

1. Ausgangslage

In den letzten Jahren hat durch die Öffnung der Hochschulen für weitere, fachliche Zugänge die Heterogenität an den Hochschulen weiter zugenommen. Insbesondere in Grundlagenfächern, wie Physik und Mathematik, lassen sich deshalb oft sehr große Unterschiede im Vorwissen der Studienanfänger [1] feststellen. Trotz verschiedener Unterstützungsmaßnahmen von Seiten der Hochschulen, bspw. in Form von Vorkursen oder Tutorien, stellt die Heterogenität weiterhin eine Herausforderung dar. Dies zeigt sich insbesondere an den teils hohen Durchfallquoten in diesen grundlegenden Veranstaltungen (Heublein et al. 2010), welche nicht selten auch zu einem fachlichen Studienabbruch führen.

Neben dem schulischen Vorwissen spielt auch die (fachliche) Entwicklung der Studierenden in den ersten Semestern eine entscheidende Rolle für den weiteren Studienerfolg. Gemeinsam mit weiteren, fachübergreifenden (z.B. methodischen oder sozialen) Kompetenzen, die zur Erreichung des (individuellen) Studienziels beitragen, fasst man dies meist unter dem Begriff der „Studierfähigkeit“ oder „Passfähigkeit“ zusammen (Bosse et al. 2014; Lewin und Lischka 2004). Nach Bosse und Trautwein (2014, S. 45) wird „Die Entwicklung von Studierfähigkeit (...) als komplexes Zusammenspiel von individuellen Voraussetzungen, Studienzielen und institutionellen Rahmenbedingungen konzeptualisiert“. Die Hochschule selbst setzt somit einen institutionellen Kontext (z.B. durch die Qualität der Lehre oder die Betreuungssituation in den Veranstaltungen), in dem sich die Studierenden entwickeln. Diese Rahmenbedingungen sind aus Sicht der Studierenden meist vorgegeben und lassen sich nur bedingt verändern. Mit dem Bund-Länder-Programm „Qualitätspakt Lehre“ wird eine Vielzahl von (neuen) Beratungs- bzw. Unterstützungsmaßnahmen gefördert, welche die Rahmenbedingungen durch meist hochschulweite bzw. fachübergreifende Angebote verbessern sollen (siehe Deutsches Zentrum für Luft- und Raumfahrt e. V. 2014). Einige Maßnahmen liefern dabei auch eine fachliche Hilfestellung insbesondere in Grundlagenveranstaltungen mit hohen Durchfallquoten, bspw. den MINT-Fächern.

In nahezu allen Studienangeboten werden in den ersten beiden Fachsemestern grundlegende, mathematische Kenntnisse wiederholt bzw. vermittelt, welche in weiterführenden Veranstaltungen wieder aufgegriffen werden. Eine Untersuchung der Lernfortschritte der Studierenden im Fach Mathematik birgt daher das Potential, hier bereits fehlende Entwicklungen zu Studienbeginn sichtbar zu machen. In diesem Zusammenhang ergibt sich die Frage, in wie weit man mit der verknüpfenden Analyse der schulischen Vorkenntnisse, der Heterogenität und den fachlichen Lernentwicklungen in der Studieneingangsphase solche Indikatoren ausfindig machen kann, welche eine Prognose von drohendem Studienabbruch ermöglichen.

1.1. Studienabbruch und mögliche Ursachen

Der Begriff „Studienabbrecher“ bezeichnet im Hochschulkontext meist die Personengruppe, welche ein begonnenes Studium (aktuell) nicht weiterführt und das Hochschulsystem ohne ersten Abschluss verlassen haben (Gensch und Kliegl 2010). Im Unterschied hierzu wird mit der Drop-Out-Quote der Anteil der Studienabbrecher in Bezug auf die Anfängerzahl

eines konkreten Studienjahrgangs bezeichnet. Im allgemeinen Sprachgebrauch der Hochschulen werden die Begriffe Studienabbruch und Drop-Out zum Teil äquivalent benutzt, obwohl sich die Bezugsgrößen unterscheiden. Demnach werden meist auch hochschulwechselnde Studierende für die abgebende Hochschule als „Drop-Out“ betrachtet, wohingegen fachwechselnde Personen hier nicht mitgezählt werden. Die Gruppengröße der Studienabbrecher hängt zudem auch vom Zeitpunkt der Datenerhebung ab, da es sich in der Regel um eine Momentaufnahme der Datenbasis handelt. Eine Wiederaufnahme eines Studiums zu einem späteren Zeitpunkt kann (in der aktuellen Datenbasis) nicht erfasst bzw. abgebildet werden.

Das Forschungsfeld zum Studienabbruch ist nicht neu und geht primär auf Ursachen ein, welche zu einem Abbruch führen können. Daneben werden aber auch Umfang, Folgen und verschiedene Präventionsmaßnahmen genauer untersucht. Die bekanntesten Modelle und Theorien zum Studienabbruch wurden bereits in den siebziger und achtziger Jahren entwickelt von Vincent Tinto (Tinto 1982) oder John Bean (Bean 1980). Diese Ansätze sind jedoch auf die Besonderheiten des anglo-amerikanischen Bildungssystems ausgelegt und können nicht direkt auf deutsche Bildungseinrichtungen angewandt werden. Forschungen, welche sich auf den Präsenzunterricht konzentrieren, sind auf Grund der schwierigen Datenlage bzw. Datenerhebung nicht in der Breite zu finden. Insbesondere die Untersuchung des Studienabbruchs in einer traditionellen Unterrichtsform erweist sich für einzelne Hochschulen meist als schwieriges Unterfangen. Deshalb werden hier häufig qualitative Untersuchungsmethoden genutzt, wie Befragungen mittels Fragebögen.

Die Untersuchung aus der HIS Studie (Heublein et al. 2010), in der bundesweit 4500 Fragebögen zum Thema Studienabbruch ausgewertet wurden, lieferte einige Erkenntnisse in Bezug auf die Motive, welche einen Studienabbruch begünstigen. In erster Linie führen demnach Leistungsprobleme bspw. aufgrund mangelnder fachlicher Vorkenntnisse oder methodischer Techniken für das Studium zu einem Abbruch des Studiums. Weiterhin spielen Probleme bei der Finanzierung des Studiums, fehlende Motivation für das Studium (z.B. durch falsche Erwartungen an Fächerkombination oder zukünftige Berufschancen) oder unzureichende Studienbedingungen zumindest eine gewisse Rolle bei der persönlichen Entscheidungsfindung. Die individuellen Beweggründe, ein Studium vorzeitig zu beenden, lassen sich auch hieraus nur bedingt ablesen, da die Entscheidung in der Regel eine Kombination aus verschiedenen Faktoren beinhaltet.

Für eine praxisrelevante Analyse sind insbesondere folgende Faktoren näher zu betrachten, die als maßgebliche Ursache in Erscheinung treten: Individuelle schulische Vorkenntnisse, Heterogenität und Verhalten der Studierenden (Heublein et al. 2012; Reinmann 2015; Wild und Möller 2009). Unter dem Sammelbegriff Heterogenität werden die vielen Unterscheidungsmerkmale der Studierendenschaft zusammengefasst, wie z.B. Herkunft, Alter oder Geschlecht. Da sich nahezu jedes Merkmal zur Diversifikation eignet, macht eine Fokussierung auf lernrelevante Heterogenität Sinn (Reinmann 2015). Hierunter sind die Unterscheidungskriterien gefasst, welche einen direkten oder indirekten Einfluss auf die Lernenden hat. Neben sozio-demographischen Faktoren spielen auch bio-psycho-soziale Faktoren eine Rolle, wie beispielsweise familiäre Verpflichtungen oder psychische Verfassung. Primär sind jedoch schulische Vorkenntnisse zu nennen, welche sich insbesondere durch den an Bildungseinrichtungen vorhandenen, administrativen Datenbestand gut beschreiben lassen.

Die schulischen Vorkenntnisse werden häufig als starker Prädiktor genannt für späteren Studienerfolg resp. Studienmisserfolg (Kliegl und Müller 2012; Wild und Möller 2009). In einer Studie an der Universität in Eindhoven wurden Daten aus dem traditionellen Lehrkontext (voruniversitäre Klausuren) für die Untersuchung herangezogen und eine Vorhersage für die Ergebnisse im ersten Studienjahr prognostiziert (Dekker et al. 2009). Da in der Regel kein Zugang zu voruniversitären Prüfungen für höhere Bildungseinrichtungen vorhanden ist, wird hier auf die administrativen Daten der Studienanfänger zurückgegriffen. In einigen Untersuchungen konnten die Art und Note der Hochschulzugangsberechtigung (HZB) als ein guter Prädiktor für einen drohenden Studienabbruch identifiziert werden (Formazin et al. 2008). Der Zusammenhang zwischen dem Notendurchschnitt aus dem sekundären Bildungsbereich [2] und dem Studienerfolg wurde in einigen (Meta-)Studien (wie z.B. Richardson et al. 2012; Robbins et al. 2004) bereits ausführlich diskutiert und eine prädiktive Validität nachgewiesen. In der Praxis wird an Hochschulen zur Vergabe von Studienplätzen in hoch-frequentierten Studienangeboten meist der Notendurchschnitt als Entscheidungskriterium für einen potentiell erfolgreichen Studienverlauf angewendet (Wenzel 2007). Da sich in Studiengängen der Natur- und Ingenieurwissenschaften durch die Betrachtung der Durchschnittsnote und der Mathematiknote eine bessere Vorhersagemöglichkeit der Studienleistungen ergibt als z.B. in Studiengängen der Sprach- und Kulturwissenschaften (Trapmann et al. 2007), kann eine differenzierte Betrachtung der Studienangebote für die Erfolgsaussichten im Studium sinnvoll sein.

1.2. Unterstützung durch informationsverarbeitende Techniken

Durch den verstärkten Einsatz neuer Medien und digitaler Lehr- bzw. Lernformate in der Hochschulbildung, hat sich auch ein Forschungsinteresse zur Untersuchung dieser Angebote entwickelt. Bei digitalen Lernformaten (z.B. Lernvideos oder digitale Übungsaufgaben) wird eine große Menge von (Nutzer-)Daten generiert, welche einen genaueren Einblick in den Lernprozess liefern können. Die Zusammenhänge der hierbei anfallenden Daten werden in den Forschungsfeldern des *Educational Data Mining* oder *Learning Analytics* untersucht (Romero und Ventura 2013; Siemens und Baker 2012). Unterschiedliche Datensätze aus dem Lernmanagementsystem (LMS), wie z.B. Kursaktivitäten oder Login-Daten, werden hier beispielsweise zur visuellen Unterstützung der Lehrenden aufbereitet und so für die Evaluation des Lehrkonzeptes nutzbar gemacht (Fortenbacher et al. 2013). In Popp und Beer (2014) wird zum Mathematik-Kurs der virtuellen Hochschule Bayern eine Umsetzung eines Learning Analytics Tools vorgestellt, welche - basierend auf dem Verhalten im zugehörigen Kurs – den Notenschnitt der Nutzer prognostiziert. Dies erfolgt anhand der verschiedenen Interaktionen der Teilnehmenden (u.a. Bearbeitung von Aufgaben, Nutzung von Materialien und Beteiligung in Foren) innerhalb eines Kurses. Diese Art der Untersuchung kann aber nur bei einem reinen E-Learning Kurs stattfinden, da hier die benötigten Datensätze gegeben sind.

Für die Präsenzlehre muss eine gesonderte Datenerhebung stattfinden oder auf andere Daten der Bildungseinrichtung zurückgegriffen werden. Die in den Hochschulen hinterlegten Daten aus dem Hochschulinformationssystem (HIS) können für die Analyse genutzt werden, was zur Verbesserung der Curricula (Metzger et al. 2015) mittels Analyse von Studienverläufen oder beispielsweise als Grundlage für eine faktenbasierte Intervention durch die Studienberatung verwendet wird (Hinkelmann et al. 2016). Hier erfolgt die Auswertung allein basierend auf HIS Daten mit informationsverarbeitenden

Methoden, um auffällige Muster in den Datensätzen zu erkennen und spezielle Merkmalsketten (z.B. von gefährdeten Studierenden) herauszufinden. In der Studie von Christensen und Meier (2014) wurden neben sozio-demographischen Daten auch Studienverlaufsdaten (u.a. ECTS-Punkte der ersten beiden Semester und Noten ausgewählter Modulprüfungen) betrachtet, um auf diese Weise abbruchgefährdete Studierende frühzeitig identifizieren zu können. Der Einfluss von Unterstützungsmaßnahmen in der Studieneingangsphase findet bei den genannten Analysen keine Beachtung.

1.3. Verwandte Arbeiten zur Analyse der Studieneingangsphase

Insgesamt findet man aufgrund der Datenschutzrichtlinien in Deutschland aktuell nur wenige Arbeiten, welche die individuellen Daten der einzelnen Studierenden untersuchen. Die Verwendung dieser personenbezogenen Daten bedarf einer ausdrücklichen Zustimmung der Teilnehmenden (mittels einer Datenschutzeinwilligungserklärung) oder muss durch eine andere gesetzliche Grundlage gestützt werden z.B. durch die Evaluationssatzung der betroffenen Hochschule (Egetenmeier et al. 2016). Viele Arbeiten aus den genannten Forschungsgebieten stammen daher aus dem anglo-amerikanischen oder europäischen Ausland, welche sich allerdings nur bedingt auf das deutsche Bildungssystem übertragen lassen. In Bezug auf den tertiären Bildungsbereich finden sich vor allem Meta-Studien (Larsen et al. 2013), empirische Studien (Bescherer 2003) oder Studien, die sich auf ausgewählte Studienangebote beziehen (Dieter 2012; Erdel 2010; Freyer 2013). Andere Publikationen hierzu beziehen sich mehr auf Universitäten (Wolter et al. 2013), wodurch sich Ergebnisse der einzelnen Untersuchungen nur bedingt auf andere Bildungseinrichtungen - insbesondere Hochschulen - übertragen lassen.

Neben den bereits genannten Arbeiten finden sich einige weitere Studien, welche sich speziell mit der Analyse von einzelnen Merkmalen bzw. Merkmalsketten befassen. Diese Merkmale werden meist auf ihre prädiktive Güte zur Vorhersage von Ereignissen wie Studienerfolg/-misserfolg hin untersucht und deren Übertragbarkeit auf andere Bildungseinrichtungen geprüft. Schneider und Preckel (2017) liefern in ihrem Systematic Review eine zusammenfassende Übersicht über insgesamt 105 Variablen, welche einen Einfluss auf Studienleistungen in der Hochschulbildung haben. Nach Effektgrößen [3] sortiert, ergibt sich auf diese Weise eine Anordnung besonders starker Faktoren wie beispielsweise die Selbstwirksamkeit der Studierenden, Einfluss eines gut vorbereiteten Lehrpersonals, die Teilnahme am Unterricht oder auch der High School Notendurchschnitt der Studierenden. Nahezu äquivalent wird in Deutschland die Schulabschlussnote als oft diskutierter Prädiktor für den Studienerfolg betrachtet.

Neben den Einzelmerkmalen selbst, spielt vor allem die Verkettung dieser Indikatoren für die Bildung von Modellen eine große Rolle. Bereits durch die Kombination von voruniversitären Noten und den Ergebnissen der Prüfungsleistungen aus den ersten Semestern konnte gezeigt werden, welche konkreten Kurse einzelner Studienangebote für den Studienerfolg entscheidend sind (Asif et al. 2014). Hierzu wurden (noch) keine sozio-demographische Daten eingebunden, welche Aufschluss über die Heterogenität der betrachteten Gruppen liefern könnten. Der Einfluss von mathematischen Vorkenntnissen auf den Studienverlauf zeigt sich in einer Publikation von Henn und Polaczek (2007), welche ein Vorhersagemodell für den Studienerfolg in den Ingenieurwissenschaften an der

FH Aachen entwickelt haben. Dieses Modell nutzt die Ergebnisse eines Mathematik-Eingangstests (mit Inhalten aus der Sekundarstufe 1) kombiniert mit einzelnen soziodemographischen Daten, wie z.B. HZB-Art, HZB-Note oder auch der Zeitdauer zwischen Erwerb der Hochschulreife und der Aufnahme des Studiums. Letzteres wirkt sich in diesem Zusammenhang positiv auf den Studienerfolg aus. Eine genauere Betrachtung der Studieneingangsphase mit den vorhandenen Unterstützungsmaßnahmen findet sich nicht in dieser Studie.

Administrative Daten, wie sie in der genannten Arbeit zu Hilfe genommen wurden, liefern zwar eine verlässliche und qualitativ hochwertige Datenquelle, jedoch sind die enthaltenen Merkmale beschränkt und spiegeln den aktuellen Leistungsstand nur bedingt wider. Die (fachliche) Entwicklung der einzelnen Studierenden wird hier in der Regel über abgeschlossene Prüfungsleistungen erfasst, da in den wenigsten Studiengängen prüfungsrelevante Vorleistungen (bspw. Zulassungstests) in regelmäßigen Abständen zu erbringen sind. Dennoch könnten Aspekte wie das Studienverhalten (z.B. das Abschneiden in Zwischenprüfungen) potentiell einen Studienabbruch erklären (Wolter et al. 2013). Ungenügende oder ausbleibende Studienleistungen können als erster Hinweis auf Lernprobleme oder gar einen drohenden Abbruch des Studiums aus fachlichen Gründen gelten, da eine hohe Zahl der Studienabbrecher bereits in der Studieneingangsphase fachliche Defizite aufweist (Kolb et al. 2006).

Ein genauerer Blick auf die Studieneingangsphase wird auch von in der Smitten und Heublein (2013) vorgeschlagen, da nach den Erfahrungen aus Fallstudien ein Studienabbruch vorrangig in den frühen Semestern erfolgt. Gerade in dieser Phase findet meist die Unterstützung neuer Studierender statt. In Bebermeier und Nussbeck (2014) wird der Zusammenhang zwischen einzelnen Studierendenmerkmalen und der Nutzung von Unterstützungsmaßnahmen untersucht. Hier zeigt sich beispielsweise, dass ältere Studierende die Unterstützungsangebote der Hochschule häufiger in Anspruch nehmen. Mittels eines quantitativen Tests und einer qualitativen Untersuchung wird von Heiss und Embacher (2016) die Effizienz der mathematischen Vorkurse der Fachhochschule Technikum Wien untersucht. Der Fokus der Untersuchung besteht in der Verbesserung der Qualität im Vorkurs selbst, und weniger in konkreten Auswirkungen auf den späteren Studienverlauf. Ähnliche Untersuchungen finden sich in Derr et al. (2015) mit dem Fokus auf der Evaluation verschiedener Vorkursformate (z.B. reiner online Kurs, blended learning Kurs). Eine genauere Betrachtung der weiteren Entwicklung der Studierenden, welche eine Unterstützungsmaßnahme (z.B. Vorkurs) nutzen, lassen sich weniger häufig in der Literatur finden. Konkrete Aussagen bezüglich des individuellen Einflusses der Maßnahme auf den Studienverlauf können – meist aus datenschutzrechtlichen Gründen – nicht ohne weiteres getroffen werden.

In dem vorliegenden Beitrag soll die Untersuchung zur Identifikation von Merkmalen für einen fachlichen Studienabbruch dargestellt werden. Hierbei werden insbesondere individuelle Daten zum Lernfortschritt aus der Studieneingangsphase zu Hilfe genommen. Am Beispiel einer Datenanalyse zu projektbezogenen Unterstützungsmaßnahmen an der Hochschule Aalen, die sich insbesondere auf Mathematik beziehen, soll dies näher erläutert werden. Dabei werden verschiedene Datensätze erhoben, digitalisiert und ausgewertet, um Einblicke in den individuellen Studienverlauf der Studierenden zu erhalten. Erste Ergebnisse aus einer Vorstudie werden im Abschnitt 2 formuliert und die Ansätze zur weiteren Analyse darauffolgend vorgestellt.

2. Ausgangslage an der Hochschule Aalen

An der Hochschule Aalen wurde im Rahmen des Qualitätspakt-Lehre-Projekts AkaMikon (Akademischer Mittelbau für kontinuierliche und hohe Qualität in der Grundlagenlehre [4], Förderkennzeichen 01PL16015) das Grundlagenzentrum (GLZ) als zentrale Einrichtung geschaffen. Ziel des Projekts ist es der wachsenden Heterogenität in den Eingangskennnissen in Mathematik mit geeigneten Unterstützungsmaßnahmen entgegen zu wirken und den fachlichen Drop-Out zu verringern. Das GLZ-Team soll insbesondere durch operative Maßnahmen wie Vorkurse und semesterbegleitende Tutorien den Studierenden den fachlichen Übergang Schule-Hochschule erleichtern und somit langfristig dem Studienabbruch entgegenwirken. Diese Unterstützungsmaßnahmen finden in der Regel im Präsenzunterricht statt. Zur objektiven Bewertung der Maßnahmen wird das Projekt durch eine wissenschaftliche Begleitforschung flankiert, welche Daten aus den Unterstützungsmaßnahmen erhebt und auswertet.

2.1. Unterstützungsmaßnahmen

Der dreiwöchige Mathematik-Vorkurs der Hochschule Aalen, der jeweils direkt vor Vorlesungsbeginn stattfindet, bildet das Kernstück des Unterstützungsangebotes des Grundlagenzentrums (Nagengast et al. 2013; 2017). Dieser freiwillige Kurs ist hochschulübergreifend für alle Studiengänge zugänglich und unterstützt aktuell über 20 grundständige Studienangebote. In den ersten beiden Wochen werden mathematische Themen aus der Schulbildung täglich in einem Vorlesungsblock wiederholt und in einem anschließenden Tutorium eingeübt. In der ersten Woche (Grundkurs) werden im wesentlichen Inhalte aus der Sekundarstufe 1 wiederholt, welcher für alle Studierenden identisch ist. Zur Vorbereitung auf die Grundvorlesung in den verschiedenen (ingenieurwissenschaftlichen, betriebswirtschaftlichen oder informationstechnischen) Studienangeboten werden in der zweiten Woche spezifische Brückenkurse angeboten. Diese beinhalten mathematische Inhalte aus der Sekundarstufe 2 mit konkretem Anwendungsbezug. Den Abschluss bildet eine dritte, übungsintensive Vorkurswoche, in der die Inhalte der ersten Woche wiederholt und weiter verfestigt werden sollen. Im Rahmen der Unterstützungsmaßnahmen werden folgende Daten erhoben (Nagengast et al. 2013):

- Teilnahmhäufigkeit
- Tests zu Themen der Schulmathematik, die im Vorkurs behandelt werden
- Selbsteinschätzungen zu den einzelnen Vorkurs-Themen

Durch die tägliche Protokollierung der Anwesenheit in Vorlesung und Tutorium wird die Teilnahmhäufigkeit der Studierenden am Vorkurs bestimmt. Zur Feststellung der Eingangskennnisse und der Lernfortschritte wurde ein dreigliedriges Testkonzept entwickelt, bestehend aus Pre-, Post- und Follow-Up-Test. Jeweils vor Beginn des Grund- und der Brückenkurses werden mit einem Pre-Test die Eingangskennnisse zu den einzelnen Themengebieten festgestellt. Nach Beendigung der Kurseinheiten werden die Lernfortschritte mit einem Post-Test bestimmt, sodass man die Wirkung des Vorkurses „sichtbar“ machen kann. Zur Untersuchung der Nachhaltigkeit des Lernfortschrittes wird etwa vier bis sechs Wochen nach Semesterbeginn in den Grundveranstaltungen zur

Mathematik ein Follow-Up-Test geschrieben. Da an diesem Test auch Studienanfänger teilnehmen, die den Vorkurs nicht besucht haben, liegt eine Vergleichsgruppe vor. Dadurch können die Ergebnisse der Vorkursteilnehmenden zu den Kenntnissen aller Studienanfänger in Beziehung gesetzt werden. Ergänzt werden diese Testergebnisse durch zugehörige Selbsteinschätzungen zu den einzelnen Vorkursthemen.

Die semesterbegleitenden Tutorien des GLZ während der Vorlesungszeit dienen primär zur Reduktion der Gruppengröße. Die Tutorien sind durch die Betreuung fachlich und didaktisch erfahrener, akademischer GLZ-Mitarbeiter qualitativ hochwertig. Durch die Erfahrung der Mitarbeiter kann spezifischer auf Lernprobleme eingegangen und Lernfortschritte können individuell besser gefördert werden. Zur Analyse dieses Unterstützungsangebotes werden ebenfalls Anwesenheitslisten geführt. Auf diese Weise kann die Teilnahmehäufigkeit der Studierenden bestimmt und der mögliche Einfluss der Tutorien auf das Klausurergebnis untersucht werden.

Die genannten Maßnahmen (Vorkurs und semesterbegleitende Tutorien) können unabhängig voneinander durch die Studierenden genutzt werden. Die Kombination dieser Angebote liefert für Studierende die Möglichkeit einer kontinuierlichen Begleitung in der Studieneingangsphase.

2.2. Besonderheiten und Umfang der Datenbasis

Für Analysen von individuellen Lernfortschritten ist ein Personenbezug meist unerlässlich. Die Datenerhebung und -nutzung im Rahmen der Projektmaßnahmen wurde deshalb gemeinsam mit der ZENDAS (Zentrale Datenschutzstelle der baden-württembergischen Universitäten) im Detail definiert und genügt dadurch den Vorgaben des Datenschutzes (Egetenmeier et al. 2016). Die Zustimmung zur Evaluation ihrer Daten wird von den Studierenden durch die Unterzeichnung einer Datenschutzeinwilligungserklärung (DSE) erteilt, die in Zusammenarbeit mit der ZENDAS erstellt wurde. Somit ist eine Verknüpfung der Datensätze, die sich auf die individuellen Personen beziehen, an der Hochschule Aalen möglich und insbesondere rechtens. Die Datensätze werden pseudonymisiert abgelegt, sodass Auswertungen basierend auf individuellen Daten durchführbar sind, der Rückbezug auf einzelne Studierende aber nicht mehr ohne weiteres möglich ist.

Die Effekte der in Abschnitt 2.1 beschriebenen Unterstützungsmaßnahmen auf den einzelnen Studienanfänger können dadurch beschrieben und individuelle Entwicklungen analysiert werden. Die Verknüpfung von Selbsteinschätzung und zugehörigem Testergebnis liefert Vergleichsmöglichkeiten der studentischen Wahrnehmung von mathematischen Kenntnissen mit realen Leistungen. Dies hat laut John Hattie einen starken Einfluss auf den Lernfortschritt, falls die persönliche Einschätzung dem Leistungsniveau exakt entspricht (Hattie 2009).

Um den Einfluss der GLZ-Maßnahmen auf den weiteren Verlauf des Studiums zu untersuchen, werden zusätzlich Daten aus dem Hochschulinformationssystem HIS der Hochschule herangezogen. Bedeutsam für die Untersuchungen sind hier insbesondere:

- Aktueller Studiengang:
Die Unterstützung in der Studieneingangsphase durch das GLZ ist hochschulübergreifend für alle Studiengänge möglich. Um die

Gruppenzusammensetzung der einzelnen Studiengänge in Bezug auf spezifische Daten aus dem HIS untersuchen zu können, ist die Angabe des aktuellen Studiengangs nötig.

- Art und Note der Hochschulzugangsberechtigung:
Die Hochschulzugangsberechtigung wird in der Literatur (siehe z.B. Fries 2002; Trapmann et al. 2007) häufig als starker Prädiktor für Studienleistungen bzw. Studienerfolg genannt und soll daher mit berücksichtigt werden. Insbesondere die Schulart in Kombination mit der Abschlussnote kann einen ersten Eindruck über mögliche, fachliche Vorkenntnisse und auch Hinweise auf Defizite liefern.
- Datum des Erwerbs der Hochschulzugangsberechtigung und Aufnahme des Studiums:
Das Immatrikulationsdatum ermöglicht eine genaue Einordnung der Person zu einem Semester bzw. in eine Studierendekohorte. In Kombination mit dem Datum der Hochschulzugangsberechtigung kann der zeitliche Abstand zwischen dem Abschluss der Schulbildung und der Aufnahme eines Hochschulstudiums bestimmt werden.
- Prüfungsergebnis der mathematischen Veranstaltungen in der Studieneingangsphase:
Für die GLZ-Datenbasis ist die Information über das Bestehen oder Nichtbestehen der Prüfung in den Grundlagenveranstaltungen von Interesse, insbesondere in Mathematik. Dies wird ergänzt durch die Information, welche Klausurnote die einzelnen Personen erhalten haben und im wievielten Versuch diese erreicht wurde.
- Grund und Datum der Exmatrikulation:
Das Datum der Exmatrikulation zeigt in Kombination mit dem Immatrikulationszeitpunkt das genaue Semester an, in welchem das Studium ohne Abschluss beendet wurde. Im HIS werden inzwischen auch Gründe für die Exmatrikulation notiert. In der geplanten Untersuchung soll der Grund einer „endgültig nicht bestandenen Prüfungsleistung“ als Identifikationsmerkmal für fachliche Studienabbrecher verwendet werden.

In Abb. 1 wird schematisch dargestellt, welche Datenquellen als Grundlage für die Auswertungen am Grundlagenzentrum der Hochschule Aalen genutzt werden. Die Verknüpfung der Daten erfolgt durch ein eindeutiges Pseudonym anstelle der Matrikelnummern. Dies ermöglicht eine Evaluation der Unterstützungsmaßnahmen bspw. in Bezug auf den Klausurerfolg.

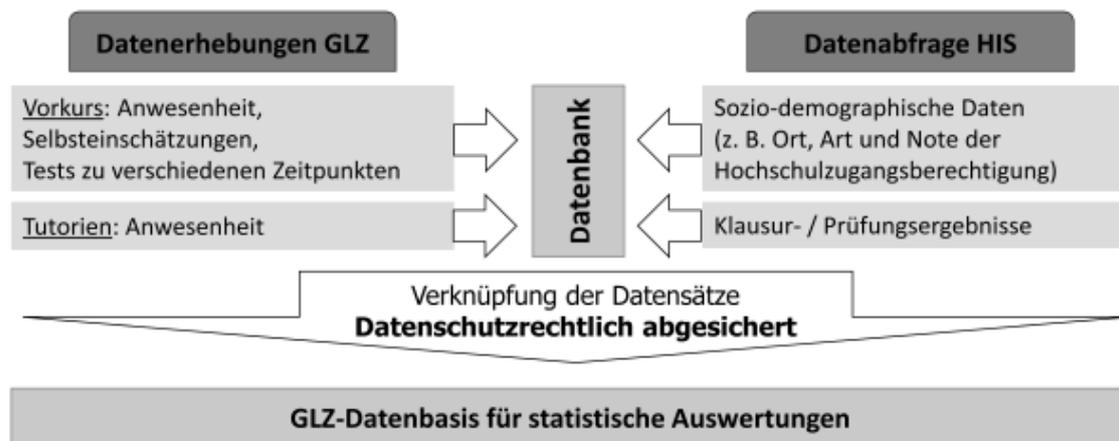


Abb. 1: Daten und deren Verwendung für die Begleitforschung im Projekt AkaMikon (angelehnt an Darstellung aus Egetenmeier et al. 2016)

Seit 2013 nehmen pro Jahr etwa 1000 Studierende (ca. 50-60% aller Studienanfänger) die Maßnahmen des GLZ in Anspruch, welche sich nahezu alle schriftlich mit der Datenerhebung und -nutzung einverstanden erklären. Aktuell finden sich somit Datensätze von über 5000 Studierenden in der GLZ-Datenbank, wobei diese Zahl mit jedem Semester beständig weiter wächst. Insbesondere soll mit Hilfe dieser Datenbasis das langfristige Ziel des GLZ, die Senkung des fachlichen Drop Outs, untersucht werden.

2.3. Vorarbeiten und erste Ergebnisse

Die im vorhergehenden Abschnitt beschriebene, aufwändige Datenerhebung liefert eine umfangreiche Basis für Analysen und Auswertungen. Bereits mit der Betrachtung einzelner Merkmale lassen sich erste Erkenntnisse über Besonderheiten der Studienanfänger herausfinden, welche sich durch die Verknüpfungsmöglichkeiten weiter differenzieren lassen. Insbesondere die Analysemöglichkeiten durch die Zusammenführung der HIS Datensätze und der erhobenen Informationen aus den Unterstützungsmaßnahmen sind vielfältig. Die folgenden Abschnitte zeigen einige Aspekte, die am GLZ untersucht wurden und hier als Vorarbeit dienen.

Lernrelevante Heterogenität und schulische Voraussetzungen

Zur Einschätzung der individuellen (mathematischen) Vorkenntnisse wurden Hochschulzugangsberechtigungsart und -note sowie der zeitliche Abstand zwischen Erwerb der Hochschulzugangsberechtigung und Aufnahme des Studiums untersucht. Bei der Betrachtung der HZB-Art für die gesamte Hochschule im Vergleich zu zwei unterschiedlichen Studiengängen (siehe Abb. 2) zeigen sich größere Unterschiede in den Studierendengruppen. Da die Curricula in den einzelnen Schularten Unterschiede in den Lehrinhalten zur Mathematik aufweisen, kann nicht von einem homogenen Wissensstand zu Studienbeginn ausgegangen werden.

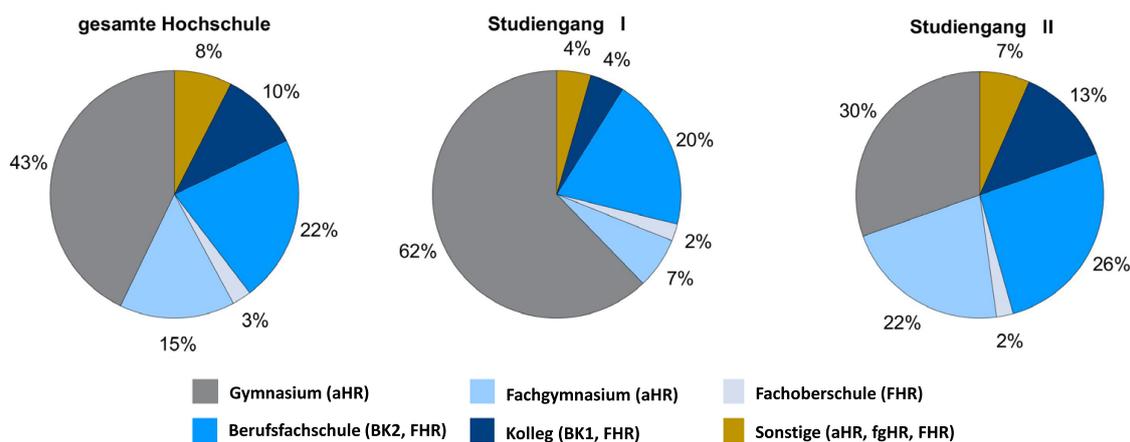


Abb. 2: Aufteilung neue Studierende nach Art der Hochschulzugangsberechtigung (genutzte Einteilung ist angelehnt an Auswertung des statistischen Bundesamtes), Sommer Semester (SS) 2016

Betrachtet man zudem die Verteilung der HZB-Noten der neuen Studierenden, so zeigt sich auch hier eine gewisse Streuung, die ebenso auf erste Leistungsunterschiede hinweisen kann. Die Verknüpfung von HZB-Art und HZB-Note ermöglicht erste konkretere Aussagen über die schulischen Vorkenntnisse, welche kombiniert einen von vielen Indikatoren für den (Miss-)Erfolg im Studium darstellen könnten (siehe u.a. Trapmann et al. 2007). In Abb. 3 ist ein erster Ansatz zur Darstellung dieses Zusammenhangs abgebildet, wobei die HZB-Noten zur besseren Übersicht gruppiert wurden. Es zeigt sich, dass - unabhängig von der HZB-Art - nur maximal ein Drittel der Studienanfänger (im betrachteten Semester) eine gute bis sehr gute HZB-Note (1,0 bis 2,5) vorweisen kann. Da die überwiegende Mehrheit der Studierenden einen schlechteren Notendurchschnitt hat, besitzen insbesondere diese Studienanfänger zu Studienbeginn (formal) nicht die besten Startchancen.

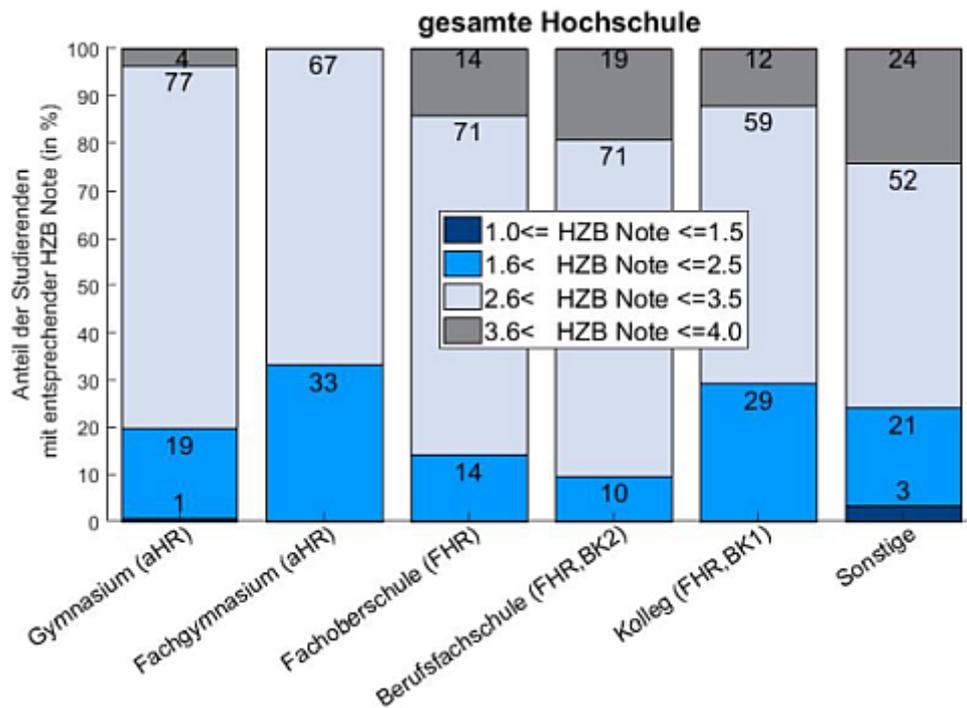


Abb. 3: Verteilung der HZB-Noten der Studienanfänger auf vier Notengruppen und gruppiert nach HZB-Art, SS 2015

Neben den erworbenen Kenntnissen und Fertigkeiten, die zu einem Studium befähigen, spielt auch der zeitliche Verzug des sekundären Bildungsbereichs eine Rolle, wie bereits Henn und Polaczek (2007) bemerken. Abb. 4 zeigt Untersuchungen des GLZ zum zeitlichen Abstand zwischen Schulabschluss und Aufnahme des Studiums. Im rechten Teilbild ist zu erkennen, dass nur etwa die Hälfte aller neuen Studierenden innerhalb eines Jahres nach Erwerb der Zugangsberechtigung ein Hochschulstudium aufgenommen hat. Die Darstellung in absoluten Zahlen Abb. 4 (links) zeigt hierbei die Größenverhältnisse der zugrundeliegenden Gruppen.

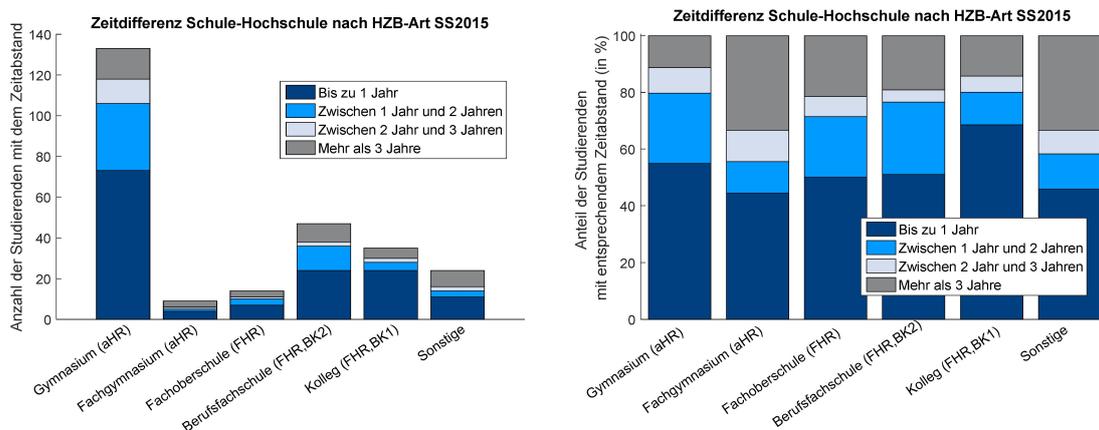


Abb. 4: Zeitdifferenz zwischen Schulabschluss und Immatrikulation gruppiert nach HZB-Art, SS 2015

links: absolute Zahlen, rechts: relative Zahlen bezogen auf die einzelnen HZB-Arten

Die Untersuchung ergänzt die Ergebnisse hinsichtlich der HZB-Art und HZB-Note. Erfahrungsgemäß weisen Personen mit langer Zeitdifferenz zwischen letzter Schulbildung und der Aufnahme eines Hochschulstudiums zwar größere fachliche Defizite auf, da schulische Inhalte wieder vergessen wurden. Aber gerade diese Personen „studieren sogar mit etwas größerem Erfolg als ihre Kommilitoninnen und Kommilitonen“ (Henn und Polaczek 2007, S. 145).

Lernfortschritt durch Unterstützungsmaßnahme Vorkurs

Die Untersuchung von Testergebnissen zum Vorkurs weist für den Grundkurs (siehe Abb. 5) auf fachliche Defizite hin, welche sich von Pre- zu Post-Test bessern. Der Follow Up-Test offenbart die Nachhaltigkeit des Wissenserwerbs bei den Vorkursteilnehmenden (FU_VK). Zudem können die Testergebnisse mit denen aus der Vergleichsgruppe (FU_NonVK: Personengruppe, die insbesondere nicht am Vorkurs teilgenommen hat) in Beziehung gesetzt werden. Ähnliche Ergebnisse zeigen sich auch für die einzelnen Brückenkurse. Somit sind individuelle Lernentwicklungen sichtbar.

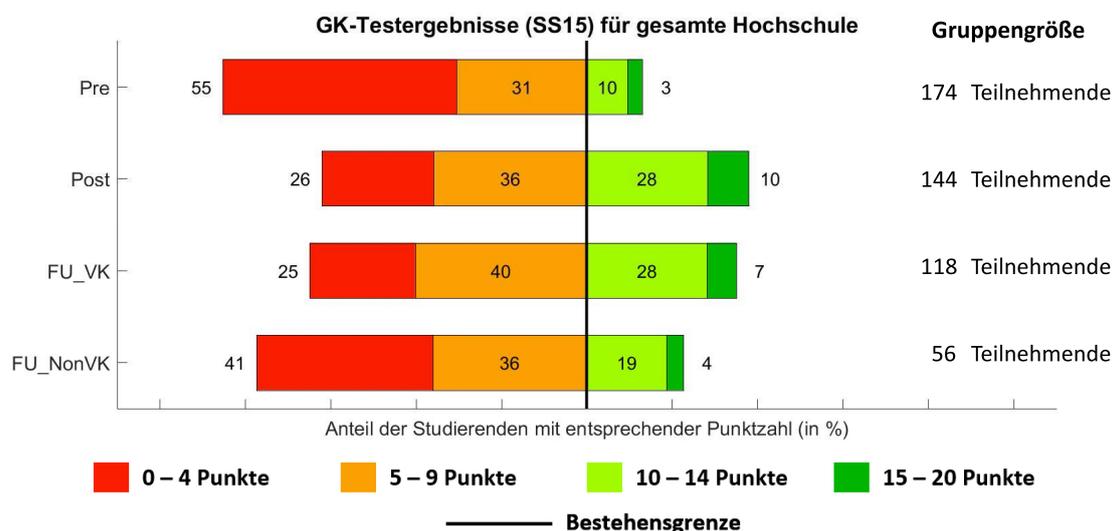


Abb. 5: Testergebnisse aus dem Grundkurs (GK), SS 2015

Teilnahmeverhalten im Vorkurs

Da die Teilnahme an GLZ-Maßnahmen für die Studierenden kostenlos und freiwillig ist, lässt das Teilnahmeverhalten an diesen Maßnahmen erste Rückschlüsse z.B. auf die Motivation oder nicht passende, fachliche Selbsteinschätzung der Teilnehmer zu. Gerade mangelnde Studienmotivation, wird in der Literatur (siehe u.a. Heublein 2012) als ein Grund für einen Studienabbruch genannt.

In Abb. 6 ist der Teilnahmeverlauf aus dem Vorkurs zum Wintersemester (WS) 2015 abgebildet. Man erkennt einen kontinuierlichen Abfall der Teilnahme hin zu den Wochenenden (rot-gestrichelte Linie). Insbesondere die Tutorien, d.h. die Veranstaltungen zum aktiven Einüben von Fertigkeiten, werden von den Studierenden generell weniger besucht als die Vorlesung.

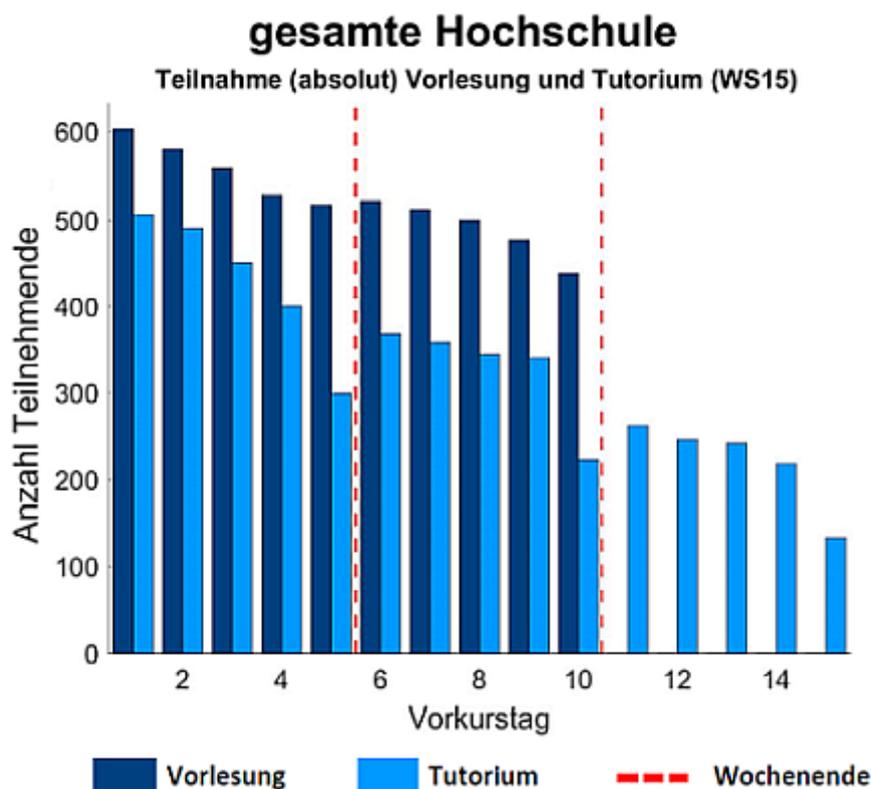


Abb. 6: Teilnahmeentwicklung im Vorkurs, WS 15

Korrelationen zwischen Teilnahmeverhalten am Vorkurs (insbesondere den Tutorien) und den Klausurergebnissen in der ersten Mathematikprüfung an der Hochschule geben hier bereits erste konkrete Hinweise auf Zusammenhänge. So schneiden Studierende, die regelmäßig (d.h. an mehr als der Hälfte der Termine) die Unterstützung im Vorkurs bzw. in den semesterbegleitenden Tutorien in Anspruch genommen haben, in der Regel (statistisch gesehen) besser in der ersten Mathematik-Klausur des Studiums ab als Personen, die kaum oder nur sporadisch an den Maßnahmen teilgenommen haben. Diese Ergebnisse werden an anderer Stelle veröffentlicht.

3. Methodik und geplante Datenanalyse

Der umfangreiche Datenbestand des GLZ, bestehend aus digitalisierten Datensätzen der Unterstützungsmaßnahmen und digitalen Informationen aus dem HIS, kann nur mit modernen, informationsverarbeitenden Techniken (z.B. wie dem weiter unten beschriebenen KDD (Knowledge Discovery in Databases) –Prozess) passend analysiert werden. Mit diesem Ansatz, welcher insbesondere mit Methoden aus dem Bereich Educational Data Mining oder Learning Analytics ergänzt werden kann, können neue Erkenntnisse und Zusammenhänge herausgefunden werden. Die systematischen Auswertungen der einzelnen Datenausprägungen, sowie die zunächst kontextfreie Korrelation können zur Datenerkundung beitragen. Insbesondere lassen sich spezielle Gruppierungen, wie die fachlichen Studienabbrecher, untersuchen und gemeinsame Merkmale dieser Personen identifizieren.

Um passende Prädiktoren ausfindig zu machen und zu untersuchen, werden die bestehenden „Altfälle“ von Studienabbrechern genauer untersucht. Hinter dem Begriff „Altfälle“ werden die semesterübergreifenden Daten der Studierenden seit 2013 bezeichnet, welche dem GLZ vorliegen. Für die geplanten Arbeiten werden insbesondere jene Studierende betrachtet, die aus fachlichen Gründen (endgültig nicht bestandene Prüfung) als exmatrikulierte Personen im HIS aufgeführt werden. Die detaillierte Analyse dieser Personengruppe soll zur Bestimmung von Merkmalen beitragen, welche zu einem frühen Zeitpunkt auf einen drohenden Studienabbruch hinweisen. Mit einer darauf aufbauenden Modellbildung soll es zukünftig ermöglicht werden, einen drohenden fachlichen Studienabbruch früher zu identifizieren und durch passende Intervention entgegenzuwirken.

3.1. Methodik der Datenanalyse

In den Vorarbeiten in Abschnitt 2.3 wurde mit der deskriptiven Statistik der Datenbestand aufbereitet und in passender Form dargestellt. Diese Ergebnisse stellen einzelne Merkmale der Studierenden dar, wobei hier bisher Abhängigkeiten nur punktuell betrachtet wurden. Die Analysen in den Vorstudien basieren im Wesentlichen auf bereits bekannten Theorien oder subjektiven Vermutungen des Lehrpersonals. Durch die passende Aufbereitung und Darstellung der Datensätze können diese Hypothesen mit einem dynamischen Ansatz der Datenanalyse validiert werden wie es OLAP (Online Analytical Processing) anbietet (Codd et al. 1993). Hierbei spielt insbesondere die Benennung eines Pivot-Elementes (Primärattribut) eine Rolle, da auf diese Weise eine Abhängigkeitsstufe betrachtet wird (siehe z.B. Abb. 4, welches als Pivot-Element die HZB-Art nutzt anstelle der Zeitdifferenz). Je nach Fragestellung sollte dieses Primärattribut passend gewählt werden.

Die Untersuchung des GLZ-Datenbestandes soll an dem KDD-Prozess von Fayyad angelehnt durchgeführt werden (siehe Abb. 7, Fayyad et al. 1996). Mit Hilfe dieser informationsverarbeitenden Methodik soll die umfangreiche Datenbasis erschlossen, aufbereitet und ausgewertet werden. Damit soll eine deskriptive Approximation des in den Daten beschriebenen Prozesses identifiziert werden.

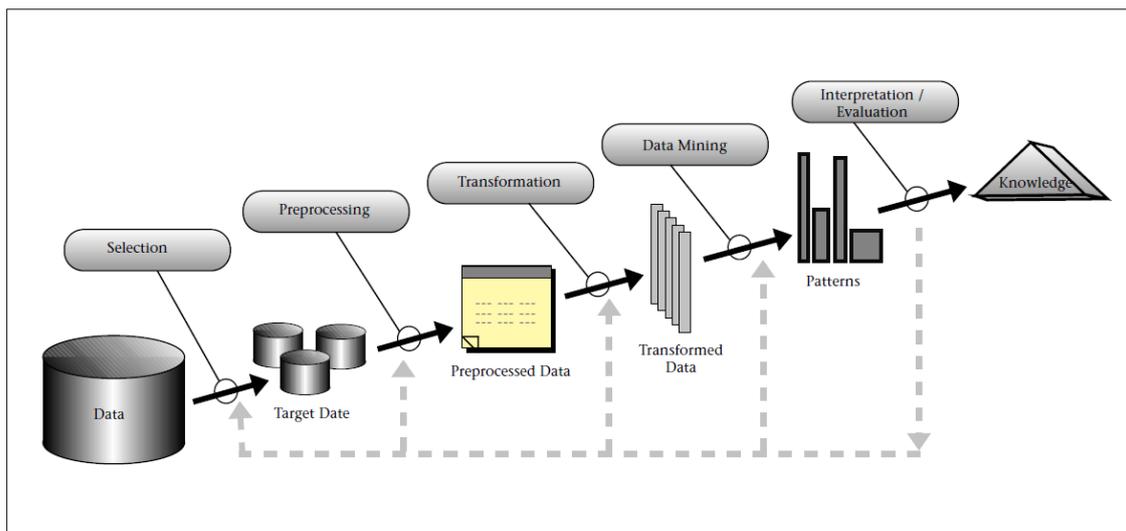


Abb. 7: Schritte des KDD-Prozess (entnommen aus Fayyad et al. 1996)

Der in Abb. 7 beschriebene KDD-Prozess zur Datenanalyse ist eine rückwirkende Untersuchung mittels Fallstudien, um darin auffällige Muster zu finden. Anhand der vorhandenen Daten können mit dieser Analyse (statistisch) gemeinsame Merkmale herausgefunden werden, welche in einer Vielzahl der Datensätze vorhanden ist. Diese einzelnen Datenausprägungen können anschließend in Kombination betrachtet werden für die Bestimmung von abgrenzbaren, möglichst homogenen Gruppierungen.

In der Arbeit werden dazu die Studienanfänger aus dem Bachelorstudium genauer betrachtet, die bereits ihr Studium abgebrochen haben. Um diese Gruppierung weiter zu spezifizieren, werden zunächst nur die aus fachlichen Gründen Exmatrikulierten untersucht. Zur genauen Festlegung eines fachlichen Studienabbruchs wird der im HIS angegebene Exmatrikulationsgrund einer endgültig nicht bestanden Prüfungsleistung genutzt. Da nicht alle Studienabbrecher die Datenschutzeinwilligungserklärung unterschrieben haben, kann nur eine Teilmenge der Evaluationsteilnehmenden des GLZ betrachtet werden. Die Abb. 8 stellt eine schematische Darstellung der Personengruppe dar, welche im Fokus der Analyse stehen soll. Von besonderem Interesse sind Studierende, die trotz Teilnahme an den Unterstützungsmaßnahmen ihr Studium abbrechen.

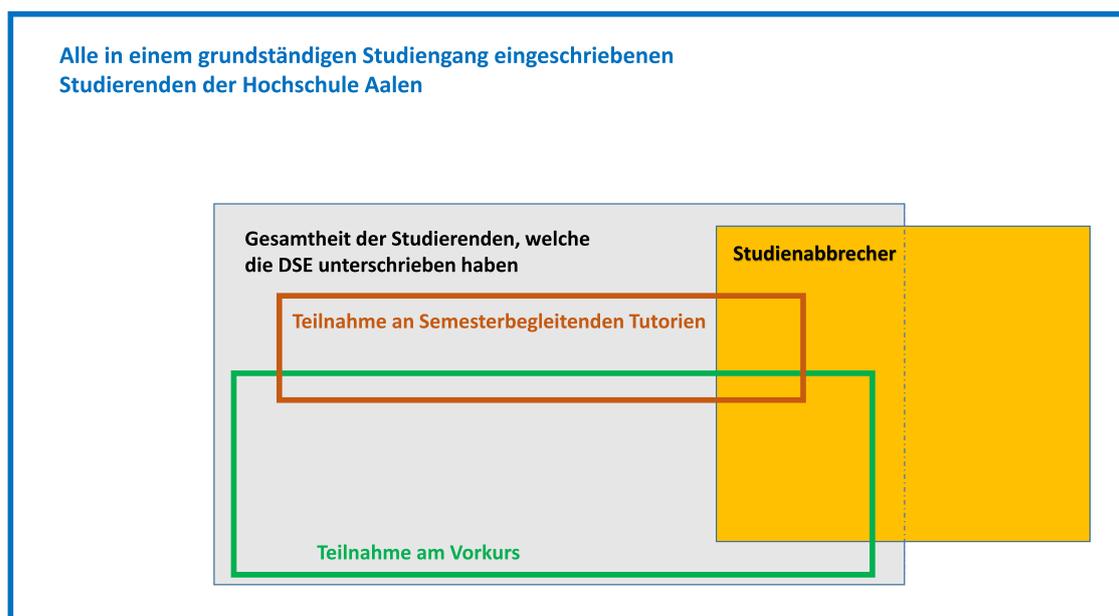


Abb. 8: Schematische Mengen der Studierendengruppen (eigene Darstellung)

In der ersten Stufe des KDD-Prozesses findet die Auswahl der zu untersuchenden Daten und der zugehörigen Gruppe statt – hier der fachlichen Studienabbrecher (Selection). Dieser reduzierte Datensatz wird von unvollständigen Daten befreit (Preprocessing) und für die konkreten Untersuchungen vorbereitet durch eine passende Darstellung (Transformation). Für diese Punkte ist insbesondere die Vollständigkeit der Datenerhebung aus den Unterstützungsmaßnahmen von Interesse, da die Teilnahme an den Maßnahmen freiwillig ist. Diese Schritte sind mit Methoden der beschreibenden Statistik noch abbildbar, jedoch kann daraus nicht ohne weitergehende Untersuchungen neues Wissen geschaffen werden. Hierzu sind die im Anschluss genutzten Methoden des (Educational) Data Mining nötig, welche auch im Fokus der Arbeit stehen sollen. Dadurch können insbesondere die Daten der Unterstützungsmaßnahmen passend analysiert werden. Somit wird nach auffälligen Mustern und möglichen Abhängigkeiten der Datensätze gesucht, die im letzten Schritt interpretiert werden müssen.

Das Kernstück des KDD-Prozesses bildet das Data Mining, welches die folgenden Auswertarten zusammenfasst (Heidenbluth 2012):

- Clusteranalyse: Strukturierung der Daten durch Gruppenbildung mit vergleichbaren Daten
- Klassifikation: Gruppenzuordnung auf Basis bekannter Strukturen
- Regressionsanalyse: Mathematische Beschreibung der vorliegenden Daten
- Finden von Assoziationsregeln: Suchen nach Abhängigkeiten zwischen einzelnen Parametern

Die genutzten Methoden sind von der zugrundeliegenden Datenaufbereitung und den Datenformen abhängig. Learning Analytics und Educational Data Mining beispielsweise nutzen hierfür online erhobene Datensätze aus den E-Learning Umgebungen. In der

Datenbasis des GLZ finden sich vor allem analog erhobene, digitalisierte Datensätze oder Daten aus der Hochschulverwaltung, weshalb hierfür die Techniken angepasst werden müssen.

Die Abb. 9 soll die methodische Herangehensweise der Analysen näher erläutern. Zunächst kann anhand der HIS-Daten die klare Trennung der untersuchbaren Gruppe in fachliche Studienabbrecher und einer Differenzgruppe stattfinden. Hierfür ist der angegebene Exmatrikulationsgrund im HIS ausschlaggebend, welcher auf eine endgültig nicht bestandene Prüfung hinweisen muss. Alle weiteren Gründe (z.B. fehlende Rückmeldung oder Aufgabe/Unterbrechung) werden für die Analyse nicht betrachtet, da der Studienabbruch nicht eindeutig auf fachliche Defizite zurückzuführen ist. In der Differenzgruppe befinden sich also Studienabbrecher aus nicht fachlichen Gründen, Absolventen sowie aktuell studierende Personen. Dabei ist zu bemerken, dass ein fachlicher Studienabbruch von Studierenden aus der Differenzgruppe zu einem späteren Zeitpunkt nicht ausgeschlossen werden kann.

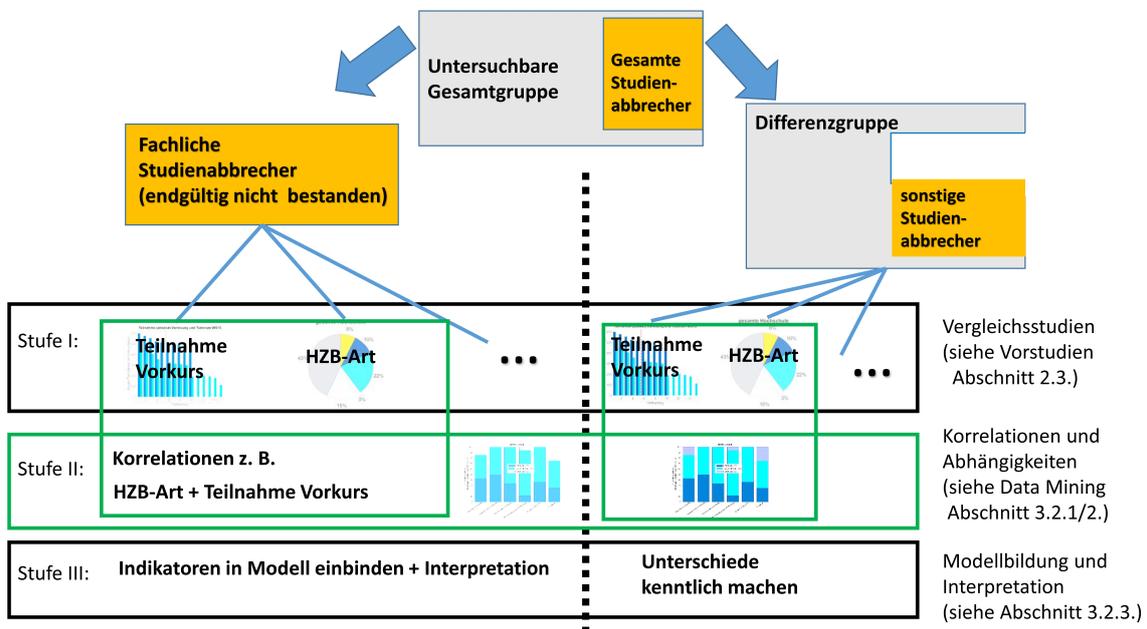


Abb. 9: Schematische Darstellung der Methodik (eigene Darstellung)

In der Stufe I werden Vergleichsstudien basierend auf den Vorarbeiten aus Abschnitt 2.3 für die fachlichen Studienabbrecher erneut durchgeführt, wobei ein direkter Vergleich zu der Differenzgruppe erfolgt, um besonders auffällige Unterschiede herauszufinden. Im folgenden Schritt werden Korrelationen der Datensätze untersucht mit dem Ziel, Abhängigkeiten zu formulieren. Die hierbei genutzte Form des Data Mining soll neue Beziehungen finden, welche zunächst kontextfrei und ohne kausale Verbindung formuliert werden. Durch die Pivotierung eines Merkmals, ähnlich dem OLAP, können erste kausale Zusammenhänge untersucht werden. Die letzte Stufe bildet die Interpretation der Ergebnisse und die Einbindung der gefunden Indikatoren in ein Modell. Die anschließende Verknüpfung mit theoretischen Modellen untermauert bestehendes Wissen oder schafft Grundlagen für neue Hypothesen. Insbesondere die Unterschiede zur Differenzgruppe sind an dieser Stelle zu beachten, welche als Referenz dient.

3.2. Data Mining und Analyse

Der Fokus der Arbeit liegt auf dem Kernstück des KDD-Prozesses, dem Data Mining, sowie der Interpretation der Ergebnisse zur Generierung von (neuem) Wissen. Auf Grund der speziellen GLZ Datenbasis (siehe hierzu Abschnitt 2.2) können Daten aus dem HIS in Kombination mit Informationen aus den Unterstützungsmaßnahmen untersucht werden. Insbesondere durch die einzigartige Möglichkeit der Verknüpfung dieser Informationen kann eine Aussage zur Wirkung der Unterstützungsmaßnahmen auf den individuellen Studierenden gezogen werden. Rückwirkend kann durch diese Betrachtung ein typisches Nutzungsverhalten an den Unterstützungsmaßnahmen identifiziert werden, welches bspw. die Teilnahme und dessen Einfluss auf den Lernprozess im Fach Mathematik offenbart.

3.2.1. Analyse der HIS Daten

Bezogen auf die allgemeinen Vorstudien (siehe Abschnitt 2.3) sollen nun die Untersuchungen für die spezielle Gruppe der fachlichen Studienabbrecher erneut durchgeführt werden, um folgende Fragen klären zu können:

- Ist die Verteilung nach HZB-Art der fachlichen Studienabbrecher identisch für alle HZB-Arten oder sind gewisse HZB-Arten überproportional stark betroffen?
- Zeichnen sich fachliche Studienabbrecher schon durch besondere HZB-Art und HZB-Noten Kombination aus? Welche Rolle spielt dabei die zeitliche Differenz bis zur Aufnahme des Studiums?
- Gibt es besonders auffällige Kombinationen der Hochschulzugangsberechtigung (Art, Note und zeitliche Differenz), die häufiger zum Studienabbruch führen? Sind diese allgemeingültig oder beziehen diese sich auf einzelne Studiengänge?
- Führen primär die mangelhaften Leistungen in den mathematischen Grundfächern zum Studienabbruch? Neigen fachliche Studienabbrecher eher dazu, Prüfungen in spätere Semester zu schieben?

Insbesondere der Vergleich mit der Differenzgruppe kann bereits aus den HIS Daten neue Erkenntnisse bringen, welche erste Hinweise auf mögliche Indikatoren liefern. Dies zeigt sich in Stufe I & II in Abb. 9, welches die Merkmalsuntersuchungen anhand einzelner Ausprägungen für die Studienabbrecher und der zugehörigen Differenzgruppe darstellt.

3.2.2. Analyse der gesamten GLZ-Datenbasis

Neben dem schulischen Vorwissen (basierend auf den Informationen der HIS Daten) wirkt sich die Entwicklung der Studierenden in den ersten Semestern auf einen möglichen Studienabbruch aus. Insbesondere die fachlichen Fortschritte in den mathematischen Grundlagen sollen hierbei betrachtet werden, da diese durch die Maßnahmen des GLZ gefördert werden. Die in den Unterstützungsangeboten erhobene Daten (z.B.

Testergebnisse und Teilnahmehäufigkeit) fließen ebenso in den GLZ-Datenbestand ein. Die Untersuchung des Verhaltens und der ersten Leistungen der fachlichen Studienabbrecher in Verbindung mit den HIS Daten sollen zur Klärung folgender Fragen dienen:

- Wie nutzen die fachlichen Studienabbrecher die Unterstützungsangebote? Werden diese wahrgenommen und kann hier eine hohe Teilnahme festgestellt werden? Zu welchem Zeitpunkt brechen die Teilnehmenden der Unterstützungsmaßnahmen ggf. das Studium ab?
- Wie wirken sich die schulischen Vorkenntnisse in Kombination mit dem Verhalten in den Unterstützungsangeboten aus? Gibt es hier Kombinationen, die besonders häufig auftreten?
- Welche Aussagen können durch die Testergebnisse bezüglich des Lernfortschritts getroffen werden? Liefern insbesondere schlechte Leistungen hier ein Indiz auf drohenden Studienabbruch oder zeigt sich dies eher durch (zu) geringe Fortschritte in den Tests?
- Findet sich bei den fachlichen Studienabbrechern eine besonders hohe Diskrepanz zwischen Selbsteinschätzung und Leistungsfähigkeit? Zeigen sich hier auch Unterschiede in Bezug auf die schulische Vorbildung (HZB-Art oder -Note)?

Mit diesen Untersuchungen kann das Verhalten resp. die Teilnahme an den Unterstützungsmaßnahmen der Studierenden aufgezeigt werden. Ebenso können zu geringe Auswirkungen der Unterstützungsangebote auf einzelne Gruppierungen aufgedeckt werden und mögliche Ursachen untersucht werden, wie bspw. zu geringes Interesse durch die Zielgruppe. Insbesondere der direkte Vergleich mit der Differenzgruppe kann Auffälligkeiten z.B. in der Teilnahme beschreiben, welche dem Studienabbruch möglicherweise entgegenwirken.

3.2.3. Modellbildung zur Prävention

Die einzelnen Indikatoren, welche sich aus den oben genannten Fragestellungen ergeben, ermöglichen das Erstellen einer Liste mit starken Einflussfaktoren. Hierbei ist vor allem die Übereinstimmung dieser Aspekte mit den in der Literatur auffindbaren Faktoren (siehe u.a. Abschnitt 1.3) auf den drohenden Studienabbruch zu untersuchen. Damit können neuartige oder unerwartete Verbindungen identifiziert werden, die sich z.B. durch die zusätzliche Einbindung von Daten aus den Unterstützungsmaßnahmen ergeben. Andererseits können bestehende Theorien und Modelle aufgrund der umfangreichen Datenbasis durch die quantitativen Untersuchungen möglicherweise erklärt und weiter gestützt werden. Anhand dieser Punkte kann eine Reihe an Indikatoren zur Identifikation der Studienabbrecher aus den „Altfällen“ bestimmt werden. Diese Erkenntnisse sollen in ein, auf die Hochschule Aalen abgestimmtes Modell, einfließen, welches anhand der Altfälle die Wahrscheinlichkeit für einen (drohenden) Studienabbruch neuer Studierender bestimmen kann.

Zudem können auch Handlungsempfehlungen für Mikro- oder Meso-Ebene formuliert werden (z.B. gezielte Bewerbung von Maßnahmen, Neu- bzw. Weiterentwicklung von Feedback-Systemen, Anpassung von Curricula), welche eine passende und vor allem frühzeitige Intervention ermöglichen. Ziel ist dabei, die Passung zwischen individuellen

Voraussetzungen und den Anforderungen der Hochschule zu erhöhen. Durch die semesterweise Ergänzung der Datenbasis wird das Modell durch neue Analysefälle ergänzt und kann somit nach und nach weiter optimiert werden.

4. Zusammenfassung und weitere Arbeiten

Die im vorliegenden Beitrag beschriebene Herangehensweise zur Findung von gemeinsamen Faktoren durch den KDD-Prozess soll für eine Modellbildung der fachlichen Studienabbrecher an der Hochschule Aalen genutzt werden. Zur Suche von validen Indikatoren sollen aufgrund der Datenmenge informationsverarbeitende Methoden wie (Educational) Data Mining oder Learning Analytics angewandt werden. Eine Besonderheit zeigt sich hierbei in der genutzten GLZ-Datenbasis, welche die Datenerhebung bei der Durchführung von Unterstützungsmaßnahmen mit belastbaren Datensätzen aus dem Hochschulinformationssystem verknüpft. Somit lassen sich Abhängigkeiten von Merkmalen finden, welche bspw. die Auswirkung der Unterstützungsangebote auf die Studienabbrecher besser beschreiben könnte. Zudem kann durch die Einbindung dieser Daten eine Strategie zur Prävention entwickelt werden, wie mit den Unterstützungsmaßnahmen noch effizienter dem fachlichen Studienabbruch entgegengewirkt werden könnte. Die Untersuchung von Altfällen liefert eine belastbare Grundlage zur Entdeckung gemeinsamer Merkmale von fachlichen Studienabbrechern. Mit Hilfe dieser umfangreichen Datenbasis, welche insbesondere die Unterstützungsmaßnahmen beachtet, und der informationsverarbeitenden Techniken können hier neue Einsichten gewonnen werden, die über empirische Einzelfälle hinausgehen, bzw. bestehende Theorien weiter stützen.

Weitergehende Untersuchungen könnten sich auf andere Gruppierungen konzentrieren, wie Wechsler (intern resp. extern) oder auch Personen, die eine Prüfung wiederholen oder zu dieser nicht antreten. Hierbei können ähnliche Fragestellungen wie bei den fachlichen Studienabbrechern bearbeitet werden, um diesen Gruppierungen ebenso frühzeitig eine Unterstützung anzubieten. Zudem ist auch hier interessant, in wie weit sich die Zugehörigkeit zu den Gruppen unterscheiden lässt. Die Arbeit kann weiter ergänzt werden durch die Untersuchung des Studienfortschrittes anhand der erreichten ECTS-Punkte bzw. der in Regelstudienzeit abgelegten Prüfungsleistungen. Insbesondere für die Hochschulen kann durch diese Untersuchung schneller auf Studierende reagiert werden, welche ohne wahre Studienabsicht immatrikuliert sind (sogenannte „Scheinstudierende“). Dies ist durch die Einbindung neuer Datensätze aus dem HIS möglich, welche diese Analysen ermöglichen.

Literaturverzeichnis

Asif, R.; Merceron, A.; Pathan, M. K.: Predicting Student Academic Performance at Degree Level. A Case Study. In: International Journal of Intelligent Systems and Applications, 7 (1), 2014, pp. 49–61. <http://www.mecs-press.org/ijisa/ijisa-v7-n1/IJISA-V7-N1-5.pdf> . (last check 2018-01-08)

Bean, J.: Dropouts and Turnover: The Synthesis and Test of a Causal Model of Student Attrition. In: *Research in Higher Education*, 12 (2), 1980, pp. 155–187.

Bebermeier, S.; Nussbeck, F. W.: Heterogenität der Studienanfänger/innen und Nutzung von Unterstützungsmaßnahmen. In: *Zeitschrift für Hochschulentwicklung*, 9 (5), 2014, pp. 83–100.

Bescherer, C.: Selbsteinschätzung mathematischer Studierfähigkeit von Studienanfängerinnen und -anfängern. Empirische Untersuchung und praktische Konsequenz. Dissertation, Ludwigsburg, Pädag. Hochschule, 2003. URN:nbn:de:bsz:93-opus-16269 , <https://d-nb.info/97018431X/34> (last check 2018-01-08)

Bortz, J.; Döring, N.: *Forschungsmethoden und Evaluation. Für Human- und Sozialwissenschaftler*; mit 87 Tabellen. Springer-Lehrbuch Bachelor, Master, 4., überarb. Aufl., [Nachdr.]. Springer-Medizin-Verl., Heidelberg, 2006.

Bosse, E.; Trautwein, C.: Individuelle und institutionelle Herausforderungen der Studieneingangsphase. In: *Zeitschrift für Hochschulentwicklung*, 9 (5), 2014, pp. 42–62.

Bosse, E.; Schultes, K.; Trautwein, C.: Studierfähigkeit als individuelle und institutionelle Herausforderung. In: Lenzen, D.; Fischer, H. (Hrsg.): *Change: Hochschule der Zukunft. Campus Innovation 2013. Universitätskolleg-Schriften*, Bd. 3, 1. Auflage, pp. 37–42. Hamburg, 2014.

Christensen, B.; Meier, J.-H.: Zur Frühidentifikation von Studienabbrüchen. In: *Das Hochschulwesen*, 62 (6), 2014, pp. 182–185. <http://www.hochschulwesen.info/inhalte/hsw-6-2014.pdf> . (last check 2018-01-08)

Codd, E., Codd, S. & Salley, C.: *Providing OLAP to User-Analysts: An IT Mandate*. E.F. Codd & Associates (Hrsg.), 1993. http://www.minet.uni-jena.de/dbis/lehre/ss2005/sem_dwh/lit/Cod93.pdf (last check 2018-01-08)

Dekker, G. W.; Pecheniskiy, M.; Vleeshouwers, J. M.: Predicting Students Drop Out: A Case Study. In: Barnes, T. (Hrsg.): *EDM'09. Educational Data Mining 2009*, pp. 41–50. Educational Data Mining, Córdoba, 2009.

Derr, K.; Hübl, R.; Podgayetskaya, T.: Formative Evaluation und Datenanalyse als Basis zur schrittweisen Optimierung eines Online-Vorkurses Mathematik. In: Nistor, N.; Schirlitz, S. (Hrsg.): *Digitale Medien und Interdisziplinarität: Herausforderungen, Erfahrungen, Perspektiven*, pp. 186–196. Waxmann Verlag GmbH, Münster, 2015.

Deutsches Zentrum für Luft- und Raumfahrt e. V. (Hrsg.): *Reader zur Fachtagung „Studieneingangsphase“*. Qualitätspakt Lehre, Bonn, 2014.

Dieter, M.: Studienabbruch und Studienfachwechsel in der Mathematik: Quantitative Bezifferung und empirische Untersuchung von Bedingungsfaktoren. Dissertation, Universität Duisburg-Essen, 2012.

Egetenmeier, A.; Oder, B.; Maier, U.; Hommel, M.; Nagengast, V.; Löffler, A.: (Keine) Angst vor dem Datenschutz?! Begleitforschung im Hochschulkontext. In: Lucke, U.; Schwill, A.; Zender R. (Hrsg.): *DeLFI 2016 - die 14. E-Learning Fachtagung Informatik der Gesellschaft für Informatik e.V.* 11.-14. September 2016 Potsdam, Deutschland (GI-Edition - Lecture Notes in Informatics (LNI) Proceedings, Volume P-262, pp. 245–256). Gesellschaft für Informatik, Bonn, 2016.

Erdel, B.: Welche Determinanten beeinflussen den Studienerfolg? Eine empirische Analyse zum Studienerfolg der ersten Kohorte der Bachelorstudenten in der Assessmentphase am Fachbereich Wirtschaftswissenschaften der Friedrich-Alexander-Universität Erlangen-Nürnberg. Universität Erlangen-Nürnberg, Rechts- und Wirtschaftswissenschaftliche Fakultät, Institut für Arbeitsmarkt und Sozialökonomik Lehrstuhl für Soziologie und empirische Sozialforschung, insb. Arbeitsmarktsoziologie (Ed.), 2010-2. <http://nbn-resolving.de/urn:nbn:de:0168-ssoar-220222> (last check 2018-01-08)

Fayyad, U.; Piatetsky-Shapiro, G.; Smyth, P.: From Data Mining to Knowledge Discovery in Databases. In: *AI Magazine*, 17 (3), 1996, pp. 37–54.

Formazin, M.; Wilhelm, O.; Schroeders, U.; Kunina, O., Hildebrandt, A.; Köller, O.: Validitäts- und Nützlichkeitsüberlegungen zur Studierendenauswahl im Allgemeinen mit Präzisierungen für das Fach Psychologie im Besonderen. In: Schuler, H.; Hell, B. (Hrsg.): *Studierendenauswahl und Studienentscheidung*. pp. 204–214. Hogrefe, Göttingen, 2008.

Fortenbacher, A.; Beuster, L.; Elkina, M.; Kappe, L.; Merceron, A.; Pursian, A.; Schwarzrock, S.; Wenzlaff, B.: LeMo: a Learning Analytics Application Focussing on User Path Analysis and Interactive Visualization. In: *IEEE 7th International Conference on Intelligent Data Acquisition and Advanced Computing Systems (IDAACS)*, 2013. 12-14 Sept. 2013, Berlin, Germany, pp. 748–753. IEEE, Piscataway, NJ, 2013.

Freyer, K.: Zum Einfluss von Studieneingangsvoraussetzungen auf den Studienerfolg Erstsemesterstudierender im Fach Chemie. Dissertation, Universität Duisburg-Essen, Duisburg-Essen, 2013. [urn:nbn:de:hbz:464-20131119-110303-7 http://duepublico.uni-duisburg-essen.de/servlets/DerivateServlet/Derivate-34313/Dissertation_KatjaFreyer.pdf](http://duepublico.uni-duisburg-essen.de/servlets/DerivateServlet/Derivate-34313/Dissertation_KatjaFreyer.pdf) (last check 2018-01-08)

Fries, M.: Abitur und Studienerfolg. Welchen „Wert“ hat das Abitur für ein erfolgreiches Studium? In: *Beiträge zur Hochschulforschung*, 24 (1), 2002, pp. 30-51. <http://www.bzh.bayern.de/uploads/media/1-2002-fries.pdf> (last check 2018-01-08)

Gensch, K.; Kliegl, C.: Studienabbruch – was können Hochschulen dagegen tun? *Studien zur Hochschulforschung*, 80, München, 2011. http://www.ihf.bayern.de/uploads/media/ihf_studien_hochschulforschung-80.pdf (last check 2018-01-08)

Hattie, J. A. C.: *Visible learning. A synthesis of over 800 meta-analyses relating to achievement*. Routledge, Abingdon, 2009.

Heidenbluth, N.: *Datenmanagement. Beschaffung, Speicherung, Analyse, Präsentation*, Universität Ulm. Ulm, 2012.

Heiss, C.; Embacher, F.: Effizienz von Mathematik-Vorkursen an der Fachhochschule Technikum Wien – ein datengestützter Reflexionsprozess. In: Hoppenbrock, A.; Biehler, R.; Hochmuth, R.; Rück, H.-G. (Hrsg.): *Lehren und Lernen von Mathematik in der Studieneingangsphase. Herausforderungen und Lösungsansätze. Konzepte und Studien zur Hochschuldidaktik und Lehrerbildung Mathematik*, 1. Aufl. 2016, pp. 277–294. Springer Fachmedien Wiesbaden, Wiesbaden, 2016.

Henn, G.; Polaczek, C.: Studienerfolg in den Ingenieurwissenschaften. In: *Das Hochschulwesen*, 55 (5), 2007, pp. 144–147. <http://www.hochschulwesen.info/inhalte/hsw-5-2007.pdf> . (last check 2018-01-08)

Heublein, U.; Hutzsch, C.; Schreiber, J.; Sommer, D.; Besuch, G.: Ursachen des Studienabbruchs in Bachelor- und in herkömmlichen Studiengängen. Ergebnisse einer bundesweiten Befragung von Exmatrikulierten des Studienjahres 2007/08. HIS Hochschul-Informationssystem GmbH (Hrsg.), Hannover 2010. http://www.dzhw.eu/pdf/pub_fh/fh-201002.pdf (last check 2018-01-08)

Heublein, U.; Richter, J.; Schmelzer, R.; Sommer, D.: Die Entwicklung der Schwund- und Studienabbruchquoten an den deutschen Hochschulen. Statistische Berechnungen auf der Basis des Absolventenjahrgangs 2010. Forum Hochschule, 2012

Hinkelmann, M.; Maucher, J.; Seidl, T.: Softwaregestützte Studienverlaufsanalyse zur frühzeitigen gezielten Studienberatung. In: die hochschullehre, 2 (9), 2016. http://www.hochschullehre.org/wp-content/files/die_hochschullehre_Hinkelmann_et_al_Softwaregestuetzte_Beratung.pdf (last check 2018-01-08)

In der Smitten, S.; Heublein, U.: Qualitätsmanagement zur Vorbeugung von Studienabbrüchen. In: Zeitschrift für Hochschulentwicklung, 8 (2), 2013. doi:10.3217/zfhe-8-02/11

Kliegl, C.; Müller, U. M.: Diversity und Studienabbruch im Zeitalter von Bologna. In: die hochschule (1), 2012, pp. 73–90.

Kolb, M.; Kraus, M.; Pixner, J.; Schüpbach, H.: Analyse von Studienverlaufsdaten zur Identifikation von studienabbruchgefährdeten Studierenden. In: Das Hochschulwesen, 54 (6), 2006, pp. 196–201. <http://www.hochschulwesen.info/inhalte/hsw-6-2006.pdf> . (last check 2018-01-08)

Larsen, M. S.; Kornbeck, K. P.; Kristensen, R. M.; Larsen, M. R.; Sommersel, H. B.: Dropout phenomena at universities. What is dropout? Why does dropout occur? What can be done by the universities to prevent or reduce it? In: a systematic review. Clearinghouse - research series, 2013:15. Danish Clearinghouse for Educational Research, Copenhagen, 2013.

Lewin, D.; Lischka, I.: Passfähigkeit beim Hochschulzugang als Voraussetzung für Qualität und Effizienz von Hochschulbildung. Arbeitsbericht 6'04. HoF Wittenberg - Institut für Hochschulforschung an der Martin-Luther-Universität Halle-Wittenberg, Wittenberg, 2004. <http://www.hof.uni-halle.de/publikation/passfaehigkeit-beim-hochschulzugang-als-voraussetzung-fuer-qualitaet-und-effizienz-von-hochschulbildung/> (last check 2018-01-08)

Metzger, C.; Hinkelmann, M.; Lüssem, J.; Maucher, J.; Rieck, A.; Seidl, T.: Softwaregestützte Analyse von Studienverläufen – neue Grundlagen für Studienberatung, Qualitäts- und Lehrentwicklung. In: Nistor, N.; Schirlitz, S. (Hrsg.): Digitale Medien und Interdisziplinarität: Herausforderungen, Erfahrungen, Perspektiven, pp. 303–305. Waxmann Verlag GmbH, Münster, 2015.

Nagengast, V.; Hommel, M.; Löffler, A.: Studieneingangsphase an der Hochschule Aalen – fachlich fördern und Defizite analysieren. In: Zentrum für Hochschuldidaktik (DiZ) (Hrsg.), HDMINT.MINTTENDRIN Lehre erleben. Tagungsband zum 1. HDMINT Symposium 2013. Nürnberg, 7./8.11.2013, 2013, pp. 200–208.

Nagengast, V.; Hommel, M.; Maier, U.; Egetenmeier, A.; Löffler, A.: Studieneingangsphase an der Hochschule Aalen – Entwicklungen und Erfahrungen. In: Zentrum für Hochschuldidaktik (DiZ) (Hrsg.): Tagungsband zum 3. Symposium zur Hochschullehre in den MINT-Fächern. 25./26. September 2017, 2017, TH Nürnberg, pp. 129–135.

Popp, H.; Beer, R.: Evaluation virtueller Mathematik-Kurse – Lernszenarienvergleich und Learning Analytics. In: Pauschenwein, J. (Hrsg.): Evaluierung offener Lernszenarien. Tagungsband zum 13. E-Learning-Tag der FH JOANNEUM am 17.9.2014, pp. 98–108. FH Joanneum, Graz, 2014.

Reinmann, G.: Heterogenität und forschendes Lernen: Hochschuldidaktische Möglichkeiten und Grenzen. In: Gestaltungsraum Hochschullehre. Potenziale nicht-traditionell Studierender nutzen, pp. 121–137. Budrich UniPress Ltd., Opladen, 2015. urn://nbn:de:0111-pedocs-114380 (last check 2018-01-08)

Richardson, M.; Abraham, C.; & Bond, R.: Psychological correlates of university students' academic performance: a systematic review and meta-analysis. In: *Psychological Bulletin*, 138 (2), 2012, pp. 353–387. doi:10.1037/a0026838

Robbins, S. B.; Lauver, K.; Le, H.; Davis, D.; Langley, R.; Carlstrom, A.: Do psychosocial and study skill factors predict college outcomes? A meta-analysis. In: *Psychological Bulletin*, 130 (2), 2004, pp. 261–288. <http://www.mrmont.com/teachers/self-Predictorsofsuccess2.pdf> . (last check 2018-01-08)

Romero, C.; Ventura, S.: Data mining in education. In: *Wiley Interdisciplinary Reviews: Data Mining and Knowledge Discovery*, 3 (1), 2013, pp. 12–27. doi:10.1002/widm.1075

Schneider, M.; Preckel, F.: Variables Associated With Achievement in Higher Education: A Systematic Review of Meta-Analyses. In: *Psychological Bulletin*, 143 (6), 2017, pp. 565-600. doi:10.1037/bul0000098

Siemens, G.; Baker, R. S. J.: Learning Analytics and Educational Data Mining: Towards Communication and Collaboration. In: *Proceedings of the 2nd international conference on learning analytics and knowledge*, 2012. pp. 252–254. <http://www.columbia.edu/~rsb2162/LAKs%20reformatting%20v2.pdf> . (last check 2018-01-08)

Tinto, V.: Limits of Theory and Practice in Student Attrition. In: *The Journal of Higher Education*, 6 (53), 1982, pp. 687–700. <http://www.jstor.org/stable/1981525%20> . (last check 2018-01-08)

Trapmann, S.; Hell, B.; Weigand, S.; Schuler, H.: Die Validität von Schulnoten zur Vorhersage des Studienerfolgs - eine Metaanalyse. In: *Zeitschrift für Pädagogische Psychologie*, 21 (1), 2007, pp. 11–27. doi:10.1024/1010-0652.21.1.11

Wenzel, M.: Psychologische Grundlagen für die Allokation von Studieninteressenten an wissenschaftlichen Hochschulen. Dissertation, Ruhr-Universität Bochum. Bochum, 2007. <http://www-brs.ub.ruhr-uni-bochum.de/netahtml/HSS/Diss/WenzelMeike/diss.pdf> . (last check 2017-01-08)

Wild, E.; Möller, J.: *Pädagogische Psychologie*. Springer-Verlag, Berlin, Heidelberg, 2007.

Wolter, C, S.; Diem, Andrea; Messer, Dolores: Studienabbrüche an Schweizer Universitäten. SKBF Staff Paper 11, 2013. https://www.pedocs.de/volltexte/2014/8697/pdf/Diem_Wolter_Messer_2013_Studienabbrueche_an_Schweizer_Universtitaeten.pdf (last check 2018-01-08)

[1] Aus Gründen der besseren Lesbarkeit wird auf die gleichzeitige Verwendung männlicher und weiblicher Sprachformen verzichtet. Sämtliche Personenbezeichnungen im Text gelten gleichwohl für beide Geschlechter.

[2] Beispielsweise im deutschsprachigen Raum wird dies mit der Hochschulzugangsberechtigungsnote oder im anglo-amerikanischen Ausland mit dem sogenannten High school GPA (grade point average) ggf. kombiniert mit dem Ergebnis aus einem allgemein anerkannten Eignungstest wie z.B. SAT (Scholastic Assessment Test) beziffert.

[3] Mit den Effektgrößen (oder Effektstärken) wird eine statistische Kennziffer bezeichnet, welche insbesondere in der empirischen (Sozial-)Forschung genutzt wird. Dadurch lassen sich z.B. die Wirkung von Maßnahmen untersuchen und relevante Ergebnisse finden. Näheres hierzu in Bortz und Döring (2006).

[4] Das Projekt AkaMikon wird aus Mitteln des Bundesministeriums für Bildung und Forschung (BMBF) unter dem Förderkennzeichen 01PL16015 im Rahmen des „Gemeinsamen Bund-Länder-Programms für bessere Studienbedingungen und mehr Qualität in der Lehre“ (<http://www.qualitaetspakt.lehre.de>) gefördert. Die Verantwortung für den Inhalt dieser Veröffentlichung liegt beim Autor.