

**Sabine SEUFERT¹, Josef GUGGEMOS & Stefan SONDEREGGER
(St. Gallen)**

Digitale Transformation der Hochschullehre: Augmentationsstrategien für den Einsatz von Data Analytics und Künstlicher Intelligenz

Zusammenfassung

Seit mehr als zwei Jahrzehnten führen technologische Entwicklungen zu einer Digitalisierung der Gesellschaft, Wirtschaft und somit auch der Hochschulen. Die zweite Welle der Digitalisierung, insbesondere durch Data Analytics und Künstliche Intelligenz (KI) getrieben, bringt grundlegende Veränderungen und neue Mensch-Maschinen-Interaktionen mit sich. Das Verständnis einer gelungenen Partnerschaft von Mensch-Maschine, die auf Synergie durch komplementäre Kompetenzen abzielt, steht bei der Augmentation im Vordergrund. Mit diesem Beitrag wird ein Schwerpunkt auf Augmentationsstrategien gelegt, um damit den nutzenbringenden Einsatz von Data Analytics und KI für die Hochschullehre und somit die wirksame Kompetenzentwicklung von Studierenden aufzuzeigen. Das Fallbeispiel ‚Entwicklungsszenarien für Schreibkompetenzen‘ zeigt auf, wie die Augmentationsstrategien in der Hochschulpraxis umgesetzt werden können.

Schlüsselwörter

Digitale Transformation, Augmentation, Augmentationsstrategien, Data Science, Künstliche Intelligenz

¹ E-Mail: sabine.seufert@unisg.ch



Digital transformation in higher education: Augmentation strategies for the use of data analytics and artificial intelligence

Abstract

For more than two decades, technological developments have been shaping the digitisation of society, businesses and universities. The second wave of digitisation, driven in particular by data analytics and artificial intelligence (AI), entails fundamental changes and new human-machine interactions. The understanding of a successful human-machine partnership, which aims to achieve synergies through complementary competences, is the focus of augmentation. This paper focuses on augmentation strategies in order to demonstrate the beneficial use of data analytics and AI for the effective development of student competences in higher education. The case study 'Development scenarios for writing skills' shows how augmentation strategies can be implemented.

Keywords

digitale transformation, augmentation, augmentation strategies, data science, artificial intelligence

1 Problemstellung und Zielsetzung

Mit den derzeitigen technologischen Entwicklungen rückt – wieder einmal – das Schreckgespenst einer umfassenden Freisetzung menschlicher Arbeitsleistung durch intelligente Maschinen in den Blick (Substitution). Der sogenannten Oxford-Studie von FREY & OSBORNE (2013) zufolge sind Volkswirtschaften und Berufsprofile zwar unterschiedlich stark, teilweise aber sehr tiefgreifend von Automatisierung betroffen. Inzwischen gibt es in diesem Bereich zahlreiche Studien, die zu sehr unterschiedlichen Ergebnissen kommen, insgesamt aber weniger dramatische Auswirkungen konstatieren (DENGLER & MATTHES, 2015; KING & GRUDIN, 2016). In einer Studie der OECD wird berichtet, dass rund 14 % der Jobs in OECD-Ländern automatisiert werden können, während weitere 32 % der Jobs mit

einer Risiko-Wahrscheinlichkeit von 50-70 % signifikante Änderungen in der Ausführung der Tätigkeit oder der benötigten Kompetenzen erfahren könnten (NEDELKOSKA & QUINTINI, 2018). Trotz der Unterschiede in den Ergebnissen ist der Kern aller Studien, dass ‚intelligente‘ Maschinen heute auch in Bereichen viel leisten können, die bislang eine Domäne von gut ausgebildeten Wissensarbeitern waren (BRYNJOLFSSON & MCAFEE, 2014; NEDELKOSKA & QUINTINI, 2018). Insgesamt bedarf der Begriff der Digitalisierung einer Schärfung.

Seit mehr als 20 Jahren sind vor allem Internettechnologien maßgebliche Treiber für die Digitalisierung. Nach WAHLSTER (2017) vom Deutschen Forschungszentrum für Künstliche Intelligenz (DFKI) wird diese Entwicklung als erste Welle der Digitalisierung verstanden, in der im Vordergrund steht, dass alle relevanten Daten maschinenlesbar sind und damit auch digital verarbeitet werden können. Bei der zweiten Welle der Digitalisierung geht es nicht mehr nur um die digitale Verarbeitung der Daten, sondern neu auch um das Verstehen dieser Daten. Durch KI-Technologien wie Deep Learning werden unstrukturierte digitale Daten strukturiert und verwertbar gemacht. Diese maschinelle Datenanalyse und -auswertung kann Entscheidungs-, Optimierungs- oder eben auch Lernprozesse unterstützen. Da selbstlernende Systeme völlig neue und disruptive Dienste sowie Geschäftsmodelle ermöglichen, spricht WAHLSTER (2017) dieser zweiten Welle der Digitalisierung ein hohes Potential für Innovationen zu.

Die beschriebenen fundamentalen Veränderungen adressieren zahlreiche Forschende im Bildungsbereich. KERRES (2016) versteht unter ‚Digitalisierung der Bildung‘ „eine Kurzformel für den grundlegenden Transformationsprozess der Bildungsarbeit, der – anders als E-Learning – die gesamte Wertschöpfung der Wissenserschließung und -kommunikation in den Blick nimmt“. Kern der Diskussion ist dabei, dass es nicht mit einem additiven ‚Ergänzen‘ von Lernangeboten um soziales und mobiles Lernen getan ist, sondern, dass neue Geschäftsmodelle, ein Kulturwandel und veränderte Leistungsprozesse nötig sind (DITTLER, 2017; HOFHUES & SCHIEFNER-Rohs, 2017).

Evident wird eine tiefgreifende Veränderungsnotwendigkeit der Hochschule durch die digitale Transformation. Wir verstehen dabei unter digitaler Transformation der Hochschule „die Organisations- bzw. Hochschulentwicklung im digitalen Wandel, der sich auf die gesamte Wertschöpfung der Wissenserschließung und -kommunikation bezieht. Zum anderen die Befähigung der Organisationsmitglieder einer Hochschule, insbesondere Lehrende sowie Studierende, die Chancen der Digitalisierung und von Netzwerkeffekten für die Hochschulentwicklung selbstständig und eigenverantwortlich nutzen zu können“ (SEUFERT, GUGGEMOS & MOSER, 2019, S. 89).

Im vorliegenden Beitrag richten wir den Blick auf die Hochschullehre und untersuchen dabei die zweite Welle der Digitalisierung genauer. Die Leitfrage ist:

Wie kann die zweite Welle der Digitalisierung (insbesondere Data Analytics und KI) mittels Augmentationsstrategien für die Hochschullehre nutzbar gemacht werden?

In Kapitel 2 wird hierzu geklärt, welches Leitmotiv für den Einsatz von intelligenten Maschinen als normative Orientierung gelten sollte. Hierbei gehen wir auf die Augmentation im Sinne des komplementären Zusammenspiels von Mensch und Maschine ein. Präzisiert wird dieses Leitmotiv anhand von fünf Augmentationsstrategien nach DAVENPORT & KIRBY (2016), die zur KI-Transformation einer Profession herangezogen werden können. In Kapitel 3 thematisieren wir, wie die zweite Welle der Digitalisierung sich anhand von Data Analytics bzw. Learning Analytics sowie KI für die Hochschullehre konkretisieren lässt. Mithilfe des Fallbeispiels ‚Entwicklungsszenarien für Schreibkompetenzen‘ zeigen wir auf, wie Learning Analytics und KI-basierte Anwendungen zu einer effektiven und effizienten Förderung beitragen können. Darüber hinaus zeigen wir anhand des Fallbeispiels auf, wie die zuvor skizzierten Augmentationsstrategien zur kontinuierlichen Weiterentwicklung der Lernlösungen angewendet werden können. Im abschließenden Kapitel 5 ziehen wir ein Fazit und geben einen Ausblick auf weiterführende Fragestellungen.

2 Augmentation als Leitmotiv für die Digitale Transformation

Maschinen neuer Generation sind lernfähige Systeme. Soziale Roboter lernen Mimik und Körpersprache des Menschen zu interpretieren, seine Alltagssprache zu verstehen und hierauf adäquat zu reagieren. Die Aufgabenbereiche, für die intelligente Maschinen eingesetzt werden können, erweitern sich kontinuierlich. Die Hochschullehre könnte demnach darauf abzielen, eine gewinnbringende Kollaboration der Studierenden mit intelligenten Maschinen zu etablieren. Beide ‚Partner‘ würden hier ihre jeweiligen Stärken einbringen (SEUFERT, GUGGEMOS & MEIER, 2019).

Vieles von dem, was Wissensarbeiterinnen/-arbeitern heute viel Zeit raubt, wie etwa aufwendige Recherchen, kann künftig von Computersystemen übernommen werden. Gesammeltes Wissen wird neu, besser und deutlich ökonomischer nutzbar. Entscheidungen, beispielsweise in der Beratung von Studierenden, können dadurch in einem höheren Ausmaß durch Fakten abgestützt werden. Ohne den Menschen, der die Richtung vorgibt (beispielsweise das gewünschte Berufsprofil), liefern Maschinen jedoch (weiterhin) nur bruchstückhafte oder irrelevante Ergebnisse. Personen, die in der Hochschullehre tätig sind, sollten diese Entwicklung verstehen und sich mit den Implikationen auseinandersetzen. Denkbar sind nach DAVENPORT & KIRBY (2016) fünf Augmentationsstrategien, die für unterschiedliche Berufsgruppen, aber insbesondere für Wissensarbeiter/innen offenstehen. Tab. 1 zeigt eine Adaption der fünf Augmentationsstrategien auf die Lehrprofession.

Tab. 1: Augmentationsstrategien für die Lehrprofession
(in Anlehnung an DAVENPORT & KIRBY, 2016)

Augmentationsstrategien	Wie man den Wert intelligenter Systeme erhöht	Beispiel für die Hochschullehre
Step In	Überwachung und Verbesserung der automatisierten Entscheidung der smarten Maschine/ KI-basierten Lernsysteme	Monitoring von Learning Analytics zur Verbesserung des (algorithmen-gesteuerten) Empfehlungssystems für digitale Inhalte
Step Up	Sich auf eine höhere Ebene über den smarten Maschinen bewegen Entscheidungen auf hoher Ebene über die Augmentation treffen	Managemententscheidungen über die ethische Nutzung von personalisierten Nutzerdaten zur Verbesserung intelligenter lernender Systeme
Step Forward	Beteiligung an der Entwicklung von Technologien zur Unterstützung intelligenter lernender Systeme	Einbringen von Fachkenntnissen für die Entwicklung einer neuen intelligenten Maschine, z.B. KI-basierte Chatbots für die Beratung von Lernwegen
Step Aside	Auswahl von Arbeitsaufgaben, die von smarten Maschinen nicht gut ausgeführt werden können, wie z.B. Motivation, Lernfeedbacks, die aber durch intelligente Systeme unterstützt werden können	Lernmoderation und Leistungsberatung unterstützt durch geeignete digitale Werkzeuge und personalisierte, intelligente Lernsysteme
Step Narrowly	Sich in einem Nischenbereich mit Tätigkeiten in einer Profession spezialisieren, die voraussichtlich nur sehr schwer durch smarte Maschinen zu ersetzen sind	Moderator für Design Thinking Methoden, um eine Innovationskultur zu etablieren, die über das automatisierbare Routinehandeln hinaus führt

3 Digitale Transformation: die zweite Welle der Digitalisierung

3.1 Überblick

Die effektive und effiziente Kompetenzentwicklung der Studierenden steht im Zentrum der Überlegungen. Grundsätzlich lassen sich zwei Entwicklungsströme aufzeigen, die sich gegenseitig ergänzen und zusammenspielen. Zum einen Learning Analytics und damit die Analyse von strukturierten und unstrukturierten Daten über den gesamten Lernprozess hinweg und zum anderen KI-basierte Systeme, die mittels Data-Mining-Techniken sehr spezifische Bereiche im Lernprozess unterstützen.

3.2 Learning Analytics für die Hochschullehre

Im Vordergrund steht hierbei, die Logik von Data Science auf die Organisation von Bildungsprozessen zu übertragen (DILLENBOURG, 2016). Als ‚Learning Analytics‘ wird die Interpretation verschiedenster Daten bezeichnet, die von Lernenden produziert oder für sie erhoben werden, um Lernfortschritte zu messen, zukünftige Leistungen zu prognostizieren und potenzielle Problembereiche aufzudecken. Ziel ist es, mithilfe der Auswertung der Daten die Lernenden wirksamer und damit auch besser in ihrem Lernprozess zu unterstützen und somit den Erfolg von Lehr-Lernprozessen zu steigern. Durch individuelle, zeitnahe, präzise sowie auch kompakte Feedbacks für Studierende sowie Dozierende ergeben sich neue Chancen für eine Qualitätsverbesserung der Bildungsprozesse in der Hochschullehre. Dabei ist allerdings festzuhalten, dass sich die Interpretation der Daten bzw. eine Intervention i. d. R. nicht automatisch ergibt, sondern auf die Erfahrung von Lehrenden zurückgreift.

Learning Analytics adressiert in unserem Verständnis nicht nur die Steigerung der Effizienz von Bildungsprozessen, vielmehr sollte auch die Reflexion eine wichtige Rolle einnehmen. Ein Rahmenkonzept für einen ganzheitlichen Ansatz von Learn-

ing Analytics aus pädagogischer Perspektive liegt vor (SEUFERT, MEIER, SOELLNER & RIETSCHKE, 2019). Reflexion bezieht sich in diesem Zusammenhang auf die kritische Selbsteinschätzung auf der Grundlage a) eigener, im Lernprozess erstellter Datensätze oder (im Falle von Dozierenden) zur Unterstützung des Lernens und b) von anderen generierten Datensätzen (GRELLER & DRACHSLER, 2012).

3.3 KI-basierte Systeme und Educational Data Mining

Lernsysteme, die sich KI zunutze machen, können zunehmend Aufgaben in Bildungsprozessen übernehmen. Damit ist eine Entlastung der Lehrpersonen (z. B. weniger Korrekturarbeiten) sowie eine Qualitätsverbesserung von Lehr-Lernprozessen (z. B. automatisiertes Feedback bei Aufgaben auf hoher Lernziel-Taxonomiestufe) möglich. Um derartige KI-basierte Lernsysteme zu entwickeln, sind große Datenmengen und Data-Mining-Ansätze für eine kontinuierliche Weiterentwicklung der Systeme notwendig. Beim Data Mining werden mittels Machine-Learning-Verfahren neue Aspekte und Muster aus großen Datensätzen extrahiert (BAKER, 2014).

Für die Hochschullehre ist daher näher zu untersuchen, welche KI-Systeme hier zu unterscheiden sind und in welchen Bereichen ein Einsatz besonders potenzialreich scheint. Die nachfolgende Kategorisierung besteht aus Beispielen und stellt den Status quo hinsichtlich der Kategorisierung von KI-basierten Lernsystemen zur Diskussion.

Chatbots

Chatbots sind in vielen Bereichen wie der Finanzbranche und auch im Bildungswesen eine aufstrebende Technologie. Dabei wird die Konversation mit menschlichen Nutzerinnen/Nutzern, insbesondere über das Internet, in Form von auditiven oder textuellen Gesprächen simuliert (WINKLER & SÖLLNER, 2018). Die Erschließung des Potenzials von Chatbots ist ein wachsendes Forschungsfeld („chatbot-mediated learning“). Für einen positiven Einfluss von Chatbots auf Lernerfolg und

Schülerzufriedenheit in der Hochschulbildung gibt es empirische Evidenz (z. B. DUTTA, 2017; HUANG, LEE, KWON & KIM, 2017).

Adaptive Lernsysteme

Adaptive Lernsysteme, auch intelligente tutorielle Systeme genannt, passen sich an die Bedürfnisse und Lernstände der Lernenden an. KI-basiert werden die Daten der Lernumgebung ausgewertet und zur Anpassung der Lernumgebung und der Lernprozesse in Echtzeit verwendet. Meier (2019) beschreibt drei Modelle, die für die Funktion von adaptiven Lernumgebungen zentral sind: 1) Das Domänen-Modell mit Informationen zu Lernobjekten, 2) das Lernenden-Modell mit Informationen zum Wissensstand sowie 3) das tutorielle Modell mit Informationen zu Lernpfaden. Anwendungsbereiche sind beispielsweise Lernkarteikartensysteme, Sprachlern-Apps wie Duolingo, Learning-Experience-Plattformen wie Degreed oder adaptive Lernplattformen, wie sie in der Hochschulbildung zum Einsatz kommen könnten (MEIER, 2019).

Kuratieren von Lerninhalten

Als Erweiterung bestehender Learning-Management-Systeme werden KI-basierte Funktionalitäten diskutiert, um den Umgang mit Inhalten und Lernressourcen zu verbessern, beispielsweise durch WENTWORTH & POWELL (2019):

- automatisierte Verschlagwortung,
- verbesserte Klassifizierung und Organisation von Lernressourcen auf der Basis von Algorithmen-basierter natürlicher Sprachverarbeitung,
- leistungsfähige Suche (z. B. Volltextsuche in Videos),
- Reduktion von Aufwand bei der Wiederverwertung von Lernressourcen,
- Identifikation von thematisch verwandten Lernressourcen,
- Automatisierung von administrativen Aufgaben, beispielsweise Zuweisen von Lernressourcen zu Studierenden auf Basis von Kompetenzprofilen und automatischer Inhalte-Indexierung.

Feedback-Tools und Prüfungstechnologie

Da es möglich ist, unstrukturierte Daten in strukturierte Beschreibungen zu transformieren, können diese für maschinelle Entscheidungs- und Beratungsprozesse weiterverarbeitet werden. Testsysteme können darauf trainiert werden, in spezifischen Wissensdomänen auch Lernziele auf hoher Taxonomiestufe zu überprüfen. Prominentes Beispiel im Bereich von KI-basierten Prüfungstechnologien ist das ‚Automated Essay Scoring‘ (AES). Es bezeichnet die qualitative Analyse und Bewertung von Schreibprodukten mit Methoden des Machine Learning (ML) und Natural Language Processing (NLP). Vorteil ist eine zeit- und kosteneffektive Bewertung von studentischen Schreibprodukten. ZHANG (2013) sieht die Stärken daneben auch in der hohen Zuverlässigkeit: Im Vergleich zum Menschen werden Bewertungskriterien absolut konsistent und fair angewendet. Darüber hinaus ist das Feedback sehr feinkörnig.

Bisher werden derartige Systeme überwiegend supplementär eingesetzt. Den Menschen mit seiner Erfahrung, beispielsweise um Kreativität zu erkennen, können sie noch nicht ersetzen. Eine weitere Herausforderung ist, wie bei allen KI-basierten Systemen, die Anfälligkeit für Täuschungen, die nicht eliminiert, sondern lediglich minimiert werden kann (HUSSEIN, HASSAN & NASSEF, 2019).

Der supplementäre Einsatz ist beispielsweise anzutreffen beim ‚Graduate Management Admission Test‘ (GMAT) oder dem ‚Pearson Test of English Academic‘ (PTE). Diese Tests werden weltweit von Millionen von Studierenden absolviert. Die Bewertung ergibt sich dabei regelmäßig aus einer Kombination zwischen einer vom Menschen und einer vom Computer vorgenommenen Einschätzung (ZHANG, 2013).

3.4 Evaluation von Learning Analytics und KI-basierten Systemen für die Hochschullehre

Für die Umsetzung und Evaluation von Learning Analytics im Zusammenspiel mit KI-basierten Systemen wäre ein Ökosystem für Bildungsdaten aufzubauen. Pilotprojekte dienen dazu, anhand konkreter Anwendungsfälle die Idee eines ‚Ökosys-

tem Bildungsdaten‘ auszuleuchten, Ziele der Datennutzung zu konkretisieren und Lösungsansätze im Spannungsfeld der verschiedenen Anspruchsgruppen zu testen. Darauf aufbauend können dann erprobte Lösungen in die Fläche ausgeweitet werden. Im Kontext der Evaluation von Learning Analytics können grundsätzlich drei Formen unterschieden werden (SEUFERT et al., 2019), s. Tab. 2.

Zur Evaluation von Interventionen (Einsatz KI-basierter Systeme und Learning Analytics) können Hypothesen gebildet und überprüft werden, beispielsweise:

- Die Intervention führt zu einer im Vergleich zur Kontrollgruppe stärkeren Reduktion der Leistungsheterogenität der Studierenden, z. B. im Hinblick auf Schreibkompetenzen (s. nachfolgendes Fallbeispiel).
- Der Lernzuwachs (kognitiv und non-kognitiv) ist in der Versuchsgruppe höher als in der Kontrollgruppe (Effizienz).
- Dozierende, die KI-basierte Systeme und Learning Analytics nutzen, reagieren schneller auf auftretende Probleme von Studierenden und unterstützen individueller im Vergleich zur Kontrollgruppe.

Tab. 2: Formen von Learning Analytics und deren Evaluation

Deskriptive Analytics	Prädikative Analytics	Präskriptive Analytics
Was geschieht?	Was wird geschehen?	Was kann/ sollte ich tun?
Lerneffektivität: - Analyse der Nutzung von Lerninhalten - Lernmuster extrahieren - Interaktionen visualisieren	Interventionsplanung: - Gruppierung von Lernenden erkennen - Abweichungen von den vorgeschlagenen Wegen - ‚Risikolernende‘ identifizieren	Verbesserung in Echtzeit: - Personalisierte Lernpfade empfehlen - Optimale Lernstrategien identifizieren - Korrekturprozess verfolgen, Weiterentwicklung der Lernsysteme

Strategisches Ziel der Evaluationen sollte es sein, das Verständnis für die digitale Transformation im Allgemeinen und die Rolle der Datennutzung im Speziellen zu

fördern (*Step Up*-Strategie). Dabei wären auch kritische Aspekte zu berücksichtigen:

- Privatsphäre: Was geschieht mit den Daten der Studierenden?
- Ethik: Was sind mögliche Folgen einer Fehlinterpretation der Daten?
- Normen: Ist der soziale Vergleich bei Studierenden (z. B. Vergleich mit Mitstudierenden) opportun?
- Zeitskala: Sollen Analysen innerhalb oder außerhalb des Unterrichts durchgeführt werden (Abwägung mit dem Zeitaufwand für die Unterrichtszeit)?

Im Zusammenhang mit Learning Analytics sind somit die Gefahren und eine Reihe ethischer Fragestellungen zu berücksichtigen. Insbesondere das Anwendungsfeld der präskriptiven Analyse ist in diesem Zusammenhang als kritisch einzuschätzen. Datenverzerrungen und Fehlinterpretationen von Daten liefern hierbei große Gefahrenquellen, weil diese zu suboptimalen Handlungen führen können.

4 Fallbeispiel: Entwicklungsszenarien für Schreibkompetenzen

4.1 Schreibkompetenzen für die Studieneingangsphase

Am Beispiel des Kurses *Einführung in das wissenschaftliche Schreiben* zeigen wir, wie Learning Analytics und KI-basierte Systeme Anwendung finden können. Der Kurs wird einmal im Jahr durchgeführt und von allen Studierenden der Universität im ersten Semester des Studiums absolviert. Die ca. 1600 Personen werden in ca. 70 Übungsgruppen aufgeteilt, wodurch sich Übungsgruppen mit weniger als 25 Studierenden ergeben.

Das wissenschaftliche Schreiben stellt im universitären Lernen eine Schlüsselqualifikation dar (GIRGENSOHN & SENNEWALD, 2012). Oftmals müssen Studienanfänger/innen Seminararbeiten verfassen, ohne zuvor das Wissen zu den Anforder-

rungen an das wissenschaftliche Schreiben erworben zu haben (DITTMANN et al., 2003). Die Studierenden eignen sich erst nach und nach Schreibgewohnheiten an und beginnen meist beim Kopieren von wissenschaftlichen Texten (KRUSE & CHITEZ, 2012). Schreibkompetenzen können häufig nicht gefördert werden (KRUSE, 2007).

Dem verwendeten Kompetenzmodell zur Förderung von Schreibkompetenz im Rahmen des Kurses liegt ein kognitives Paradigma zugrunde. „Das Schreiben erscheint darin als geordneter Vorgang des Planens, der Informationssuche, des Setzens von Zielen, des Formulierens, Überarbeitens und Überwachens“, wie im prozessorientierten Kompetenzmodell von FLOWER & HAYES (1981) grundgelegt.

4.2 Didaktisches Konzept und KI-basierte Anwendungen

Die Studierenden werden im Rahmen einer Kick-off-Vorlesung begrüßt und das Kurskonzept wird vorgestellt. Im Anschluss absolvieren die Studierenden online einen obligatorischen Vorbereitungskurs entlang der Kompetenzfelder.

Die Online-Lerneinheiten wurden als ‚Blended Learning‘ gestaltet, damit sich die Studierenden anhand von kurzen Videovorlesungen, empfohlener Einführungsliteratur sowie durch Selbsteinschätzungen selbstständig vorbereiten und in die grundlegenden Konzepte des wissenschaftlichen Schreibens erarbeiten können. Der Online-Kurs ist in das von unserer Universität verwendete Lernmanagementsystem (LMS) Canvas der Firma Instructure eingebunden. Er deckt die Kompetenzfelder ab, die danach während der Seminare in iterativer Form wieder aufgenommen und bearbeitet werden.

Durch die im LMS integrierten Learning-Analytics-Funktionalitäten erhalten die Studierenden in Form von Selbsteinschätzungen ein erstes Feedback. Dieses dient auch den Übungsleitenden zur Einschätzung des Lernstands ihrer Studierenden. Über ein ‚Learning Analytics Dashboard‘ erhalten sie wichtige Informationen zu Lernständen und möglichen Defiziten je Person, aber auch aggregiert je Übungsgruppe. Auf dieser Grundlage begleiten sie als ‚Coaches‘ die Lernprozesse und

geben kontinuierlich Feedback. Zur Ausübung dieser Funktion erhalten die Übungsleitenden eine entsprechende Schulung.

Zur weiteren Unterstützung der Coachingprozesse sind zusätzliche KI-basierte Anwendungen in Planung. Nach erfolgreichen Pilotversuchen ist die Entwicklung und der Einsatz eines Chatbots im Bereich des wissenschaftlichen Zitierens geplant. Grund hierfür sind die eindeutigen Regeln in diesem Bereich, z. B. der American Psychological Association (APA). Eine Ausweitung auf weitere Kompetenzfelder ist angedacht.

Daneben soll in Zukunft ein KI-basiertes Feedback-Tool in den Kurs integriert werden, das den Studierenden beim Aufbau von stringenten wissenschaftlichen Argumentationen helfen soll. Personalisierte, theoretisch fundierte Empfehlungen mittels Argumentation Mining als formatives Feedback-Tool kann Studierenden dabei helfen, ihre Argumentationsfähigkeiten zu verbessern (LEIMEISTER & HANDSCHUH, 2018).

Bei der Planung und Umsetzung dieser Transformationsprojekte spielt die Zusammenarbeit zwischen Informatikerinnen/Informatikern, Wirtschaftsinformatikerinnen/-informatikern, Pädagoginnen/Pädagogen und der Hochschulleitung eine zentrale Rolle. Nachfolgend wird daher die Verbindung zu den Augmentationsstrategien hergestellt und aufgezeigt, wie diese das Zusammenwirken unterstützen können.

4.3 Augmentationsstrategien zur KI-Transformation

Im Transformationsprozess ist ein Zusammenwirken verschiedener Akteurinnen/Akteure notwendig. Das kann anhand der dargestellten Augmentationsstrategien verdeutlicht werden. Insgesamt soll auf diese Weise ein Zyklus für die Anwendung von Data Mining mit KI-basierten System ermöglicht werden (vgl. Abb. 1).

Lehrende erhalten in ihrer Rolle als Coach Unterstützung durch intelligente Maschinen. Sie können in diesem Sinne eine *Step Aside*-Augmentationsstrategie ein-

nehmen. Auch die Studierenden können zusätzliche Reflexionsimpulse erhalten, um ihre eigenen Lernprozesse wirksamer zu planen und ihre metakognitiven Lernstrategien zu verbessern (vgl. Schreiben als reflexive Praxis nach BRÄUER, 2000).

Fachexpertinnen/-experten, die in der Schreibberatung tätig sind, könnten künftig eine *Step In*-Strategie verfolgen. Das wäre möglich, indem sie die gewonnenen Daten analysieren, interpretieren und ggf. Muster erkennen, um daraus weitere Entwicklungen entweder hinsichtlich der intelligenten Maschine oder auch bezogen auf zusätzliche pädagogische Interventionen abzuleiten (z. B. zielgruppenspezifische Interventionen, wie spezifische Angebote für den englischsprachigen Kurs).

Step Forward ist einschlägig für KI-Entwickler, die das System aufgrund der gewonnenen Daten verbessern bzw. trainieren. Dabei ist wichtig, interdisziplinäre Teams aus KI-Entwicklern sowie aus Domänenexperten (Schreibkompetenz) zu bilden.

Step Up ist ebenfalls eine wichtige Augmentationsstrategie. Auf Seiten der Hochschulleitung sind Fragen des Datenschutzes und des Umgangs mit persönlichen Daten zu klären, um das oberste Prinzip der Transparenz zu gewährleisten. Zu klären ist ferner, wie ein rechtlich geschützter Datenraum sichergestellt werden kann. Ferner sind ethische Normen im Kontext der Anwendung von KI zu diskutieren, die potenziell für die Stimmung und Motivation der Studierenden wichtig sind.

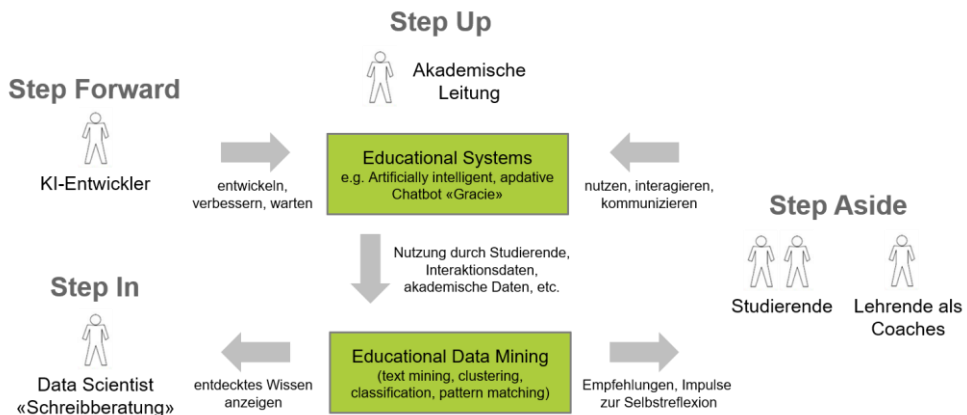


Abb. 1: Educational-Data-Mining-Zyklus
(in Anlehnung an ROMERO & VENTURA, 2007)

5 Fazit und Ausblick

Der vorliegende Beitrag folgt dem Leitmotiv der Augmentation und damit dem komplementären Zusammenspiel von intelligenten Maschinen und Menschen. Lehrende ebenso wie Studierende sollten befähigt werden, die Chancen der zweiten Welle der Digitalisierung, insbesondere Learning Analytics und KI-basierte Lernsysteme, zu nutzen: Dozierende sollen Instrumente an die Hand bekommen, um stärker die Rolle der Coachin/des Coaches einnehmen zu können. Studierende sollen für ihre eigenen Lernprozesse eine individualisierte Unterstützung erhalten und somit im personalisierten Lernen gefördert werden.

Um mögliche Einsatzgebiete in einem konkreten Kontext aufzuzeigen, haben wir den Einsatz von Learning Analytics und KI-basierten Lernsystemen anhand des Fallbeispiels skizziert. Erste Erfahrungen mit einem ‚Blended Learning‘-Format in Verbindung mit Learning-Analytics-Anwendungen zur Individualisierung des Kurses zeichnen ein positives Bild. Der Einsatz und die Entwicklung der KI-Systeme

hingegen befinden sich im Planungsstadium. Gerade im Schreibprozess bergen KI-Anwendungen im Bereich der Textanalyse Potenziale, um beispielsweise Feedbackprozesse zu intensivieren.

Das Verständnis für die digitale Transformation und die Rolle der Datennutzung ist mit ersten Pilotprojekten zu fördern, um letztlich den Aufbau von ‚Data Awareness‘ und ‚Data Literacy‘ im Rahmen eines ‚Ökosystem Bildungsdaten‘ in der Hochschullehre zu fördern. Fragen des Datenschutzes und der Manipulationsanfälligkeit sind dabei zu adressieren. Weiterführende Forschung könnte das Zusammenspiel (Management von KI) sowie die Akzeptanz solcher Systeme bei den Dozierenden, Studierenden und die Lernwirksamkeit in den Fokus stellen. Auf Individualebene wäre zu fragen, welche Kompetenzen jeweils nötig sind, um die Augmentationsstrategien zu verfolgen. Hier könnte sich eine Verknüpfung mit vorliegenden Rahmenkonzepten digitaler Kompetenzen anbieten (z. B. CARRETERO, VUORIKARI & PUNIE, 2017).

6 Literaturverzeichnis

Baker, R. S. (2014). Educational data mining: An advance for intelligent systems in education. *IEEE Intelligent systems*, 29(3), 78-82.

Bräuer, G. (2000). *Schreiben als reflexive Praxis: Tagebuch, Arbeitsjournal, Portfolio*. Freiburg im Breisgau: Fillibach-Verlag.

Brynjolfsson, E. & McAfee, A. (2014). *The Second Machine Age: Work, Progress, and Prosperity in a Time of Brilliant Technologies*. New York: Norton.

Carretero, S., Vuorikari, R. & Punie, Y. (2017). *DigComp 2.1: The Digital Competence Framework for Citizens with eight proficiency levels and examples of use*. Luxembourg: JRC Science Hub. <https://doi.org/10.2760/38842>

Davenport, T. H. & Kirby, J. (2016). *Only humans need apply: winners and losers in the age of smart machines*. New York, NY: Harper Business.

Dengler, K. & Matthes, B. (2015). *Folgen der Digitalisierung für die Arbeitswelt. Substituierbarkeitspotenziale von Berufen in Deutschland*. Nürnberg: IAB.

- Dillenbourg, P.** (2016). The Evolution of Research on Digital Education. *International Journal of Artificial Intelligence in Education*, 26(2), 544-560. <https://doi.org/10.1007/s40593-016-0106-z>
- Dittler, U.** (2017). Ein kurzer historischer Rückblick auf die bisherigen drei Wellen des E-Learning. In U. Dittler (Hrsg.), *E-Learning 4.0. Mobile Learning, Lernen mit Smart Devices und Lernen in sozialen Netzwerken* (S. 5-42). Berlin: De Gruyter.
- Dittmann, J., Geneuss, K. A., Nennstiel, C. & Quast, N. A.** (2003). Schreibprobleme im Studium – Eine empirische Untersuchung. In K. Ehlich & A. Steets (Hrsg.), *Wissenschaftlich schreiben – lehren und lernen* (S. 155-185). Berlin: Walter de Gruyter.
- Dutta, D.** (2017). *Developing an Intelligent Chatbot Tool to assist high school students for learning general knowledge subjects*. Atlanta: Georgia Institute of Technology.
- Flower, L. & Hayes, J. R.** (1981). A cognitive process theory of writing. *College composition and communication*, 32(4), 365-387.
- Frey, C. B., & Osborne, M. A.** (2013). *The Future Of Employment: How Susceptible Are Jobs To Computerisation?* University of Oxford: Oxford. https://www.oxfordmartin.ox.ac.uk/downloads/academic/The_Future_of_Employment.pdf, Stand vom 19. März 2020.
- Girgensohn, K. & Sennewald, N.** (2012). *Schreiben lehren, Schreiben lernen: eine Einführung*. WBG (Wissenschaftliche Buchgesellschaft).
- Greller, W. & Drachsler, H.** (2012). Translating Learning into Numbers: A Generic Framework for Learning Analytics. *Educational Technology & Society*, 15(3), 42-57.
- Hofhues, S. & Schiefner-Rohs, M.** (2017). Vom Labor zum medialen Bildungsraum. Hochschul- und Mediendidaktik nach Bologna. In C. Igel (Hrsg.), *Bildungsräume. Proceedings der 25. Jahrestagung der Gesellschaft für Medien in der Wissenschaft, 5. bis 8. September 2017 in Chemnitz* (S. 32-43). Münster: Waxmann.
- Huang, J.-X., Lee, K.-S., Kwon, O.-W. & Kim, Y.-K.** (2017). A chatbot for a dialogue-based second language learning system. In K. Borthwick, L. Bradley &

S. Thouësny (Hrsg.), *CALL in a climate of change: adapting to turbulent global conditions – short papers from EUROCALL 2017* (S. 151-156).

<https://doi.org/10.14705/rpnet.2017.eurocall2017.705>

Hussein, M. A., Hassan, H. A. & Nassef, M. (2019). Automated language essay scoring systems: a literature review. *PeerJ Computer Science*, 5:e208.

<https://doi.org/10.7717/peerj-cs.208>

Kerres, M. (2016). E-Learning vs. Digitalisierung der Bildung: Neues Label oder neues Paradigma? In A. Hohenstein & K. Wilbers (Hrsg.), *Handbuch E-Learning*. Köln: Fachverlag Deutscher Wirtschaftsdienst.

King, J. & Grudin, J. (2016). Will computers put us out of work? *Computer*, 49(5), 82-85.

Kruse, O. (2007). *Wissenschaftliches Schreiben und studentisches Lernen*. Dossier der Arbeitsstelle für Hochschuldidaktik der Universität Zürich.

Kruse, O. & Chitez, M. (2012). Schreibkompetenz im Studium: Komponenten, Modelle und Assessment. In U. Preusser & N. Sennwald (Hrsg.), *Literale Kompetenzentwicklung an der Hochschule* (S. 57-83). Frankfurt am Main: Lang.

Leimeister, J.-M. & Handschuh, S. (2018). *Improving the Argumentation Skills of Students through Machine Learning*. Research Plan for GFF Project Funding by the Basis Research Fund of the University of St.Gallen.

Meier, C. (2019). KI-basierte, adaptive Lernumgebungen. In K. Wilbers (Hrsg.), *Handbuch E-Learning, 2019* (S. 1-21). Köln: Deutscher Wirtschaftsdienst / Luchterhand / Wolters Kluwer.

Nedelkoska, L. & Quintini, G. (2018). *Automation, skills use and training. OECD Social Employment and Migration. Working Papers, No. 202*. Paris: OECD Publishing. <https://doi.org/10.1787/2e2f4eea-en>

Seufert, S., Guggemos, J. & Meier, C. (2019). *Shaping Digital Transformation: How Can HRD Competences be Conceptualised with a Focus on Augmentation?* Paper präsentiert auf der Konferenz der European Academy of Management, 26.-28. Juni, Lissabon.

Seufert, S., Guggemos, J. & Moser, L. (2019). Digitale Transformation in Hochschulen: auf dem Weg zu offenen Ökosystemen. *Zeitschrift für Hochschulentwicklung*, 14(2), 85-107. <https://doi.org/10.3217/zfhe-14-02/05>

Seufert, S., Meier, C., Soellner, M. & Rietsche, R. (2019). A Pedagogical Perspective on Big Data and Learning Analytics: A Conceptual Model for Digital Learning Support. *Technology, Knowledge and Learning*, 4. <https://www.springerprofessional.de/a-pedagogical-perspective-on-big-data-and-learning-analytics-a-c/16521532>, Stand vom 19. März 2020.

Romero, C., & Ventura, S. (2007). Educational data mining: A survey from 1995 to 2005. *Expert systems with applications*, 33(1), 135-146.

Wahlster, W. (2017). Künstliche Intelligenz als Treiber der zweiten Digitalisierungswelle. *IM+io Das Magazin für Innovation, Organisation und Management*. http://www.wolfgang-wahlster.de/wordpress/wp-content/uploads/KI_als_Treiber_der_zweiten_Digitalisierungswelle.pdf, Stand vom 19. März 2020.

Wentworth, D. & Powell, M. (2019). *Understanding the intersection of AI and human capability in L&D*. Brandon Hall Group / Docebo.

Winkler, R. & Söllner, M. (2018). *Unleashing the Potential of Chatbots in Education: A State-Of-The-Art Analyses*. 78th annual meeting of the Academy of Management Annual Meeting (AOM). Chicago, USA. http://pubs.wi-kassel.de/wp-content/uploads/2018/08/JML_699.pdf, Stand vom 19. März 2020.

Zhang, M. (2013). Contrasting automated and human scoring of essays. *R & D Connections*, 21(2), 1-11. https://www.ets.org/Media/Research/pdf/RD_Connections_21.pdf, Stand vom 19. März 2020.

Autorin/Autoren



Prof. Dr. Sabine SEUFERT || Universität St. Gallen ||
St. Jakob-Strasse 21, CH-9000 St. Gallen

<https://iwp-digital-betrieb.unisg.ch>

sabine.seufert@unisg.ch



Dr. Josef GUGGEMOS, MBR || Universität St. Gallen ||
St. Jakob-Strasse 21, CH-9000 St. Gallen

<https://iwp-digital-betrieb.unisg.ch>

josef.guggemos@unisg.ch



Stefan SONDEREGGER, M.A. || Universität St. Gallen ||
St. Jakob-Strasse 21, CH-9000 St. Gallen

<https://iwp-digital-betrieb.unisg.ch>

stefan.sonderegger@unisg.ch