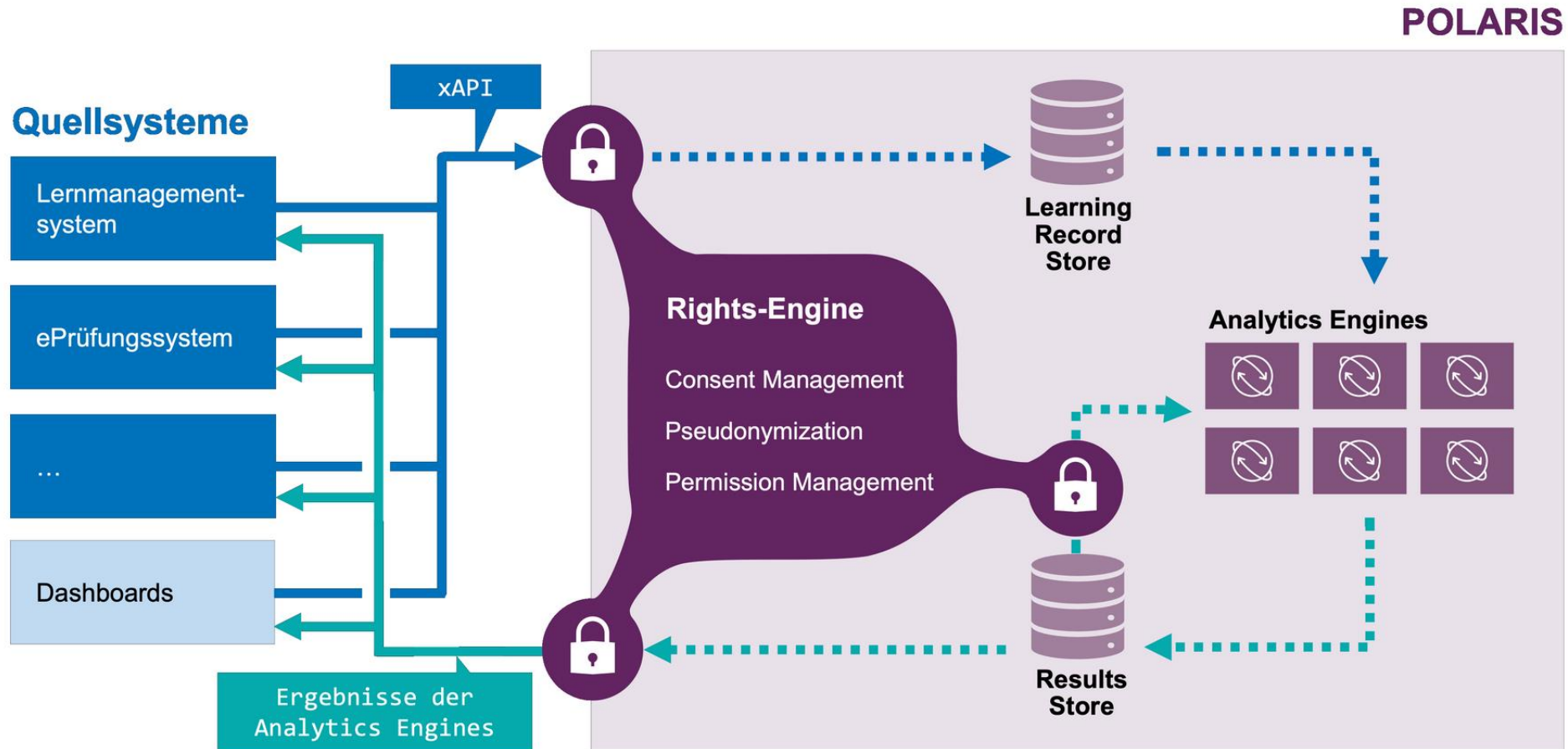
J. Leschke · P. Salden
Zentrum für Wissenschaftsdidaktik, Ruhr-Universität Bochum, Bochum, Deutschland
E-Mail: jonas.leschke@ruhr-uni-bochum.de

P. Salden
E-Mail: peter.salden@ruhr-uni-bochum.de

© Der/die Autor(en), exklusiv lizenziert an Springer Fachmedien Wiesbaden GmbH, ein Teil von Springer Nature 2024
P. Salden und J. Leschke (Hrsg.), *Learning Analytics und Künstliche Intelligenz in Studium und Lehre*, Doing Higher Education,
https://doi.org/10.1007/978-3-658-42993-5_10 169



POLARIS – PROVIDER ORIENTED OPEN LEARNING ANALYTICS



KI:edu.nrw – eine Betrachtung aus der Perspektive des Teilprojektes Technik

Christian Metzger und Martin Bovermann

Zusammenfassung

Die Zentrale Betriebsinheit IT-SERVICES (Abteilung Studium und Lehre, Bereich Lernwissenschaften) der Ruhr-Universität Bochum und das Center für Lehr- und Lernservices der RWTH Aachen wurden im Projekt KI:edu.nrw mit dem Teilprojekt Technik betraut. An der RWTH Aachen wurde die Softwareentwicklung eines Gesamtproduktes fokussiert und an der RUB stand die organisationale Einbettung und die Nutzung durch die fachlichen Teilprojekte im Vordergrund. Das Kapitel beschreibt die Ziele, Herausforderungen, Vorgehensweise und Ergebnisse im Teilprojekt.

Schlüsselwörter


POLARIS • Infrastruktur • Dashboard • Learning Analytics • KI:edu.nrw

C. Metzger (IS) • M. Bovermann
IT-SERVICES, Ruhr-Universität Bochum, Bochum, Deutschland
E-Mail: christian.metzger@rub-uni-bochum.de
M. Bovermann
E-Mail: martin.bovermann@rub-uni-bochum.de

© Der/die Autor(en), exklusiv lizenziert an Springer Fachmedien Wiesbaden GmbH, ein Teil von Springer Nature 2024
P. Sakken und J. Leschke (Hrsg.), Learning Analytics und Künstliche Intelligenz in Studium und Lehre, Doing Higher Education,
https://doi.org/10.1007/978-3-658-42963-5_7



POLARIS – CONSENT MANAGEMENT

Polaris **Analyses** **Consent Management** Daten verknüpfen  1536591@dynexite


Moodle










Dynexite

[Erfassung](#) [Pausieren](#)

Dynexite

Auswertung über Teilnahme und Ergebnis von Assessments

Details 

<input type="checkbox"/> Graded  	Aktor erhält eine Bewertung	
<input type="checkbox"/> Started  	Aktor startet ein Assessment	
<input type="checkbox"/> Stopped  	Aktor stoppt ein Assessment	


Warum möchten wir diese Daten sammeln?
Mithilfe der gesammelten Daten können wir Dir eine Übersicht zu Assessments Deiner Kurse erstellen, die Du in Dynexite durchgeführt hast.

Speichern


© 2022 Impressum Administration



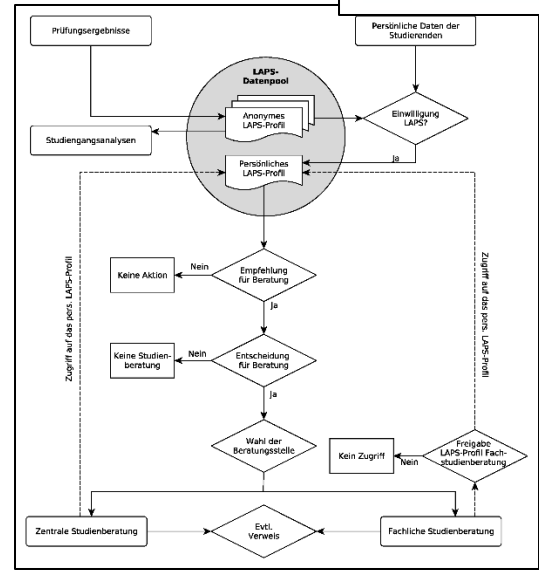
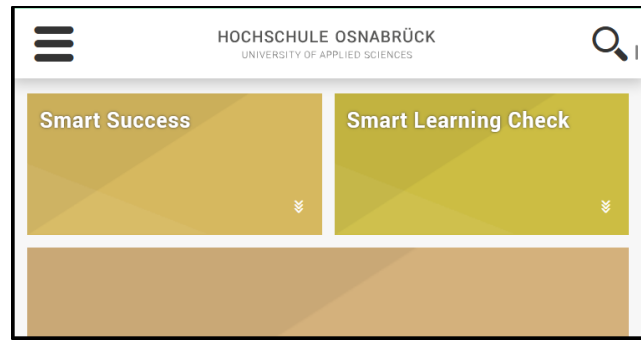
POLARIS & DYNEXITE

DYNEXITE MODULE 

Deine Module

Modul	durchgeführte Assessments	Statistik aktivieren	zum Kurs
Abwasseraufbereitung I 143 Assessments	5 gestern 12 letzte 7 Tage 36 gesamt	 Statistik aktivieren	zum Kurs
Stoffkreisläufe 96 Assessments	5 gestern 12 letzte 7 Tage 36 gesamt		zum Kurs

WEITERE BEISPIELE

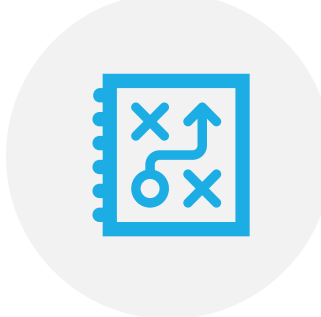


Amtliche Mitteilungen der FernUniversität in Hagen Nr. 08/2024

Hagen, 28. März 2024

Inhalt

1. Ordnung zur Einführung, zum Einsatz und zur Weiterentwicklung von Learning Analytics-Verfahren an der FernUniversität in Hagen (LAO) vom 07. Februar 2024



Willkommen im IMPACT Feedbackzentrum

Bitte wählen Sie Ihre Ansicht: Ihre Moodle Aktivitäten | **Lernereignisverfolgung** | Kommilitonenvergleich

Bitte wählen Sie Ihre aktuelle Semesterphase: Einleitung | **Lerninheit 1** | Lerninheit 2 | Lerninheit 3 | Prüfung

Ihr Feedback

Herzlich willkommen zu Ihrem Feedback. In diesem Feedbackzentrum finden Sie wertvolle Informationen, die Sie dabei unterstützen, Ihre Moodle-Aktivitäten zu beobachten und anhand von lernerstützenden Tipps selbst zu reflektieren. Diese personalisierten Diagramme und Feedbacktexte werden automatisch für Sie persönlich erstellt. Lehrende haben keinen Einblick in diese persönlichen Informationen.

In den nächsten Abschnitten erfahren Sie mehr über lernförderliches Feedback und dazu, welche Informationen Sie wie für sich nutzbar machen können.

Los geht's!

Was ist ein formatives Feedback und wie kann es Ihnen helfen?

Bei Feedbacks unterscheidet man zwischen formativem und summativem Feedback. Das summative Feedback erfolgt meist nach einer Leistungsüberprüfung (z.B. Klausur oder Modulprüfungen) aus der Retrospektive. Formatives Feedback ist ein Feedback, das bereits während des Lernprozesses gegeben wird und nicht Teil der Bewertung einer Studienleistung ist. Es dient einzig und allein dazu, den Lerner oder die Lernende in seinem bzw. ihrem Lernprozess zu unterstützen.

Innerhalb der Kursumgebung erhalten Sie unter anderem bereits korrigierendes Feedback (z. B. durch Quizzes oder persönlich durch die Lehrenden in Diskussionsforen oder zu eingereichten Aufgaben). Das Feedbackzentrum bietet Ihnen ergänzend dazu Informationen über Selbstregulierung und Lernstrategien sowie ein Aufmerksamkeitsmonitoring.

Kursfortschritt

FernUni / Universität / Aktuelles / 2025 / August / Exzellenz in der Lehre: FernUn...

Exzellenz in der Lehre: FernUniversität erhält millionenschwere Förderung für bundesweit einmaliges Learning-Analytics-Projekt

Die Stiftung Innovation in der Hochschullehre fördert die FernUniversität mit knapp sieben Millionen Euro, um eine hochschulweite, zukunftsweisende Lehrarchitektur zu entwickeln.

GEORG-AUGUST-UNIVERSITÄT GÖTTINGEN

Professur für Smart Services

MENÜ

AKTUELLES

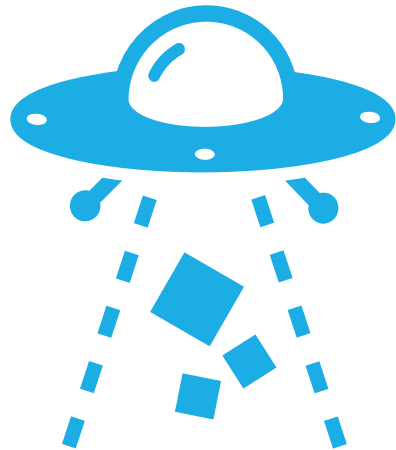
ENGLISH

STIL FÖRDERUNG IN HÖHE VON CA. €5 MILLIONEN FÜR DIE UNIVERSITÄTSWEITE (GEN)AI-BASIERTE LERNBEGLEITERIN „GAIA“



Das Praxisproblem

TECHNOLOGIE UND DATEN



Was wir brauchen.



Was wir haben!

Learning Analytics in der Erziehungswissenschaft: Lerndatenbasierte Förderung von Selbstregulation in einem Statistikkurs

Anna Radtke, Meike Osinski, Katja Serova, Maren Scheffel und Nikol Rummel

Zusammenfassung

Lerndatenanalysen (LA) bieten ein breites Spektrum an Möglichkeiten, Lernende in digital gestützten Lernsettings zu unterstützen und dabei gezielt auf ihre individuellen Bedürfnisse einzugehen. Das hier vorgestellte Teilprojekt verfolgte das Ziel, ein prototypisches LA-basiertes Unterstützungskonzept für die Förderung der Selbstregulationskompetenzen von Studierenden zu entwickeln. Das Unterstützungsangebot richtete sich an Studierende eines Statistikkurses im Studiengang Erziehungswissenschaft. Handlungsleitende Prämissen dabei, Studierende und Lehrende maßgeblich an der Entwicklung des Unterstützungskonzepts zu beteiligen und ihre Bedarfe, Wünsche sowie Interessen zu berücksichtigen.

A. Radtke (✉) · N. Rummel
Center for Advanced Internet Studies (CAIS), Ruhr-Universität Bochum, Bochum, Deutschland
E-Mail: anna.radtke@cais-research.de
N. Rummel
E-Mail: nikol.rummel@ruhr-uni-bochum.de
M. Osinski · K. Serova · M. Scheffel
Institut für Erziehungswissenschaft, Ruhr-Universität Bochum, Bochum, Deutschland
E-Mail: meike.osinski@ruhr-uni-bochum.de
K. Serova
E-Mail: katja.serova@ruhr-uni-bochum.de
M. Scheffel
E-Mail: maren.scheffel@ruhr-uni-bochum.de

© Der/die Autor(en), exklusiv lizenziert an Springer Fachmedien Wiesbaden GmbH, ein Teil von Springer Nature 2024
P. Salden und J. Leschke (Hrsg.), *Learning Analytics und Künstliche Intelligenz in Studium und Lehre*, Doing Higher Education, https://doi.org/10.1007/978-3-658-42993-5_3

Education Tech Research Dev (2020) 68:1961–1990
<https://doi.org/10.1007/s11423-020-09788-z>



Utilising learning analytics to support study success in higher education: a systematic review

Dirk Ifenthaler^{1,2} · Jane Yin-Kim Yau¹

Published online: 12 June 2020
© The Author(s) 2020

Abstract
Study success includes the extent of the largest extent, and the smallest extent. Factors affecting study success include prior academic performance, attendance, active learning, and self-regulation.

JOURNAL OF LEARNING ANALYTICS

Volume 6(3), 11–19. <http://dx.doi.org/10.18608/jla.2019.63.3>

What's the Problem with Learning Analytics?

Neil Selwyn¹

International Journal of Educational Technology in Higher Education

REVIEW ARTICLE

Open Access

Learning analytics in higher education: a preponderance of analytics but very little learning?

Carolina Guzmán-Valenzuela^{1*}, Carolina Gómez-González¹, Andrés Rojas-Murphy Tagle² and Alejandro Lorca-Vyhmeister³

*Correspondence: cguzman@academicos.uta.cl
¹ Facultad de Educación y Humanidades, Universidad de Tarapacá, Arica, Chile
Full list of author information is available at the end of the article

Abstract

In a context where learning mediated by technology has gained prominence in higher education, learning analytics has become a powerful tool to collect and analyze data with the aim of improving students' learning. However, learning analytics in higher education and its developments deserve further exploration. Studies claim that learning analytics tends to underplay the complexity of learning processes. By means of both a bibliometric and a content analysis, this article examines the publication patterns on learning analytics in higher education and its main challenges. 385 papers that were published in WoScc and Scopus between 2013 and 2019 were identified and analysed. Learning analytics in higher education is a fast-developing community. However, it continues to face multiple challenges, especially regarding students' learning and their implications. The article concludes by distinguishing between a practice-based and a management-based community of learning analytics and an academic-oriented community of learning analytics, though, it seems that the focus is more on analytics than on learning.

Keywords: Learning analytics, Higher education, Challenges, Learning

Introduction

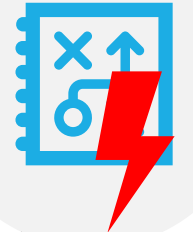
For the last twenty years or so, the introduction of learning analytics in higher education has prompted new research approaches to teaching and learning (Lundie 2017; Selwyn 2015, 2019). Although LA is being used by numerous higher education institutions, it has been considered an emergent field of study and deserves more exploration (Leitner et al. 2017; Peña-Ayala 2017; Wong 2019). Further, it has been argued that there is a reduced understanding of education and so underplays the complex learning processes (Lundie 2017; Selwyn 2015, 2019). In 2012, Ferguson published a seminal paper about the development of LA broadly between their origins from around 2000 and 2010. By analyzing the 70 papers submitted to the first conference on learning analytics, he addressed LA's drivers, differentiation with other analytics, and challenges. One of Ferguson's arguments was that in:



© The Author(s) 2021. **Open Access** This article is licensed under a Creative Commons Attribution 4.0 International License, which permits use, sharing, adaptation, distribution and reproduction in any medium or format, as long as you give appropriate credit to the original author(s) and the source, provide a link to the Creative Commons licence, and indicate if changes were made. The images or other third party material in this article are included in the article's Creative Commons licence, unless indicated otherwise in a credit line to the material. If material is not included in the article's Creative Commons licence and your intended use is not permitted by statutory regulation or exceeds the permitted use, you will need to obtain permission directly from the copyright holder. To view a copy of this licence, visit <http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>.

Learning analytics become implemented throughout education. Learning analytics as shaped by a range of social, cultural, and economic factors. Concerns are outlined regarding the propensity of learning analytics to over- and disenfranchise vulnerable groups, and the burgeoning "data economy." In light of these concerns, these include the design of analytics control and oversight to users, and that better thinking the political economy of the learning begin talking more openly about the values and ethics of learning analytics throughout education and research.

¹Way, Faculty of Education, Monash University, Clayton.



Automating Data Preparation: Can We? Should We? Must We?

Document Version
Accepted author manuscript

[Link to publication record in Manchester Research Explorer](#)

Citation for published version (APA): Paton, N. (2019). Automating Data Preparation: Can We? Should We? Must We? In *Proceedings of the 21st International Workshop on Design, Optimization, Languages and Analytical Processing of Big Data* <http://ceur-ws.org/Vol-2324/Paper00-InvTalk2-NPaton.pdf>

Published in: Proceedings of the 21st International Workshop on Design, Optimization, Languages and Analytical Processing of Big Data

Citing this paper
Please note that where the full-text provided on Manchester Research Explorer is the Author Accepted Manuscript or Proof version this may differ from the final Published version. If citing, it is advised that you check and use the publisher's definitive version.

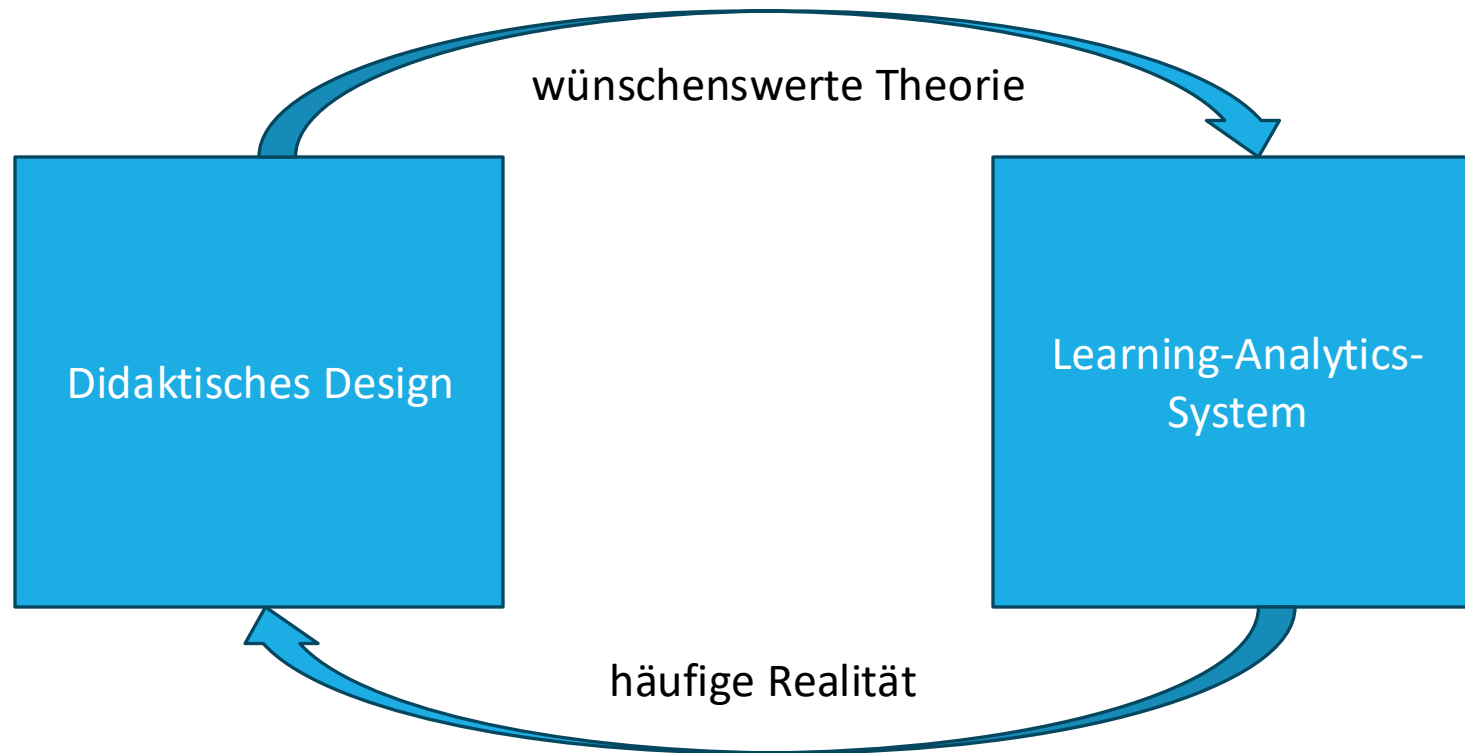
General rights
Copyright and moral rights for the publications made accessible in the Research Explorer are retained by the authors and/or other copyright owners and it is a condition of accessing publications that users recognise and abide by the legal requirements associated with these rights.

Takedown policy
If you believe that this document breaches copyright please refer to the University of Manchester's Takedown Procedures (<http://man.ac.uk/47650>) or contact openresearch@manchester.ac.uk providing relevant details, so we can investigate your claim.





RESULITERENDE WIRKKETTE





Didaktische Perspektiven auf Learning Analytics in der Hochschulbildung

Jonas Leschke  und Peter Salden

Zusammenfassung

Der vorliegende Text stellt zunächst vor, auf welche theoretischen und empirischen Erkenntnisse bei der didaktischen Gestaltung von Learning Analytics-Systemen (LA-Systemen) zurückgegriffen werden kann. Er zeigt sodann theoretisch auf, an welchen Ansatzpunkten bei der konkreten Umsetzung von LA-Projekten didaktische Perspektiven eingebracht werden können. Abschließend wird die theoretische Perspektive um die praktischen Erfahrungen aus dem Projekt KI:edu.nrw erweitert. Insgesamt wird argumentiert, dass didaktische Expertise bei der Umsetzung von LA-Vorhaben sowohl für naheliegende Felder wie der Erstellung eines Rahmenkonzepts bzw. für die Gestaltung von didaktischen Interventionen als auch für die Definition von Datensets und die technische Systementwicklung notwendig ist.

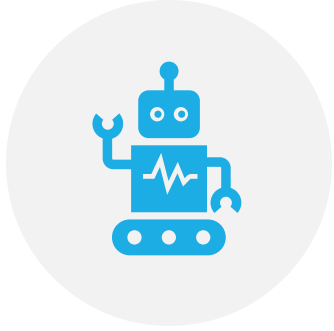
Schlüsselwörter

Learning Analytics • Hochschuldidaktik • Hochschulbildung • KI:edu.nrw

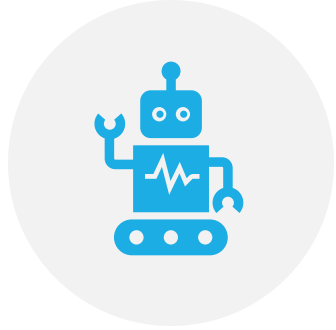
J. Leschke  · P. Salden
Zentrum für Wissenschaftsdidaktik, Ruhr-Universität Bochum, Bochum, Deutschland
E-Mail: jonas.leschke@ruhr-uni-bochum.de
P. Salden
E-Mail: peter.salden@ruhr-uni-bochum.de

© Der/die Autor(en), exklusiv lizenziert an Springer Fachmedien Wiesbaden GmbH, ein Teil von Springer Nature 2024
P. Salden und J. Leschke (Hrsg.), *Learning Analytics und Künstliche Intelligenz in Studium und Lehre*, Doing Higher Education,
https://doi.org/10.1007/978-3-658-42993-5_11

187



Individuelle Lernaufgaben mittels generativer KI



INDIVIDUELLE LERNUNTERSTÜTZUNG DURCH GENERATIVE CHATBOTS

Übungspartner fungieren und unterstützen, indem folgende Prompt-Vorlage eingegeben wird:

Prompt zum Kopieren

Erstelle mir 3 Übungsaufgaben zum Thema [Fach/Thema einfügen] auf dem Schwierigkeitsniveau [Niveau angeben, z.B. „Anfänger“, „Fortgeschritten“]. Gib mir nicht sofort die Lösung, sondern leite mich schrittweise durch den Lösungsweg, wenn ich nach Hinweisen frage. Zeige mir nach der Lösung auch häufige Fehler auf, die bei dieser Art von Aufgabe gemacht werden, oder alternative Lösungsansätze, falls es welche gibt. Gib mir Feedback, worauf ich bei der nächsten ähnlichen Aufgabe besonders achten sollte.

Diese Vorlage verwandelt den Chatbot in einen interaktiven Unterstützer. Statt nur Wissen abzufragen, fördert sie das Verständnis des Prozesses. Die schrittweise Hilfe, das Aufzeigen häufiger Fehler und das gezielte Feedback simulieren eine individuelle Nachhilfesituation und

<https://digitaleprofis.de/kuenstliche-intelligenz/prompt-engineering/die-besten-prompts-fuer-das-lernen-mit-ki/>

<https://coda.io/@kic/prompt-katalog>

Prompt-Katalog Offener Prompt-Katalog Prompt Details Copy doc

Row from [Prompt-Katalog](#)

#Rolle: Expert für die didaktische Integration von Künstlicher Intelligenz (KI) in den Bildungsbereich, der Unterstützung bei der Erstellung eines Tests bietet.

#Kontext: Der Test richtet sich an Kolleg*innen aus Hochschulen und Schulen mit Erfahrung im Umgang mit KI. Ziel ist es, das Wissen aus meinen LinkedIn-Beiträgen zu extrahieren, zu systematisieren, zu vertiefen und in Form eines Tests weiterzugeben.

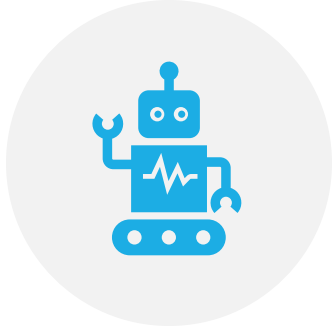
#Aufgabe:
Erstelle einen Test, der auf dem hochgeladenen Faktwissen basiert.

#Arbeitsschritte:

1. Bitte frage nach der Hochladung des Faktenwissens.
2. Rezipiere und analysiere das Faktenwissen. Führe weitere Recherchen zur Vertiefung, nur im Sinne weiterer Erläuterung des Wissens durch, wobei du besonders auf die Qualität und Zuverlässigkeit der Quellen achtest. Gib die zusätzlichen Quellen an.
3. Frage nach den gewünschten Aufgabenformaten und der Anzahl der jeweiligen Aufgabenformate im Test.
4. Nach Erhalt meiner Antwort bitte mich um Leitfaden zur Konstruktion und Formulierung der Aufgaben.
5. Erstelle den Test und präsentiere ihn mir zur Rückmeldung.
6. Überarbeite den Test entsprechend meinem Feedback und präsentiere die überarbeitete Version erneut zur Rückmeldung.
7. Wiederhole die Schritte 5 und 6 so oft, bis ich mit dem Endergebnis zufrieden bin.
8. Bei Unklarheiten bitte mich um Erklärung.

#Ergebnis:

< 60 of 146 >



HOCHRISIKO-KI?

„KI-unterstützte Beratungs-, Selbstlern- und Feedbacktools, die nicht auch formal über Noten und den Studienfortgang entscheiden, sind nicht als Hochrisiko-KI zu verstehen.“

itm



Rechtsgutachten zur Bedeutung der europäischen KI-Verordnung für Hochschulen

Prof. Dr. Thomas Hoeren

August 2025

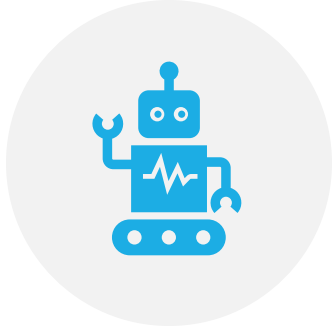
Ein Kooperationsverfahren empfohlen durch die:



Gefördert durch:

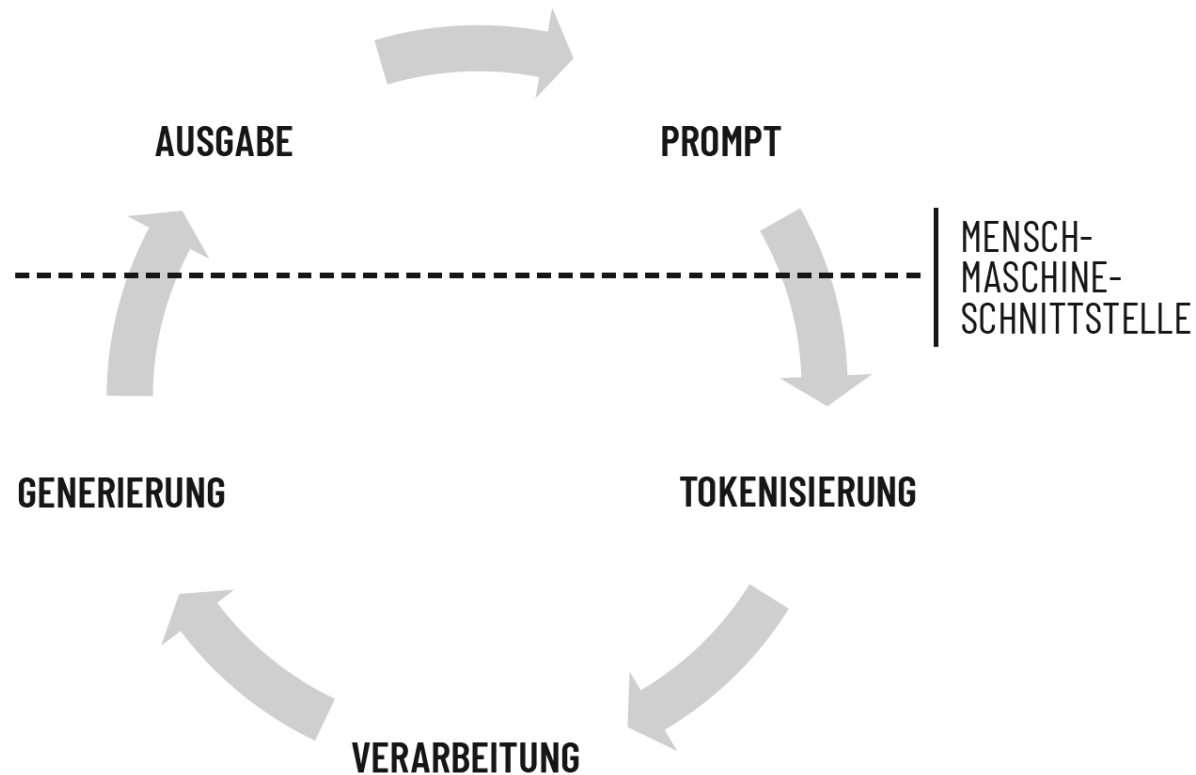
Ministerium für
Kultur und Wissenschaft
des Landes Nordrhein-Westfalen

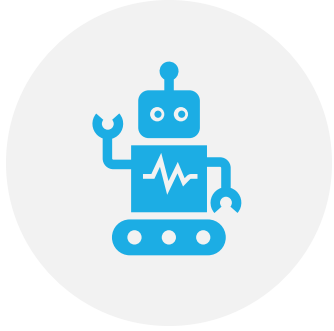




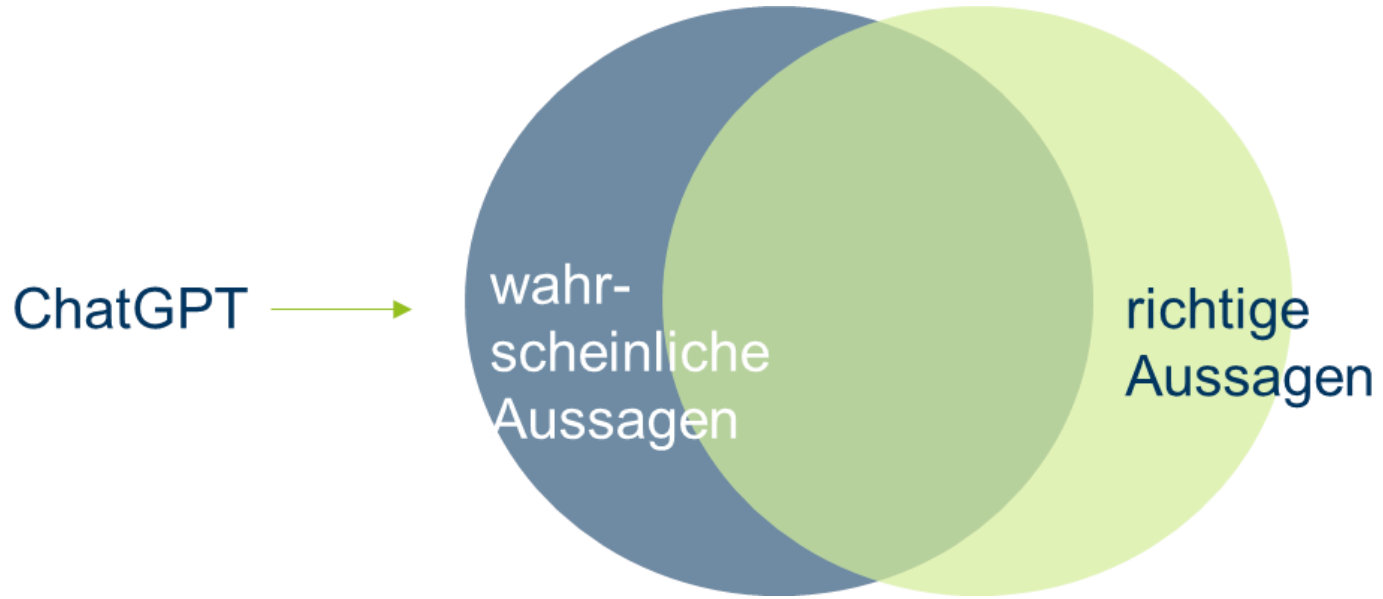
VEREINFACHTE FUNKTIONSWEISE VON GENERATIVEN TOOLS

Abb. 1: Kreislauf der Informations- und Datenverarbeitung generativer KI





OUTPUT VON GENERATIVEN TOOLS

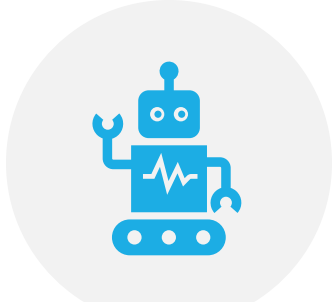


KI-BASIERTE SCHREIBWERKZEUGE
IN DER HOCHSCHULE
Eine Einführung

Peter Salden, Nadine Lordick & Maïke Wiethoff
(Zentrum für Wissenschaftsdidaktik der Ruhr-Universität Bochum)

März 2023

Seite 4 von 41



PROMPTS

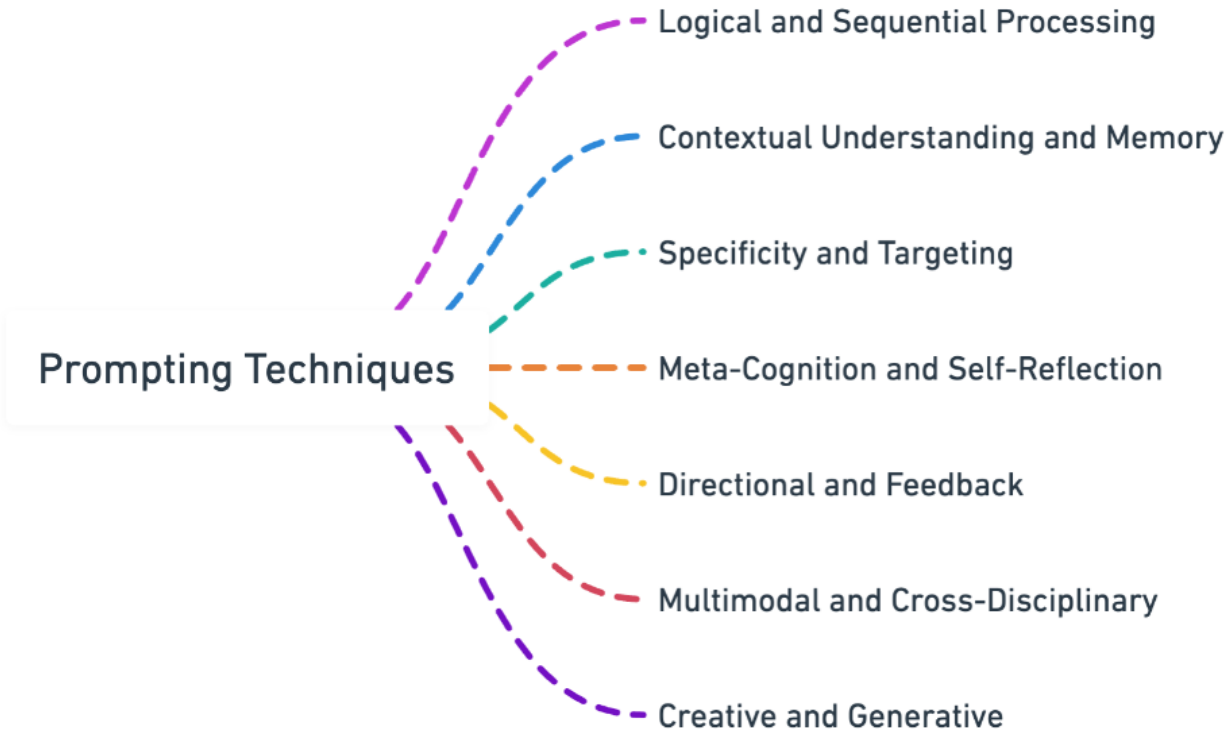


Figure 2: Overview of prompting technique categorization.

AN EMPIRICAL CATEGORIZATION OF PROMPTING TECHNIQUES FOR LARGE LANGUAGE MODELS: A PRACTITIONER'S GUIDE

Oluwole Fagbohun
Tech Team
Changeblock
London, SW11 0HW, UK
oluwole.fagbohun@changeblock.com

Rachel M. Harrison
GenAI Lab
Ophiuchus LLC
Dover, DE 19904, USA
rma@ophiuchus.ai

Anton Dereventsov
GenAI Lab
Ophiuchus LLC
Dover, DE 19904, USA
anton@ophiuchus.ai

ABSTRACT

Due to rapid advancements in the development of Large Language Models (LLMs), programming these models with prompts has recently gained significant attention. However, the sheer number of available prompt engineering techniques creates an overwhelming landscape for practitioners looking to utilize these tools. For the most efficient and effective use of LLMs, it is important to compile a comprehensive list of prompting techniques and establish a standardized, interdisciplinary categorization framework. In this survey, we examine some of the most well-known prompting techniques from both academic and practical viewpoints and classify them into seven distinct categories. We present an overview of each category, aiming to clarify their unique contributions and showcase their practical applications in real-world examples in order to equip fellow practitioners with a structured framework for understanding and categorizing prompting techniques tailored to their specific domains. We believe that this approach will help simplify the complex landscape of prompt engineering and enable more effective utilization of LLMs in various applications. By providing practitioners with a systematic approach to prompt categorization, we aim to assist in navigating the intricacies of effective prompt design for conversational pre-trained LLMs and inspire new possibilities in their respective fields.

Keywords large language models · LLMs · prompt engineering · prompt design · prompting techniques · ChatGPT

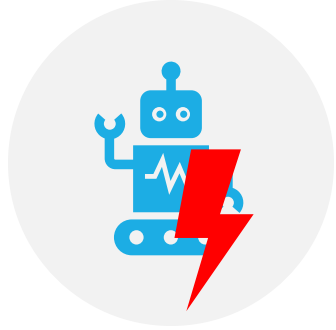
1 Introduction

Large Language Models (LLMs) (Radford et al., 2019) have experienced a recent surge in popularity that is fundamentally reshaping the landscape of machine learning (Zhou et al., 2023). While early models (Gross et al., 2023; Bommasani et al., 2021) were characterized by their limited scope and functional capabilities, primarily tailored for specific tasks like text classification and sentiment analysis, the landscape of natural language processing (NLP) underwent a transformative shift with the introduction of neural networks and deep learning techniques, enabling models to learn from vast datasets and exhibit adaptability across a broader spectrum of tasks (Petrone et al., 2019; Brown et al., 2020). One pivotal moment in this evolutionary journey was the inception of the transformer architecture (Vaswani et al., 2017). This architecture's scalability and remarkable capacity to handle long-range dependencies set the stage for the development of more intricate and powerful models. Subsequently, the introduction of models like BERT (Devlin et al., 2018) and GPT (Radford et al., 2019) showcased the transformative potential of pre-training these models on extensive datasets, followed by fine-tuning to excel in specific tasks.

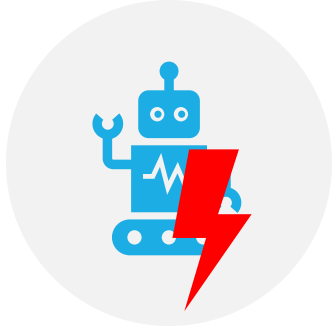
1.1 Conversational Pre-Trained Large Language Models

In this rapidly evolving landscape, a particular category of LLMs known as conversational decoder-only transformer variants (Vaswani et al., 2017) like GPT (Brown et al., 2020; Ouyang et al., 2022), LaMDA (Thoppil et al., 2022),

Preprint. This work was presented at the 4th International Conference on AI, ML, Data Science, and Robotics (2023).

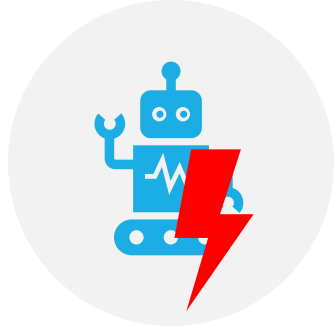


Das Qualitätsproblem

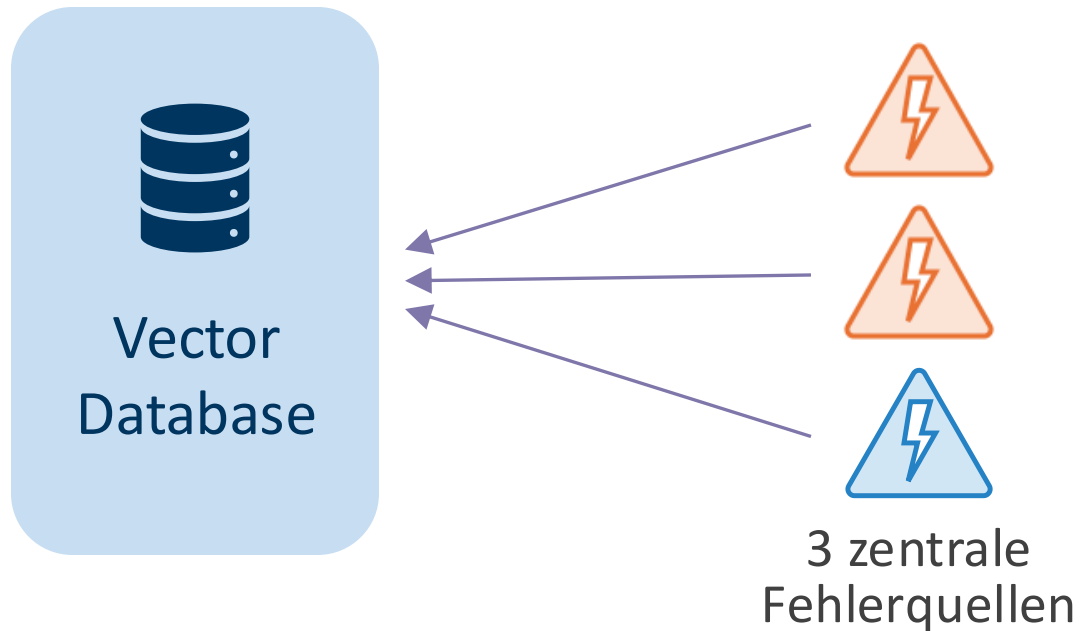


KONFABULATION

- Oft anthropomorphisierend „**Halluzination**“ genannt
- Ausgabe des Sprachmodells wirken fundiert, obwohl faktisch inkorrekt
 - Bspw. individuelle Lernaufgabe mit Operator und plausibel wirkendem Szenario
- Trainingsbedingter Bias zugunsten einer Antwort statt keiner Antwort
- Teilweise lösbar durch das Hinzuziehen von Wissensressourcen (z.B. RAG)

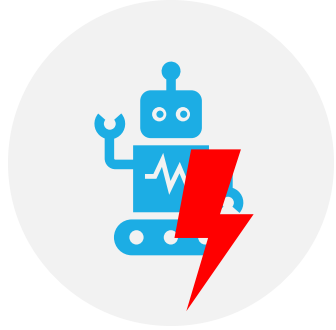


FEHLERQUELLEN BEI RAG



1. Die Eingangsdaten für die Vektordatenbank sind fehlerhaft
2. Das KI-Modell macht Fehler beim Aufbau der Datenbank
3. Der Chatbot macht Fehler beim Einbau der Informationen

Retrieval Augmented Generation (RAG) ist fehlerbehaftet.



NOTWENDIGER DETAILGRAD BEIM PROMPTEN

Übungspartner fungieren und unterstützen, indem folgende Prompt-Vorlage eingegeben wird:

Prompt zum Kopieren

Erstelle mir 3 Übungsaufgaben zum Thema **[Fach/Thema einfügen]** auf dem Schwierigkeitsniveau **[Niveau angeben, z.B. „Anfänger“, „Fortgeschritten“]**. Gib mir nicht sofort die Lösung, sondern leite mich schrittweise durch den Lösungsweg, wenn ich nach Hinweisen frage. Zeige mir nach der Lösung auch häufige Fehler auf, die bei dieser Art von Aufgabe gemacht werden, oder alternative Lösungsansätze, falls es welche gibt. Gib mir Feedback, worauf ich bei der nächsten ähnlichen Aufgabe besonders achten sollte.

Diese Vorlage verwandelt den Chatbot in einen interaktiven Unterstützer. Statt nur Wissen abzufragen, fördert sie das Verständnis des Prozesses. Die schrittweise Hilfe, das Aufzeigen häufiger Fehler und das gezielte Feedback simulieren eine individuelle Nachhilfesituation und

<https://digitaleprofis.de/kuenstliche-intelligenz/prompt-engineering/die-besten-prompts-fuer-das-lernen-mit-ki/>

<https://coda.io/@kic/prompt-katalog>

Prompt-Katalog Offener Prompt-Katalog Prompt Details Copy doc

Row from [Prompt-Katalog](#)

#Rolle: Expert für die didaktische Integration von Künstlicher Intelligenz (KI) in den Bildungsbereich, der Unterstützung bei der Erstellung eines Tests bietet.

#Kontext: Der Test richtet sich an **Kolleg*innen aus Hochschulen und Schulen mit Erfahrung im Umgang mit KI**. Ziel ist es, das Wissen aus meinen LinkedIn-Beiträgen zu extrahieren, zu systematisieren, zu vertiefen und in Form eines Tests weiterzugeben.

#Aufgabe:
Erstelle einen Test, der auf dem hochgeladenen Faktwissen basiert.

#Arbeitsschritte:

1. Bitte frage nach der Hochladung des Faktenwissens.
2. Rezipiere und analysiere das Faktenwissen. Führe weitere Recherchen zur Vertiefung, nur im Sinne weiterer Erläuterung des Wissens durch, wobei du besonders auf die Qualität und Zuverlässigkeit der Quellen achtest. Gib die zusätzlichen Quellen an.
3. Frage nach den gewünschten Aufgabenformaten und der Anzahl der jeweiligen Aufgabenformate im Test.
4. Nach Erhalt meiner Antwort bitte mich um Leitfaden zur Konstruktion und Formulierung der Aufgaben.
5. Erstelle den Test und präsentiere ihn mir zur Rückmeldung.
6. Überarbeite den Test entsprechend meinem Feedback und präsentiere die überarbeitete Version erneut zur Rückmeldung.
7. Wiederhole die Schritte 5 und 6 so oft, bis ich mit dem Endergebnis zufrieden bin.
8. Bei Unklarheiten bitte mich um Erklärung.

#Ergebnis:

< 60 of 146 >



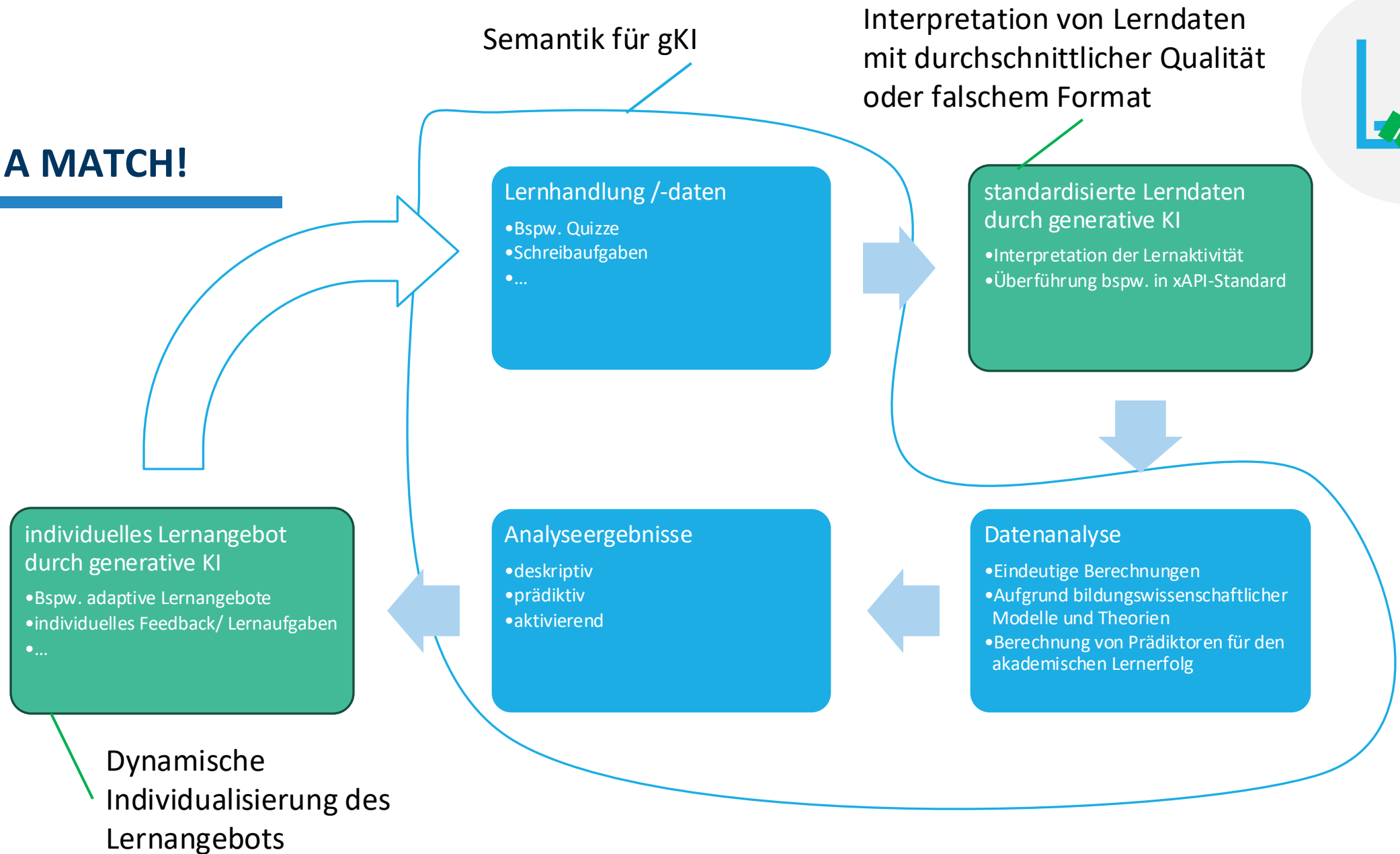
**Individuelle Lernangebote mittels durch Learning
Analytics unterstützte generative KI:
It's a match!**



RECAP

	Learning Analytics	Generative KI
Besonderer Mehrwert/ Stärke	Hohe Qualität für individuelle Lernpfade	Niedrigschwellige Praxisanwendung für individuelle Lernaufgaben
Herausforderung	Praxistransfer	Qualitätssicherung

IT'S A MATCH!



Take-Home Message

FANGEN SIE EINFACH AN!

Adaptiv lehren mit Learning Analytics

Jonas Leschke
8. Oktober 2025

DOI: 10.60806/wpcg-hd38

Thesen

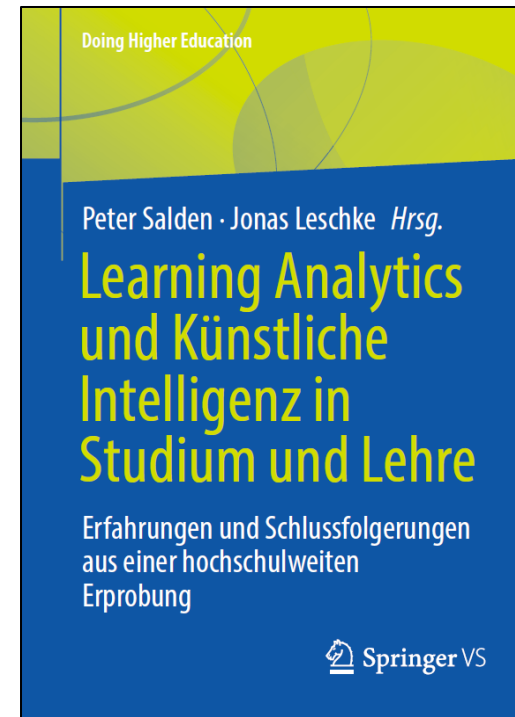
- Durch die adaptive Kursgestaltung kann der Lernprozess zielgerichteter auf die Bedürfnisse der Lernenden abgestimmt werden.
- Moodle ermöglicht durch verknüpfte Aktivitäten und Fortschrittsverfolgung die Gestaltung von Lernpfaden, was den Lernerfolg und die -motivation Studierender fördern kann.
- Die Steuerung von Inhalten und Aktivitäten anhand individueller Kompetenzen ermöglicht eine stärkere Individualisierung des Lernprozesses. Auf diese Weise kann der Fokus vom reinen Wissenserwerb hin zur Erreichung kompetenzorientierter Lernziele verschoben werden.
- Die Nutzung von Voraussetzungen in Moodle erlaubt es Lehrenden, Lerninhalte an das Vorwissen und den Fortschritt der Lernenden anzupassen.
- Die Gestaltung adaptiver Kurse erfordert einen erhöhten Anpassungs- und Betreuungsaufwand.
- Adaptive Lernprozesse können zu einer starken Automatisierung von Lernprozessen führen, was kritisches Denken und die kreative Problemlösefähigkeit Studierender einschränken können.
- Adaptive Lehre hat die Gefahr der Übertechnologisierung und der Reduktion pädagogischer Beziehungen. Nicht jeder adaptive Mechanismus ist gleichzusetzen mit der Steigerung der Studierendenmotivation und dem Lernerfolg.
- Auch in Präsenzveranstaltungen können Learning Analytics lernunterstützend sein.
- Mit der richtigen Gestaltung lassen sich Learning-Analytics-Konzepte in Deutschland datenschutzkonform umsetzen.
- Learning Analytics kann bei fehlendem Datenverständnis durch Missinterpretationen negative Auswirkungen haben.



Jonas Leschke

jonas.leschke@ruhr-uni-bochum.de

+49 (0) 234/32-26416



Vielen Dank

Für Ihre Aufmerksamkeit

Literatur

Barnett, S., Kurniawan, S., Thudumu, S., Brannelly, Z., & Abdelrazek, M. (2024). *Seven Failure Points When Engineering a Retrieval Augmented Generation System* (No. arXiv:2401.05856). arXiv. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2401.05856>

Buckingham Shum, S. (2012). Learning Analytics. *UNESCO Institute for Information Technologies in Education, Policy Brief*(November 2012). <http://iite.unesco.org/pics/publications/en/files/3214711.pdf>

Clow, D. (2012). The learning analytics cycle: Closing the loop effectively. *Proceedings of the 2nd International Conference on Learning Analytics and Knowledge*, 134–138. <https://doi.org/10.1145/2330601.2330636>

Guzmán-Valenzuela, C., Gómez-González, C., Rojas-Murphy Tagle, A., & Lorca-Vyhmeister, A. (2021). Learning analytics in higher education: A preponderance of analytics but very little learning? *International Journal of Educational Technology in Higher Education*, 18(1), 23. <https://doi.org/10.1186/s41239-021-00258-x>

Geminn, C., Johannes, P. C., Nebel, M., & Bile, Tamer, T. (2023). *Datenschutzrechtliche Beurteilung von Learning Analytics an Hochschulen in NRW: Studie im Auftrag der Ruhr-Universität Bochum* (S. 648 KB) [Application/pdf]. Ruhr-Universität Bochum. <https://doi.org/10.13154/294-9657>

Hoeren, T. (2025). *Rechtsgutachten zur Bedeutung der europäischen KI-Verordnung*. Ruhr-Universität Bochum. <https://doi.org/10.13154/294-13421>

Ifenthaler, D., Gibson, D., Prasse, D., Shimada, A., & Yamada, M. (2021). Putting learning back into learning analytics: Actions for policy makers, researchers, and practitioners. *Educational Technology Research and Development*, 69(4), 2131–2150. <https://doi.org/10.1007/s11423-020-09909-8>

Ifenthaler, D., & Yau, J. Y.-K. (2020). Utilising learning analytics to support study success in higher education: A systematic review. *Educational Technology Research and Development*, 68(4), 1961–1990. <https://doi.org/10.1007/s11423-020-09788-z>

Knobbout, J., & van der Stappen, E. (2018). Where Is the Learning in Learning Analytics?: A Systematic Literature Review to Identify Measures of Affected Learning. In V. Pammer-Schindler, M. Pérez-Sanagustín, H. Drachler, R. Elferink, & M. Scheffel (Hrsg.), *Lifelong Technology-Enhanced Learning* (Bd. 11082, S. 88–100). Springer International Publishing. https://doi.org/10.1007/978-3-319-98572-5_7

Leschke, J. (2024). Rigour versus Relevance? - Zur Bedeutung von ePrüfungen in Zeiten von Learning Analytics. In M. Persike (Hrsg.), *E-Prüfungs-Symposium 2023: Innovative ePrüfungskonzepte—Neue Ideen und individuelle Lösungen* (S. 4–11). <https://doi.org/10.18154/RWTH-2024-01576>

Leschke, J., & Salden, P. (2024). Didaktische Perspektiven auf Learning Analytics in der Hochschulbildung. In P. Salden & J. Leschke (Hrsg.), *Learning Analytics und Künstliche Intelligenz in Studium und Lehre* (S. 187–204). Springer Fachmedien Wiesbaden. https://doi.org/10.1007/978-3-658-42993-5_11

Leschke, J., & Salden, P. (2025). Künstliche Intelligenz in der Hochschullehre. In N. Vöing (Hrsg.), *Praxishandbuch Hochschullehre II* (S. 446–469). transcript. <https://www.utb.de/doi/abs/10.36198/9783838563305-446-469>

Long, P., Siemens, G., Conole, G., & Gašević, D. (2011, Februar 27). Message from the LAK 2011 General & Program Chairs. *Proceedings of the 1st International Conference on Learning Analytics and Knowledge*. LAK 2011: 1st International Conference on Learning Analytics and Knowledge, Banff Alberta Canada.

Paton, N. W. (2019). *Automating Data Preparation: Can We? Should We? Must We?* Proceedings of the 21st International Workshop on Design, Optimization, Languages and Analytical Processing of Big Data, Manchester. https://pure.manchester.ac.uk/ws/portalfiles/portal/86811895/Paper00_InvTalk2_NPaton.pdf

Radtke, A., Osinski, M., Serova, K., Scheffel, M., Rummel, N. (2024). Learning Analytics in der Erziehungswissenschaft: Lerndatenbasierte Förderung von Selbstregulation in einem Statistikurs. In: Salden, P., Leschke, J. (eds) *Learning Analytics und Künstliche Intelligenz in Studium und Lehre*. Doing Higher Education. Springer VS, Wiesbaden. https://doi.org/10.1007/978-3-658-42993-5_3

Salden, P., Lordick, N., Wiethoff, M., & Hoeren, T. (2023). *Didaktische und rechtliche Perspektiven auf KI-gestütztes Schreiben in der Hochschulbildung*. Ruhr-Universität Bochum. <https://doi.org/10.13154/294-9734>

Scheffel, M., Simis, C., Leschke, J., Borgards, L., & Salden, P. (2024). Learning Analytics-Policys im Hochschulkontext. In P. Salden & J. Leschke (Hrsg.), *Learning Analytics und Künstliche Intelligenz in Studium und Lehre* (S. 169–185). Springer Fachmedien Wiesbaden. https://doi.org/10.1007/978-3-658-42993-5_10

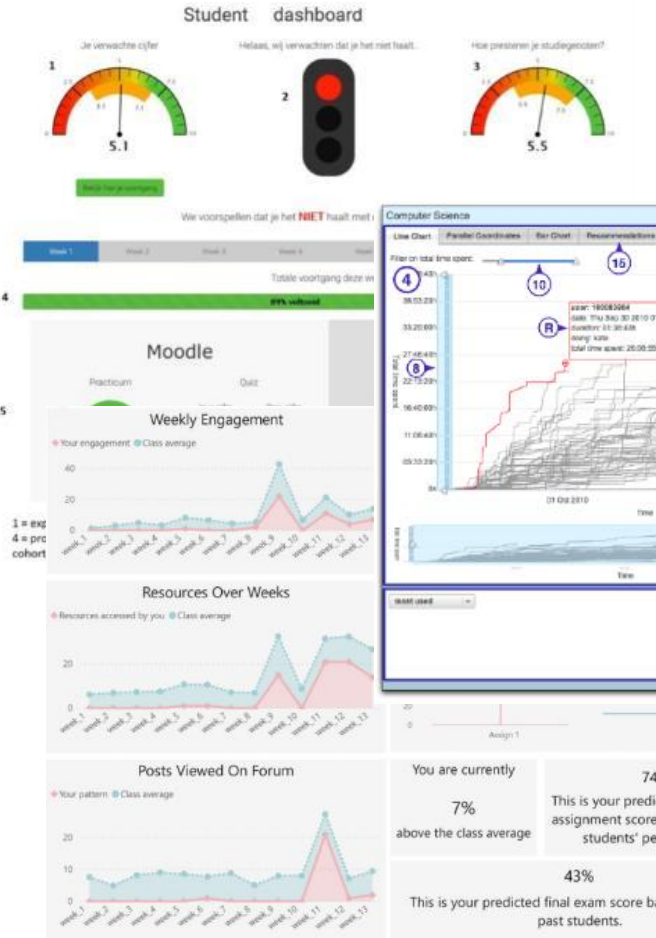
Selwyn, N. (2020). Re-imagining ‘Learning Analytics’ ... a case for starting again? *The Internet and Higher Education*, 46, 100745. <https://doi.org/10.1016/j.iheduc.2020.100745>

Larrabee Sønderlund, A., Hughes, E., & Smith, J. (2019). The efficacy of learning analytics interventions in higher education: A systematic review. *British Journal of Educational Technology*, 50(5), 2594–2618. <https://doi.org/10.1111/bjet.12720>

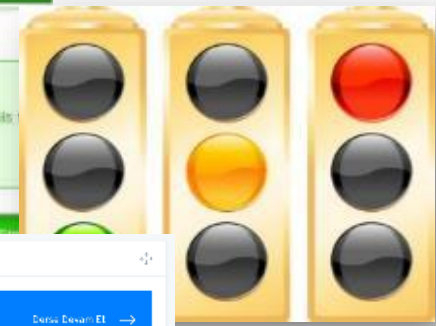
Where Does ChatGPT Fit in the Field of AI? (2024). Jeff Winter. Abgerufen 16. Oktober 2025, von <https://www.jeffwinterinsights.com/insights/chatgpt-venn-diagram>

Wong, B. T. M. (2017). Learning analytics in higher education: An analysis of case studies. *Asian Association of Open Universities Journal*, 12(1), 21–40. <https://doi.org/10.1108/AAOUJ-01-2017-0009>

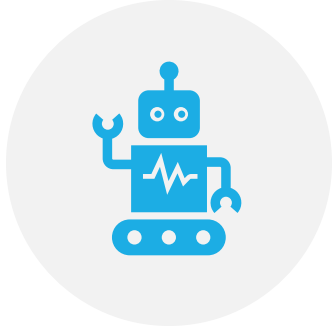
ANWENDUNGEN



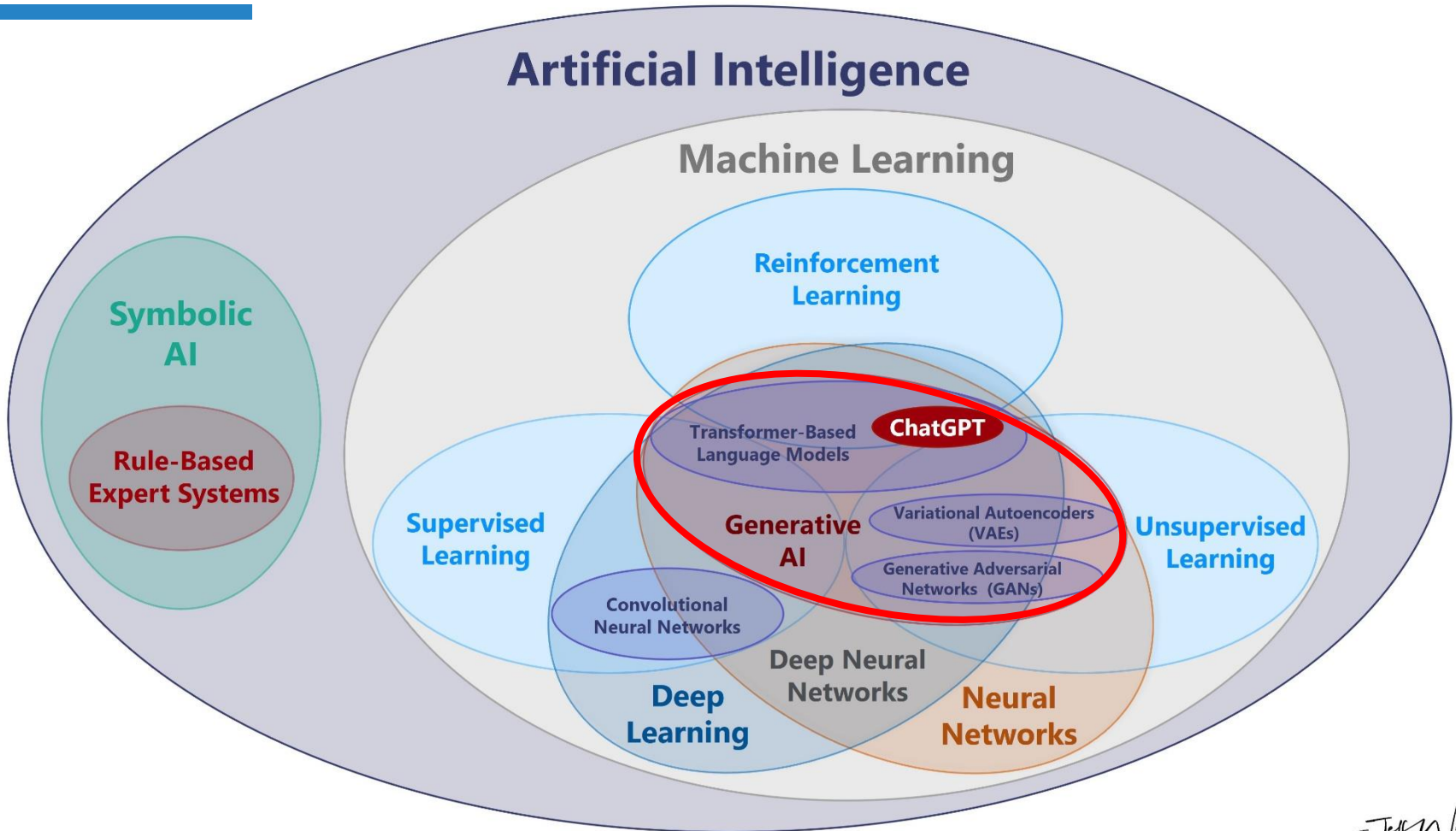
Deskription, Diagnose, Prädiktion



...ve Analysis of success
...risk
...e risk
...ik



KÜNSTLICHE INTELLIGENZ



Rev 3.0

www.jeffwinterinsights.com