



UNIVERSITÄT ROSTOCK / INSTITUT FÜR INFORMATIK / PRAKTISCHE INFORMATIK

KONTEXTGESTÜTZTE BEOBACHTUNG UND ANALYSE VON LEHR- UND LERNAKTIVITÄT

VOM KONZEPT ZUR ERZÄHLUNG UND VON DER ERZÄHLUNG ZUM KONZEPT

Dissertation

ZUR ERLANGUNG DES GRADES
DOKTOR-INGENIEUR (DR.-ING.)
AM INSTITUT FÜR INFORMATIK
DER FAKULTÄT FÜR INFORMATIK UND ELEKTROTECHNIK
DER UNIVERSITÄT ROSTOCK

Vorgelegt von

ROBIN NICOLAY
AUS ROSTOCK

ROSTOCK, 2022

Gutachter:

PROF. DR. ALKE MARTENS, UNIVERSITÄT ROSTOCK, INSTITUT FÜR INFORMATIK
PROF. DR. SABINE GRAF, ATHABASCA UNIVERSITY, SCHOOL OF COMPUTING
AND INFORMATION SYSTEMS

Jahr der Einreichung: 2022

Jahr der Verteidigung: 2023

Zusammenfassung

Digitalisierung im Kontext der Bildung ist einer der Megatrends. Im Groben lassen sich die Ansätze dieser Digitalisierung in Lernerunterstützung, digitales Lernen und Lernerassessments unterscheiden. Insbesondere die Lernerunterstützung endet häufig bei E-Learning Angeboten als Ergänzung zu klassischen Lehrformen. Für viele tradierte Unterrichtsformen bleibt die Frage ungeklärt, wie eine digitale Unterstützung umgesetzt werden kann. Klassisches Vermittlungsformat an Hochschulen ist die Vorlesung. Das Hauptproblem in Vorlesungen besteht in der kommunikativen Distanz zwischen Dozent und Lernenden. Zur Überbrückung dieser Distanz existieren zwei Hauptrichtungen: informatisch-technisch orientierte Mittel zur Kommunikationserhöhung wie Classroom Response Systeme und informatisch-psychologisch orientierte Versuche der Analyse des Lernprozesses und mentaler Modelle inklusive Feedback für Lehr- und Lernende.

Mit dieser zweiten Richtung, der Analyse des Lernenden im Verarbeitungsprozess von Informationen zur Ableitung mentaler Lernermodelle und der Analyse des dem Lernprozess zugrunde liegenden Ausgangsmaterials beschäftigt sich die vorliegende Doktorarbeit.

Im Verlauf dieser Arbeit werden Methoden und Werkzeuge zur Beobachtung von Lernaktivitäten Studierender und zur Analyse des mit dem Lernprozess verbundenen Ausgangsmaterials entwickelt. Durch eine Integration von Generativen Lerntheorien, individuellem Wissensmanagement sowie informatischen Methoden zur Verarbeitung der natürlichen Sprache wird eine Brücke zwischen didaktischen Grundlagen und mathematischen Modellen für den Einsatz digitaler Systeme in Lehr-Lernszenarien geschlagen.

Die mit dieser Arbeit vorliegenden Modelle dienen sowohl der Entwicklung von Methoden und Werkzeugen zur Beobachtung generativer Lernprozesse Studierender als auch der Entwicklung von Methoden und Werkzeugen zur strukturellen Analyse natürlichsprachlicher Lehrmaterialien unter Anwendung von Verfahren des Topic Modelling. Die Zusammenführung der Ergebnisse beider Methoden in Topic-Map-Modellen und verschiedene vorgestellte Metriken bilden einen Schritt in Richtung Vergleichbarkeit assoziierter Informationsstrukturen im Lernprozess und dem des Lehrprozess zugrundeliegenden Informationsaufbaus.

Mehrere Evaluationen der im Rahmen dieser Arbeit entwickelten Methoden und ihrer Prototypen belegen eine erfolgreiche metadatenfreie Inferenz von Informationsstrukturen aus unannotierten natürlichsprachlichen Lehrmedien. Die Auswertung des praktischen Einsatzes der entstandenen Software belegt zudem den Bedarf, auch lerntheoretisch oder lernpsychologische Untersuchungen von der Arbeit mit Lehrmaterialien durchzuführen. Durch das nun vorliegende Analysewerkzeuge ist eine derartige Untersuchung für Wissenschaftler aus pädagogischen oder psychologischen Forschungsrichtungen möglich.

Abstract

Digitization in the context of education is one of the megatrends. Roughly speaking, the approaches to digitization can be divided into learner support, digital learning and learner assessments. In particular, learner support often ends with e-learning offers as a supplement to classic forms of teaching. For many traditional forms of teaching, the question of how digital support can be implemented remains unanswered. The classic teaching format at universities is the lecture. The main problem in lectures is the communicative distance between lecturer and student. There are two main directions to bridge this distance: IT-technical oriented means to increase communication such as classroom response systems and IT-psychological oriented attempts to analyze the learning process and mental models including feedback for teachers and learners.

The present doctoral thesis deals with this second direction, the analysis of the learner in the processing of information for the derivation of mental learner models and the analysis of the teaching material on which the learning process is based.

In the course of this work, methods and tools for observing the learning activities of students and for analyzing the associated source material are developed. By integrating generative learning theories, individual knowledge management and IT methods for processing natural language, a bridge is built between didactic foundations and mathematical models for the use of digital systems in teaching and learning scenarios.

The models presented in this work serve both the development of methods and tools for the observation of generative learning processes of students and the development of methods and tools for the structural analysis of natural language teaching materials using methods of the topic modelling. The merging of the results of both methods in topic map models and various presented metrics form a step towards the comparability of associated information structures in the learning process and the information structure underlying the teaching process.

Several evaluations prove a successful metadata-free inference of information structures from unannotated natural language teaching media. The evaluation of the practical use of the resulting software also proves the need to carry out learning-theoretical or learning-psychological investigations of the work with teaching materials. With the analysis tools now available, such an investigation is possible for scientists from pedagogical or psychological research directions.

INHALTSVERZEICHNIS

1	Einleitung	1
1.1	Forschungsthese und Struktur der Arbeit	5
2	Trends im Bereich digitaler Lehrmethoden	8
2.1	Ebene 1 und 2: Leistungsmessung und Management	8
2.2	Ebene 3: Beobachtung des Studenten und Learning Analytics	12
2.3	Zusammenfassung	18
3	Grundlagen dieser Arbeit	20
3.1	Lerntheorien und kognitive Konzepte	21
3.1.1	Wissen und Wissensarten	21
3.1.2	Aktive Wissensverarbeitung und Ebenen des Verständnisses	24
3.1.3	Die generative Verarbeitung von Informationen	28
3.2	Digitale Modelle zur Abbildung von Lern- und Lehrprozessen	32
3.2.1	Modelle zur Abbildung kognitiver Prozesse	33
3.2.2	Modelle zur Abbildung von Wissenszuständen	36
3.3	Verfahren zur Analyse Natürlicher Sprachen	45
3.3.1	Die maschinelle Verarbeitung natürlicher Sprachlicher Medien	46
3.3.2	Quantitative wörterbuchbasierte Ansätze	47
3.3.3	Topic Modeling und Latent Dirichlet Allocation	48
3.3.4	Relevante Parameter einer Latent Dirichlet Allocation	52
3.3.5	Algorithmen der Latent Dirichlet Allocation	56
3.3.6	Correlated Topic Models	62
3.3.7	Structural Topic Model	65
3.4	Zusammenfassung	69
4	Von Lerntheorien zu Formalismen für digitale Systeme	71
4.1	Ein Modell über die Struktur des Wissens	71
4.1.1	Daten, Informationen und Relationen	71
4.1.2	Wissen und symbolorientierte Wissensnetze	73
4.1.3	Abgrenzung zu konnektionistischen Modellen	74
4.2	Wissensverarbeitende Prozesse in Vorlesungen	76
4.2.1	Lehren - Vom Konzept zur Erzählung	76
4.2.2	Lernen - Von der Erzählung zum Konzept	78
4.3	Zusammenfassung	80

5	Digital gestütztes Lernen – Von der Erzählung zum Konzept	81
5.1	Zur Beobachtung der Rekonstruktion von Wissen	83
5.1.1	Beobachtungsgegenstand und Merkmalsstruktur	83
5.1.2	Annahmen und Anforderungen im Generativen Lernen	84
5.2	Konzeption einer Interaktionsschnittstelle für Vorlesungen	86
5.2.1	Anforderungen an eine Interaktion mit Vorlesungsinhalten	86
5.2.2	Konzeption und prototypische Umsetzung	88
5.2.3	Konzeptionen zum digitalen Coding in Vorlesungen	89
5.2.4	Konzeptionen zum Präsentieren und Teilen von Lehrmedien	94
5.3	Die Prototypen Scarlett-Presentation und -Audience	96
5.3.1	Aufbau der Clients und Übertragung von Medien	97
5.3.2	Technische Umsetzung ausgewählter Methoden des Codings	98
5.4	Abbildung beobachteter Interaktionen in das Lernermodell	100
5.4.1	Verarbeitungsprozesse in Vorlesungen	100
5.4.2	Übertragung empfangener Stimuli in das Lernermodell	102
5.5	Zusammenfassung	105
6	Digital gestütztes Lehren – Vom Konzept zur Erzählung	107
6.1	Synthese von Wissensmodellen aus digitalen Lehrmedien	109
6.2	Inferenz semantischer Themen	112
6.2.1	Inferenz von Themen mit Latent Dirichlet Allocation	113
6.2.2	Inferenz von Themen mit Structural Topic Modeling	122
6.2.3	Festlegung der geeigneten Anzahl von Themen	123
6.3	Inferenz semantischer Relationen	125
6.3.1	Kontexte inferierter Themen	126
6.3.2	Kontexte relevanter Fachtermini	130
6.3.3	Kontexte zwischen Lehrmedien	134
6.4	Metainformationen im Topic Modeling	135
6.4.1	Layoutbasiertes Wichten von Informationen	137
6.4.2	Die zeitliche Evolution von Themenstrukturen	139
6.5	Die Verbindung von der semantischer Inferenz und kognitiven Modellen .	141
6.6	Eine Verknüpfung von Dozenten- und Studentenmodell	143
6.6.1	Abstandsmaße für inferierte und annotierte Themen	144
6.6.2	Die kovariante Integration studentischer Bedürfnisse	147
6.7	Zusammenfassung	150
7	Evaluation	152
7.1	Topic Maps und intuitive studentische mentale Modelle	152
7.2	Die Beobachtung von Lernprozessen	155
7.2.1	Sinnerfassendes hören. Vom Lesen zum Vorlesen	156

7.2.2	Die digitale Vorlesung. Ein Anstieg von Passivität	158
7.3	Die Inferenz semantischer Strukturen in Lehrmaterialien	159
7.3.1	Die semantischen Plausibilität einer Inferenz	159
7.3.2	Semantische Strukturen eines Mathesemesters	162
7.4	Zusammenfassung	168
8	Zusammenfassung und Ausblick	169
8.1	Zusammenfassung	169
8.2	Ausblick	171

ABBILDUNGSVERZEICHNIS

1	Entwicklungsschleife personalisierten Feedbacks [Siemens, 2020]	5
2	Verständnisebenen nach [Biggs and Tang, 2011]	27
3	Vergleich von Deep- und Surfacelearnern nach [Biggs and Tang, 2011] . .	28
4	Hauptkomponenten des SOI Modells [Fiorella and Mayer, 2016]	31
5	Informatik und Psychologie kognitiver Systeme [Schmid and Siebers, 2013]	34
6	Grundbausteine der Business Process Model and Notation	35
7	Grundbausteine der Business Process Model and Notation	36
8	Abbildung von Mind-Maps	38
9	Abbildung von Concept-Maps	39
10	Abbildung von Topic Maps	40
11	Lerndiagramm nach [Oliveira, 2020]	42
12	Knowledge Tracing Transitionen nach [Yudelson et al., 2013]	43
13	Knowledge Tracing nach [Zachary A. Pardos and Neil T. Heffernan, 2010]	44
14	Vergleich von Textklassifizierungsansätzen nach [Quinn et al., 2010]	49
15	Generativer Prozess und Wahrscheinlichkeitsverteilungen nach [Blei, 2012]	51
16	Fitting von Topic Models in STM nach [Bail, 2018]	55
17	Plate Notation zur Darstellung abhängiger Verteilungen	57
18	Abhängigkeiten in LDA nach [Blei et al., 2003]	57
19	Abbildung der Kullback-Leibler-Divergenz	59
20	Abhängigkeiten in CTM nach [Blei and Lafferty, 2007]	63
21	Held-Out Log von CTM und LDA nach [Blei and Lafferty, 2007]	64
22	Menschliche Interpretation von CTM und LDA nach [Chang et al., 2009]	65
23	Themenprävalenz in STM [Roberts, 2017]	66
24	Abhängigkeiten in STM nach [Roberts et al., 2016]	67
25	Abbildung einer gewichteten Topic Map	75
26	BPMN zum Prozess der Generierung von Vorlesungen	77
27	BPMN zur Übertragung von Stimuli an Lernende	78
28	BPMN zum Prozess des Generativen Lernprozesses	79
29	Verarbeitung multimedialer Präsentationen nach [Mayer, 2005, S. 37] . . .	85
30	Prototyp eines Präsentations-Clients für Lehrende	89
31	Prototyp eines Interaktions-Clients für Lernende	90
32	Prototyp Struktur und Aufbau	96
33	Interaktionen im Client für Lernende	98
34	Coding-Strategien zur Organisation im Interaktions-Client	101
35	Coding-Strategien zur Assoziation im Interaktions-Client	102
36	Einbindung beobachteten Codings in Topic Map	103
37	Parameter und Datenbasis für die LDA-Inferenz	112

TABELLENVERZEICHNIS

38	Themenverlauf über die Beispielvorlesung aus Sicht des Dozenten.	113
39	Inferierte Themen pro Vorlesungsfolie	115
40	Topic Map inferierter Themen einer Beispielvorlesung.	116
41	Themenverlauf einer Beispielvorlesung im Prototyp	117
42	STM inferierte Themen einer Beispielvorlesung	123
43	STM inferierte Prävalenzen einer Beispielvorlesung	124
44	Fittingparameter zur Bestimmung von Themenanzahlen	125
45	Vorhersagen von Thementransitionen nach [WATANABE et al., 2018] . .	128
46	Assoziationen inferierter Themen einer Beispielvorlesung.	129
47	Abbildung eines synthetisierten mentalen Modells	132
48	Abbildung von Begriffsrelationen in Force-Directed Graphs	133
49	Chord-Diagramme zur Abbildung von Relationen zwischen Lehrinhalten .	135
50	Inter-Cluster-Distanzen inferierter Themen nach [Grabinsky, 2016] . . .	138
51	Visualisierung DTM an Beispielvorlesungen	140
52	LDA Modell in Topic Map	142
53	Abhängigkeit studentischer Bedürfnisse und inferierter Themen	148
54	Beispiele intuitiver, studentischer mentaler Modelle	154
55	Beispiel eines studentischen Modells zur Visualisierung von Wissen	155
56	Evaluationsergebnisse zur Nutzung des Prototyps	159
57	Evaluation zu Themenverläufen und Medienrelationen	161
58	Struktur einer Vorlesung anhand von Überschriften	163
59	Bestimmung von Themenanzahl durch Modelfitting.	164
60	Bestimmung von Themenanzahl durch JSD	165
61	Übereinstimmung inferierter und annotierter Vorlesungsabschnitte	166
62	Übereinstimmung inferierter Themen und relevanter Begriffe	167
63	Inferenz von Skills und Skill-Interaktionen im Rahmen Knowledge-Tracing	172

TABELLENVERZEICHNIS

1	Wort-Themen-Verteilung β einer Beispielvorlesung	116
2	Top 5 Wortstämme inferierter Themen	116
3	Top 5 Wortstämme inferierter Themen bei variierenden Parametern .	121
4	Top 5 Wortstämme inferierter Themen bei zufälliger Dokumentfolge . . .	160
5	Evaluationsergebnis zu häufigsten Begriffen inferierter Themen	164
6	Evaluationsergebnis zu Assoziationen zwischen inferierten Themen	167

1 EINLEITUNG

John Biggs beschreibt in [Biggs, 1999, S. 59f] die akademische Lehre nicht nur als Mittel zur Vermittlung deklarativer Wissensseinheiten, sondern mehr noch als Weg der konzeptuellen Veränderung der Wahrnehmung der Welt durch den Lernenden. Entscheidend für eine konzeptuelle Änderung der Wahrnehmung ist weniger die Menge vermittelten und abrufbaren Wissens, sondern vielmehr die Fähigkeit des Studierenden, gelerntes Wissen zu strukturieren und zu nutzen. Laut Biggs geht dieser Ansatz des “Deep Approach on Learning” über das “Surface”-lernende Merken und Markieren relevanter Inhalte hinaus. Die Aufgabe der akademischen Lehre liegt in der Unterstützung der explorativen Ansammlung und Strukturierung von Wissen zur Bildung wissenschaftlicher Kontexte.

Laut [Pepper, 2002] wurde gesagt: “A book without an index is like a country without a map”. Die Welt ist ein Ort voller neuer Erfahrungen und hilfreicher Informationen. Jedoch, so wie jemand ohne Karte im Gemenge einer fremden Stadt die großen Sehenswürdigkeiten verfehlt, finden Lernende im stetig wachsenden Angebot verschiedenster Informationsquellen nur mit geeigneten Orientierungshilfen relevante Inhalte.

Reichweite, Komplexität und Quantität verfügbarer Lehrinformationen befinden sich in einem stetigen Wachstum. Dennoch offenbaren Untersuchungen an Studierenden, die selbstständig in reichhaltigen Informationsumgebungen lernen, eine starke Fragmentierung verarbeiteter Informationen und eine mangelhafte semantische Kohärenz aufgenommenen Wissens. Ein Beispiel dieses Mangels bezüglich Anwendbarkeit gelerntes Wissens zeigt ein 2013 von Prof. Philip M. Sadler der Harvard University durchgeführter Versuch. In diesem Versuch hatten Absolventen des Massachusetts Institute of Technology (MIT) große Schwierigkeiten eine Glühfadenlampe mit Hilfe einer Batterie und einem Kabel zum Leuchten zu bringen. Diese Erhöhung der Fragmentierung und Abnahme semantischer Kohärenz ist nicht zuletzt die Konsequenz einer verringerten Rückmeldung des Lernerfolgs an Lehrende. Diese verringerte Rückmeldung, bedingt durch eine zunehmend selbstbestimmte Arbeit Lernender in digitalen Plattformen, ist das Resultat einer einhergehenden Erhöhung der Distanz zwischen Dozent und Student.

George Siemens fasst in seinem Keynote-Vortrag [Siemens, 2020] die Entwicklungsstufen von E-Learning Systemen zusammen. In den frühesten Systemen bis 1995, vor der Verbreitung des Internets, wurden Lehrinhalte auf Datenträgern verteilt. Mit ihnen waren Lernende ganz auf sich allein gestellt. Das Feedback war nicht sehr anspruchsvoll und reagierte auf behavioristischem Niveau. Mit Verbreitung des Internets wurden erste Webangebote mit Schwerpunkt auf dem Management von Lehrplänen und Kursinhalten veröffentlicht. Zu dieser Zeit waren die Online-Lernumgebungen WebCT, Blackboard und Moodle die drei am häufigsten verwendeten Systeme in den USA. Der Einzug des Web 2.0 erweiterte die Nutzung des Internets um die Interaktion mit Inhalten. Formate wie Blogs, Wikis oder auch Umgebungen wie SecondLife verliehen Nutzern eine

eigene Stimme und ermöglichten offene Plattformen für die Sammlung von Wissen, soziale Dynamiken im Lernprozess und eine Verschiebung der Kontrolle des Lernprozesses vom Dozenten zum Studierenden. Der Ausbau der Internetinfrastruktur im Bereich von WLAN und 4G, sowie die Verbreitung leistungsstarker mobiler Geräte verbesserte die mediale Qualität von Lernmaterialien und unterstützte den Einsatz neuer Lehransätze wie Gamebased-Learning und virtueller Simulatoren. Der Hauptteil heutiger produktiv verwendeter Systeme in Hochschulen stammt aus dem Bereich von Web 2.0 und unterstützt Lehrende und Lernende bei der Verwaltung von Lehrveranstaltungen und Lehrressourcen. Während die Entwicklung von Verwaltungs- und Managementsystemen ein für die Informatik erprobtes Gebiet darstellt, hat der Einsatz digitaler Medien und Umgebungen nicht unmittelbar zur gewünschten Revolution im pädagogischen Lernprozess geführt [Salomon, 2002]. Ein Ungleichgewicht zwischen dem schnellen Zuwachs von Qualität, Komplexität und Menge verfügbarer Informationen und der Einbindung zur Verfügung stehender Werkzeuge zur Rückmeldung von Lern- und Lehrerfolg reduzieren den lenkenden Einfluss zwischen Dozent und Student.

Zur einer auf studentischen Aktivitäten und Bedürfnisse basierenden Justierung der Lehraktivitäten im Verlauf eines Curriculums ist ein zeitnahe und umfangreiches Feedback von Lern- und Lehrerfolg unerlässlich. Im Bereich der akademischen Lehre gibt es viele Diskussionen über die Qualität der Rückkopplung von Lern- und Lehrerfolg an Dozenten und Studierende. Ein Beispiel ist die weit verbreitete Nutzung von Evaluationsbögen am Ende eines Semesters zur Sicherung der Lehrqualität. Die Resultate der von Lernenden ausgefüllten Evaluationsbögen sind selten objektiv bewertbar. Sie sind beeinflusst durch Ansichten zur Sympathie für die Lehrkraft, sowie durch Stimmungen, ausgelöst durch Thema und individuellem Verständnis des Lehrstoffs. Darüber hinaus sind didaktische Strategien eines Dozenten für Studierende nicht notwendigerweise kompetent erkenn- und bewertbar. Evaluationsbögen am Ende des Semesters richten den Fokus auf die Qualität der Lehre. John Biggs beschreibt diese Stufe der Lehre in [Biggs, 1999, 62] als administrative Perspektive. In dieser wird die Qualität der Lehre direkt in Relation zur Kompetenz des Lehrenden gesetzt.

Als zielführender sieht Biggs die Lehre in der Rolle des unterstützenden Werkzeugs im Lernprozess. Nach ihr sollen passende Lernaktivitäten der Studierenden identifiziert und unterstützt werden. Hierzu ist es notwendig, Einblicke in das Verständnis und die Prozesse des Lernenden zu erhalten. Zur Steigerung der Rückmeldung von Lehr- und Lernerfolg und bedarfsgerechten Lenkung Studierender im umfangreichen, dynamischen Informationsraum ist demnach die Entwicklung produktiv einsetzbarer, personalisierter, adaptiver Lernumgebungen notwendig. Kernaufgaben dieser Systeme sind flexible Verfahren zur Unterstützung selbstbestimmter Lerner bei der Erfassung und Analyse von Lernaktivitäten und Fortschritten, sowie Algorithmen zur Anpassung persönlicher Lernprozesse.

Die Forschung im Bereich der Beobachtung und Analyse von Lernaktivitäten muss sich nicht-trivialen Herausforderungen stellen. George Siemens hebt die folgenden Herausforderungen in seinem Vortrag [Siemens, 2020] hervor.

- Die Lehre findet in komplexen Umgebungen statt, in denen der Lernende die Kontrolle übernimmt.
- Die Problemstellung ist im Bereich der sozialen Forschung verankert und kann damit nur bedingt auf harte Methoden, präzise statistische Auswertungen, saubere Wiederholbarkeit oder Replikation von Ergebnissen zurückgreifen [Ioannidis, 2005].
- Die Forschung findet unter vagen Bedingungen mit schwer messbaren Abhängigkeiten zwischen Variablen statt, welche außerhalb der Toleranzgrenzen eines üblichen naturwissenschaftlichen, mathematischen, Vorgehens liegen [Berliner, 2002].
- Aufgezeichnete Daten liegen häufig getrennt von ihrem Kontext vor. Resultate wie Lernerfolg, kognitive Veränderungen im Lerner und konkrete Lernaktivitäten sind daher kaum explizit und transparent erfassbar.

Es besteht Bedarf an Methoden zur Verbesserung der Zielorientierung Lernender ausgehend von etablierten sozialen Erkenntnissen. Notwendig hierfür ist eine detaillierte Bestimmung von Lernerfolg im Zusammenhang mit verbundenen Lehrinhalten. Dies umfasst sowohl die Notwendigkeit zur Erweiterung der Beobachtung und Analyse von Lernprozessen als auch die Verbindung dieser Beobachtungen mit dem Kontext jeweiliger Lehrinformationen und -ziele. Die Entwicklung generischer Methoden zur Analyse von Lernprozessen sowie die Inferenz eines semantischen Kontexts zur Beschreibung aufgezeichneter Beobachtungen bilden den Schwerpunkt dieser Arbeit.

Sie ist somit in zwei Schwerpunkte unterteilt: Zum einen eine lerntheoriengestützte Entwicklung eines Instruments zur Analyse der Verarbeitung von Lehrinformationen durch Lernende anhand der Beobachtungen von Interaktionen zwischen Rezipient und Lehrstoff. Zum anderen die Analyse des durch die Transformation des Wissens eines Dozenten in eine Sequenz von Informationen entstandenen Ausgangsmaterials mit dem Ziel der Inferenz eines zugrundeliegenden Expertenmodells.

Der erste Schwerpunkte untersucht Methoden zur Analyse von Lernprozessen anhand von Beobachtungen Studierender bei der Verarbeitung von Lehrinhalten. Im Lernprozess werden Abfolgen empfangener Informationen in komplexe wissenschaftliche Konzepte überführt. Die auftretenden Prozesse sind im Rahmen sozialwissenschaftlicher Untersuchungen umfangreich erforscht. Ein Beispiel hierfür ist die Theorie der Strukturgenese von Jean Piaget [Piaget, 1975], die den Lernprozess auf die Assimilation einzelner Informationen einer Erzählung in ein verknüpftes Konzept zurückführt. Ausgehend von diesen und weiteren Theorien ist eine Weiterentwicklung konventioneller Learning Analytics-Ansätze hin zur Beobachtung und Analyse kognitiver Prozesse notwendig. Für eine sol-

che Weiterentwicklung ist die Entwicklung einer Brücke zwischen sozialwissenschaftlich etablierten Theorien und Interaktionen Lernender an digitalen Medien ausschlaggebend. Bislang fehlt es an Formalisierungen zu Prozessen geeigneter Lerntheorien und kompatiblen Modellen zur Abbildung kognitiver Wissenszustände. Es fehlt an Instrumenten zur Beobachtung und Analyse kognitiver Prozesse am Lehrstoff. Dies betrifft sowohl den Bereich geeigneter Paradigmen zur Abbildung von Interaktionen am Lehrstoff auf bestehende lerntheoretische Ansätze, als auch die Abbildung von Beobachtungen distinktiver Assoziationsvorgänge auf mentale Modelle. Das Ziel des ersten Teilbereichs dieser Arbeit besteht darin, etablierte Lerntheorien zu identifizieren, zu formalisieren und in geeignete digitale Werkzeuge zur Beobachtung und Analyse von Lernprozessen zu überführen.

Der zweite Schwerpunkt untersucht die Sequenzierung von Wissen durch den Dozenten im Rahmen der Vorbereitung von Lehrveranstaltungen. Komplexe wissenschaftliche Konzepte werden in eine Abfolge in Wort und Bild übertragbarer Informationen überführt. Zur Beobachtung des dem Lern- und Lehrerfolg zugrunde liegenden Ausgangsmaterials wird in dieser Arbeit die sequenzierte Folge von Informationen zurück in einen semantischen Kontext überführt. Es wird untersucht, ob unter Verwendung verschiedener Verfahren des Natural Language Processings semantischen Informationstrukturen aus nicht annotierten Sequenzen von Lehrmedien inferiert werden können. Diese Inferenz bildet eine erste Annäherung an ein dem Lehrmaterial zugrunde liegenden Expertenmodell. Textuelle Lehrinhalte werden mit Hilfe dieses Modells auf distinktive Assoziationspunkte und ihre Relationen zueinander untersucht. Die Herausforderung hierbei liegt in der semantischen Hervorhebung relevanter Bereiche und Zusammenhänge anhand des Inhalts eines nicht annotierten Ausgangsmaterials. Das Ziel des zweiten Teilbereichs ist die Inferenz des dem Lehrstoff zugrundeliegenden semantischen Kontexts um Beobachtungen am Lernenden mit jeweiligen Lehrthemen und -zielen zu verbinden.

Während die Ergebnisse dieser Arbeit auf verschiedene Lehr- und Lernszenarien übertragbar sind, dient das Instrument der Vorlesung an Hochschulen als Ausgangspunkt und als Beispiel zur Beschreibung und Erprobung entwickelter Methoden. Vorlesungen besitzen eine lange Historie und sind nach wie vor intensiv zur Vermittlung von Wissen im akademischen Umfeld im Einsatz. Eine Vorlesung besteht im Allgemeinen aus einem Dozenten zur narrativen Übermittlung akademischen Wissens im Rahmen eines wissenschaftlichen Kontextes und einer heterogenen Gruppe informationsverarbeitender Studierende. Für die Wahl des Szenarios spricht aus zielorientierter Sicht eine deutliche Trennung von Informationsübertragung und -Verarbeitung. Die Informationsübertragung vom Dozenten zu Studierenden besitzt eine klar messbare Reihenfolge. Narrative Inhalte lassen sich gut in einzelne Informationseinheiten zerlegen. Die Rezeption von Informationen durch den Studierenden laufen hierbei relativ synchron bei einer heterogenen Menge von Teilnehmern ab. In Vorlesungen mit hohen Teilnehmerzahlen nehmen Zuschauer aufgrund erschwelter Interaktionsbedingungen häufiger die Rolle ei-

nes passiven Empfängers von Informationen ein. Hinzu kommen Einschränkungen bei der Formulierung von Fragen und Problemen an den Dozenten. Im Instrument der Vorlesung sind sowohl die Erkennung als auch die Betreuung individueller Konflikte für einen Dozenten herausfordernde Tätigkeiten.

1.1 FORSCHUNGSTHESEN UND STRUKTUR DER ARBEIT

In einem Beispiel zur Entwicklung personalisierter Interventionen im Rahmen des Learning Analytics beschreibt [Siemens, 2020] die in Abbildung 1 gezeigten Schritte zur Erfassung von Daten, zur Analyse von Inhalten und zur Aufbereitung und Rückmeldung an Dozenten und Studierende. Nach Siemens erfordern diese Schritte sowohl den Einsatz von Maschinenlernverfahren und Künstlicher Intelligenz als auch Annahmen über die Schnittpunkte zwischen menschlicher Kognition und der Verarbeitung von Wissen. Das folgende Kapitel 2 gibt einen Überblick über aktuell im Einsatz von Hochschulen be-

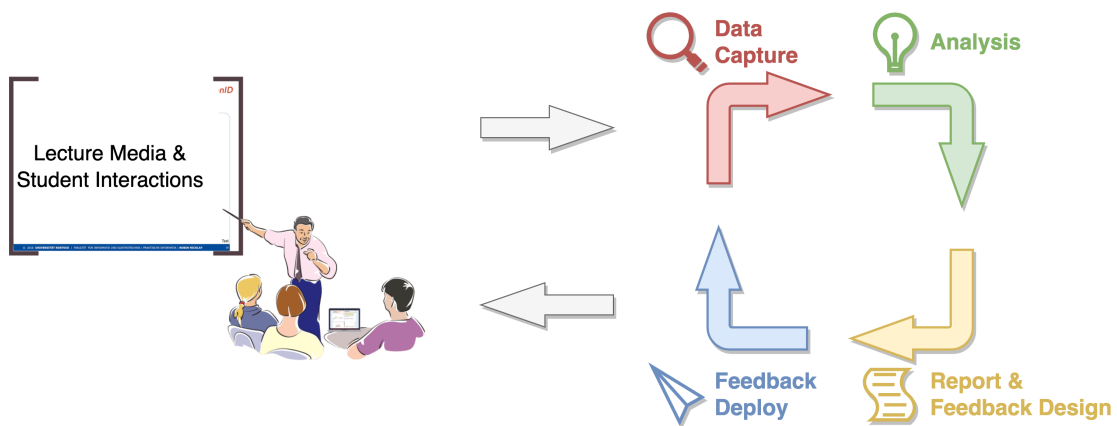


ABBILDUNG 1: SCHLEIFE ZUR ENTWICKLUNG PERSONALISIERTEN FEEDBACKS NACH [SIEMENS, 2020]

findliche Systeme. Kapitel 2 führt eine Analyse aktueller Systeme zur Unterstützung der Lehre und des Lernprozesses durch. Als Resultat wird eine Einordnung dieser Systeme in die durch [Biggs and Tang, 2011] definierten Kompetenzebenen der Lehre vorgestellt. Die Kompetenzebenen der Lehre belegen die Relevanz der Beobachtung von Lernaktivitäten für den Lehrerfolg. Es wird gezeigt, dass aktuelle Systeme die wichtige Rolle der Beobachtung von Lernaktivitäten entsprechend des in Abbildung 1 dargestellten Capturings nicht ausreichend umsetzen. Es werden zwei offene Fragestellungen identifiziert, die die folgenden Ziele der vorliegenden Arbeit motivieren: Zum einen die Umsetzung generischer Mechanismen zur Beobachtung Lernender im Lernprozess, zum anderen die Verbindung und Auswertung aufgezeichneter Beobachtungen im Zusammenspiel mit involvierten Lehrthemen und Zielen. Kapitel 2 befasst sich mit folgenden Thesen:

These 1. Aktuell im Einsatz der Lehre befindliche Systeme bieten keine ausreichende Unterstützung für die Beobachtung und Analyse von Lehr- oder Lernaktivitäten auf heterogenen Lehrinhalten.

These 2. Aktuell im Einsatz der Lehre befindlichen Systemen fehlt es an Beobachtungen von Lernaktivitäten im logischen Zusammenhang mit Lehrthemen und Lehrzielen.

These 3. Es fehlt an prozessorientierten lerntheoretischen Grundlagen bei der Entwicklung von Lehr- und Lernsystemen.

Die für eine *Analyse* notwendigen Grundlagen im Bereich menschlicher Kognition, Lerntheorien, Verfahren zur Wissensrepräsentation und Inferenz mit Hilfe von Maschinenlernverfahren werden in Kapitel 3 erläutert. Im Anschluss an die Vorstellung relevanter Lern- und Lehrtheorien werden die vorgestellte Konzepte zu Wissen, Lehr- und Lernprozessen in Kapitel 4 für die Umsetzung in digitalen Systemen formalisiert und das in dieser Arbeit verwendete Modell zur Abbildung von Wissenszuständen und Zustandsveränderungen eingeführt. Diese Formalisierung bildet die Brücke zwischen den analogen vorab beschriebenen Lehr- und Lerntheorien und den anschließenden digitalen Konzepten und Umsetzungen in Kapitel 5 und Kapitel 6. Kapitel 4 befasst sich mit den Thesen:

These 4. Definitionen über Wissen, Informationen und Daten aus dem Bereich des Wissensmanagements lassen sich für die Implementation in digitale Lehr- und Lernumgebungen formalisieren.

These 5. Es existiert eine für die digitale Beobachtung von Lernaktivitäten geeignete formale Beschreibung eines lerntheoretischen Prozesses zur studentischen Verarbeitung von Lehrinformationen.

These 6. Es existiert eine für die digitale Analyse von Lehrmaterialien geeignete formale Beschreibung eines lehrtheoretischen Prozesses zur Erstellung von Lehrinformationen durch Lehrende.

These 7. Sowohl das Wissensmodell von Studierenden als auch das Expertenwissen von Lehrenden können in einem geeigneten kognitiven Modell abgebildet werden.

Kapitel 5 und 6 beschreiben die nach diesen Prozessen entwickelten Konzepte und Prototypen zur Aufzeichnung von Inhalten und studentischen Verarbeitungsprozessen einer Vorlesung. Kapitel 5 beleuchtet im speziellen die Verarbeitung von Informationen durch Lernende und bildet bei der Konzeption die formalisierten Prozesse auf die im Anschluss entwickelten Werkzeuge zur Beobachtung von Informationsverarbeitungsprozessen ab. Kapitel 5 befasst sich mit folgenden Thesen:

These 8. Lerntheoriebasierte Verarbeitungsprozesse lassen sich anhand von Interaktionen Lernender an digitalen Lehrmedien beobachten.

These 9. Die Beobachtung der Anwendung sogenannter Coding-Strategien bei Lernaktivitäten geben Einblicke in den Prozess der studentischen Assoziation neuer Stimuli.

These 10. Die Beobachtung studentischer Rezeption von Informationen erlauben Einblicke in die studentische Rekonstruktion von Lehrinhalten und eine Synthese mentaler Lernermodelle.

Kapitel 6 beschreibt unter Verwendung der vorab entwickelten Prozesse die Konzeption und Umsetzung des Werkzeugs zur Analyse von Inhalten einer Vorlesung. In diesem Kapitel werden durch die Verwendung von Maschinenlernverfahren Rückschlüsse auf die semantischen Themen und Themenrelationen in Vorlesungen gezogen und erste Ergebnisse vorgestellt. Kapitel 6 befasst sich mit den Thesen:

These 11. Dem Lehrmaterial eines Dozenten liegt ein stark vernetztes Expertenwissen zugrunde.

These 12. Verfahren des Topic Modelings eignen sich als Werkzeug zur Rekonstruktion vernetzter semantischer Wissensstrukturen aus Sequenzen unannotierter Lehrinhalte.

These 13. Die semantische Analyse sequenzierten Lehrmaterials erlaubt Rückschlüsse auf die beinhalteten Themen und Relationen zwischen Themen und somit auf das zugrundeliegende Expertenmodell

Sowohl Kapitel 5 zur Beobachtung studentischer Verarbeitungsprozesse als auch Kapitel 6 zur Analyse von Vorlesungsinhalten und Dozentenintentionen erweitern anhand ihrer vorgestellten Methoden und Parameter das in Kapitel 4 beschriebene Ausgangsmodell. Sie erläutern im Zuge dessen verschiedene Verfahren zur Visualisierung und Auswertung aufgezeichneter Daten.

Kapitel 7 stellt durchgeführte Evaluationen für die in dieser Arbeit entwickelten Methoden und Werkzeuge vor.

Kapitel 8 fasst die Inhalte der vorliegenden Arbeit in Bezug auf die vorab formulierten Thesen zusammen. Im Zuge dessen werden offene Fragen aufgezeigt und Ansätze für weiterführende Forschungen diskutiert.

2 TRENDS IM BEREICH DIGITALER LEHRMETHODEN

Um die Relevanz der vorab beschriebenen Fragestellung dieser Arbeit zu verdeutlichen, wird zu Beginn dieser Arbeit ein Überblick über die aktuelle digitale Systemlandschaft zur Unterstützung der Lehre in Hochschulen gegeben. Hierfür werden als strukturierendes Element drei Ebenen der Lehre nach Biggs [Biggs, 1999] und [Biggs and Tang, 2011] eingeführt. Sie beschreiben, welche Informationen und Vorgehensweisen für eine gute Lehrkompetenz ausschlaggebend sind. Der folgende Überblick über die aktuelle Systemlandschaft wird die Notwendigkeit einer Erweiterung der Verfahren im Bereich des Learning Analytics hervorheben. Grundlage der folgenden Kategorisierung liefern die folgenden drei (Qualitäts-)Ebenen der Lehre von John Biggs.

- Ebene eins misst den Lernerfolg an der Qualität des Studierenden und wird mit “What the student is” zusammengefasst.
- Ebene zwei verknüpft den Lehrerfolg mit der Qualität der Lehre trägt die zusammenfassende Bezeichnung “What the teacher does”.
- Ebene drei, “What the student does”, ist laut Biggs als studentenzentriertes Modell die höchste Form des Lehrens und setzt Lehrziel und Lernerfolg in direkten Bezug zu den Lernaktivitäten des Studierenden. Kapitel 3.1.2 erläutert diese Ebenen im Detail.

Ein überraschend großer Teil aktuell verwendeter Systeme zur Unterstützung von Lehre und Lernen sind in den unteren von Biggs definierten Ebenen 1 und 2 zu finden. Bei ihnen stehen Leistungsmessungen und Optimierungen des Lernprozesses anhand von Daten über den Lehrprozess im Vordergrund. Abschnitt 2.1 gibt einen Überblick über diese Systeme.

Der Schwerpunkt dieser Arbeit liegt in Ebene 3. Dieser Bereich (“What the student does”) befasst sich mit der Analyse von Aktivitäten von Studierenden im Prozess des Lernens. Im Verlauf dieses Abschnitts richtet sich der Fokus in Abschnitt 2.2 auf die digitale Unterstützung des hiermit verknüpften Learning Analytics. Learning Analytics befasst sich laut der Society for Learning Analytics mit dem Ziel der Optimierung des Lernprozesses und der Lernumgebungen durch eine Sammlung und Auswertung von Daten direkt am Lernenden [Azevedo et al., 2017].

2.1 EBENE 1 UND 2: LEISTUNGSMESSUNG UND MANAGEMENT

Während die dritte Ebene laut Biggs die optimale Ebene der Lehrkompetenz beschreibt, sind viele aktuelle Lehrsysteme in den Ebenen eins und zwei einzuordnen. Diese unterteilen sich in Systeme zur Einschätzung der Qualität des Studierenden, der Organisation und Verwaltung von Inhalten und Kursen sowie der Qualitätssicherung und Optimierung von Inhalten und Kommunikationswegen.

Klassifikation des Lerners Systeme zur Leistungsmessung nach dem Prinzip des “What the student is” werden hier nur sehr kurz betrachtet. Der direkte Weg zur Ermittlung des Leistungsstands eines Lernenden geht über die Prüfung seines Wissens mit Hilfe verschiedener Assessmentverfahren. Digitale Assessment-Systeme existieren in verschiedenen Ausprägungen. Sie reichen in der Komplexität verarbeiteter Eingaben von Multiple-Choice über das Einlesen von Freitext bzw. Spracheingaben bis hin zur Beobachtung von Nutzeraktivitäten in Simulationen oder realen Prüfungsszenarien. Einfache Systeme führen Auswertungen über das Auszählen von Erfolg und Misserfolg durch. Komplexere Systeme wie “Learning Catalytics” [Mazur et al., 2021] treffen komplexere Annahmen zur Leistungsmessung unter Verwendung von Lernendenmodellen (genauer beschrieben in Abschnitt 3.2.2). Biggs beschreibt in [Biggs, 1999, S. 70] welche Fragetypen am wahrscheinlichsten welche Ebene des Verständnisses eruieren. Während einfach auswertbare Fragen wie Multiple-Choice Systeme kaum verwertbare Aussagen zum konzeptionellen, tieferen Verständnis liefern, sind komplexere Aufgaben wie Essays und Praktika nur schwer automatisiert bewertbar. Die aktuell verbreiteten Systeme unterstützen somit selten komplexe Aufgaben und liefern überwiegend oberflächliche Ergebnisse [Foti, 2015, S. 15]. Oft werden einfachere Funktionen zur Leistungsmessungen direkt in Content-Management-Systeme angeboten. Ein Beispiel hierfür ist ILIAS [Universität Giessen, 2013]. Laut seiner Dokumentation [ILIAS, 2020], werden Fragetypen wie Multiple-Choice, Lückentexte, Zu- und Anordnungen sowie Iagemapping unterstützt. Content-Management-Systeme ohne direkte Integration leistungsmessender Verfahren können oft über Erweiterungen (beispielsweise MediaWikis) entsprechend nachgerüstet werden. Obwohl komplexe Assessment-Systeme auch Beobachtungen von Lernenden in Simulationsumgebungen liefern können, werden sie in dieser Arbeit nicht im Kontext von Learning Analytics untersucht. Grund hierfür ist die Leistungsmessung eines bisherigen Wissenstands eines Studierenden anhand konkreter Fragestellungen und nicht die Beurteilung des Studierenden durch eine Beobachtung der Prozesse der Wissensaufnahme und Elaboration selbst. Auch Biggs gibt zu bedenken, dass die Verwendung von Assessment-Systemen Lernaktivitäten weg vom eigentlichen Lernziel und hin zum gezielten Bestehen der Prüfungsaufgabe verzerren kann [Biggs, 1999, S. 73].

Management von Kursen und Inhalten Die Ebene “What the teacher is” beschreibt den Prozess zur Optimierung der Lehre. Dieser Bereich enthält Systeme, die Veranstaltungen und Lehrmedien organisieren, die Attraktivität von Lehrinhalten steigern, die Verbreitung unterstützen und die Kommunikation zwischen Lernenden und Lehrern verbessern.

Laut [Watson et al., 2015, S. 333] sind in Bildungseinrichtungen aktuell überwiegend Virtual Learning Environments (kurz VLE) beziehungsweise Course Management Systems (kurz CMS) und Learning Management Systems (kurz LMS) im Einsatz. Ihre Auf-

gaben sind die Verteilung kursspezifischer Inhalte, Bereitstellung kursbasierter Kommunikationswege und die Unterstützung in der Verwaltung von Onlineangeboten. Als typische Vertreter für LMS werden: Edmentum, Pearsons Digital Learning, SchoolNet, Blackboard und WebCT genannt. Für CMS gehören zu den am weitesten verbreiteten Systemen: StudIP [Bohnsack, 2014], Ilias [ILIAS open source e-Learning e.V., 2015] und Moodle [Dougiamas, 2015].

LMS und CMS verfolgen das Ziel, die Lehrqualität durch eine Unterstützung der Organisation von Ressourcen und Lernenden zu verbessern. Hauptakteure beim Generieren neuer Inhalte in diesen Systemen sind Lehrkräfte. In Bezug auf die Fragestellung des Learning Analytics geben die in diesen Systemen enthaltenen Informationen Rückschlüsse auf Lehrpläne und Relationen von Lehrinformationen. Es gibt nach [Azevedo et al., 2017] einen Anstieg an gesammelten Daten in digitalen Lernumgebungen. Auch diese geben Einblicke in die Lehrabsicht bzw. Struktur des Lehrstoffs. Aus Sicht des Lernenden bieten sie nur wenige beobachtbare Interaktionen. Das Beispiel eines führenden Moodle-Plugins Course Dedication [Talavera, 2017] mit aktuell über 1600 aktiven Installationen zeigt, dass die Ergebnisse auf einfache Statistiken wie über Verweildauer auf Lernressourcen und Häufigkeiten von Seitenaufrufen beschränkt sind.

Qualitätssicherung und Optimierung von Lehrinhalten Autorensysteme bieten abweichend zur Unterstützung von Organisationsprozessen eine Möglichkeit zur Optimierung des Lehrmaterials in Hinblick auf Struktur und Motivation. Anbieter wie Copenia [Heinitz, 2015] erhöhen die Qualität der Lehre durch den Einsatz von Grafikern und Drehbuchautoren. Eine weitere Form der Optimierung nicht zuletzt durch die häufige Implementation von Interaktionen sind Simulationen. Simulationen nutzen Modelle um Eigenschaften der realen Welt als Lernumgebungen abzubilden. Auch hier wird die didaktische Leitung hauptsächlich von Dozenten und ihrem Team übernommen. Die Leistungsmessung findet bezogen auf konkrete Problemstellungen durch Assessment-Systeme statt. In Bezug zu Learning Analytics bieten hochwertige und vor allem interaktive Lehrmaterialien eine gute Grundlage für die Analyse studentischer Lernaktivitäten. Voraussetzung hierfür ist die semantische Annotation der Inhalte bezüglich der Lernziele und Themenbereiche. Nach wie vor ist die Wahl geeigneter Interaktionsmetaphern mit diesen Inhalten ausschlaggebend für die Aussagekraft der Analyse von Verarbeitungsprozessen. Während häufig eingesetzte aufwendige Lehrvideos nur schwer automatisierte Rückschlüsse auf ihren semantischen Inhalt und die Verarbeitungsprozesse während des Anschauens erlauben, bieten interaktive, intelligente Lehrinhalte eine detailliertere Basis für eine Beobachtung von Lernaktivitäten mit direktem Bezug zum Lehrstoff.

Ein Beispiel für Systeme zur Verbreitung von Lehrinhalten, die stark von interaktiven und intelligenten Lehrinhalten profitieren können sind MOOCs. Eine Liste angebotener Massive-Open-Online-Courses (MOOC) ist auf der Webseite [CoToNet, 2014]

zu finden. MOOCs sind ein intensiv untersuchtes Thema in der Entwicklung des E-Learnings. Sie beschreiben Online-Kurse, deren Teilnehmerzahlen über den vierstelligen Bereich hinausgehen. Eine große Herausforderungen besteht laut aktuellen Diskussionen in der Gruppierung und Verknüpfung von Teilnehmern mit ähnlichen Bedürfnissen und Fähigkeiten. Neil Morris beschrieb dies in seinem Vortrag [Neil Morris, 2015, S. 21] mit einer Treffen-am-Büro-Wasserkühler-Metapher. MOOCs fehlt es an Möglichkeiten zur spontanen Gruppierung von Lernenden mit akuten Problemfällen. Weitere Quellen bewerten einen Erfolg von MOOCs kritisch. Laut Robert Ubell 2017 in IEEE Spectrum [Robert Ubell, 2017] gibt es aufgrund sehr hoher Anmeldezahlen zwar eine guten Anzahl an Abschlüssen, diese wird dennoch in seinem Beispiel durch eine Abbrecherquote von 87,4 % begleitet. Laut Robert Ubell liegen die Gründe in der Umsetzung. Während es bereits in Universitäten und E-Learning Ansätzen einen Umschwung weg vom Frontalunterricht gibt, versäumten MOOCs die aktive Einbindung von Teilnehmern (Active Learning) durch die Umsetzung aktueller Konzepte wie Peer-To-Peer Learning oder virtuelle Lernumgebungen. Sowohl intelligente Verfahren des Tutoring als auch zur Interaktion mit Lehrinhalten sind häufig nicht im ausreichenden Maß umgesetzt. Obwohl MOOCs aufgrund ihrer großen Menge an Teilnehmern und Inhalten eine umfangreiche Menge an Daten produzieren, fehlen durch die passive Rolle des Studierenden demnach tiefgreifende Ansätze zur Analyse von Lernaktivitäten. MOOCs bedienen sich laut Ubell überwiegend der Methoden zur klassischen Leistungsmessung und sind aufgrund geringer Adaptivität nach wie vor im Bereich des Lehrmanagements und der Qualitätsmessung von Studierenden einzuordnen.

Qualitätssicherung und Optimierung der Kommunikation Die Präsenzlehre war bis zur Corona-Krise das gängigste Mittel zur Vermittlung von Wissen an Präsenz-Hochschulen. Ein Hauptproblem des Konzepts des Frontalunterrichts ist die erschwerte Kommunikation zwischen Lehrenden und Lernenden während einer Veranstaltung. Classroom Response Systeme (kurz CRS) haben die Aufgabe, die Kommunikation zwischen Vortragendem und Studierenden zu unterstützen. CRS sind Weiterentwicklungen von Clicker-Systemen zur schnellen und anonymen Erfassung und Aggregation von Meinungsbildern eines Publikums. Eine Übersicht zur Literatur und Entwicklung dieser Systeme ist in [Fies and Marshall, 2006] beschrieben. Heutige CRS erweitern damalige Clicker unter anderem durch die Nutzung von Funknetzwerken und den Möglichkeiten moderner Mobilgeräte. Ein Vertreter für CRS ist Tweedback [Vetterick et al., 2013]. Tweedback ist als responsive Webseite im Webbrowser aufrufbar und erlaubt einem Dozenten die schnelle Durchführung und Auswertung von Multiple-Choice Fragen. Weiterhin unterstützt Tweedback den sozialen Austausch zwischen Studenten auf einer verwalteten, für die Veranstaltung globalen, Chat-Wall. Vom Studenten zum Dozenten erlaubt das System die Übertragung festgelegter Signale. Diese ermöglicht die Regulati-

on der Vortragsgeschwindigkeit. Tweedback ist an der Universität Rostock in einigen Bereichen, in denen große Veranstaltungen stattfinden, im Einsatz. Ein weiteres CRS dieser Art ist TopHat [TOPHAT, 2014]. In beiden Systemen wurde in zahlreichen Publikationen belegt, dass die zielgerichtete Verwendung von Mobilgeräten und Laptops die Qualität einer Vorlesung positiv beeinflussen kann. Der globale anonyme Charakter durchgeführte Quizzes und gestellter Fragen unterstützen eine über das gesamte Publikum aggregierte Betrachtung des Lehr- und Lernerfolgs. Nichtsdestotrotz erzeugt die parallele Betreuung eines weiteren Kommunikationskanals während einer Vorlesung eine erhöhte kognitive Belastung beim Dozenten. Der aggregierte, anonyme Charakter, sowie Grenzen der kognitiven Kapazität des Vortragenden erschweren die individuelle Analyse einzelner Studenten. Aus diesem Grund werden CRS-Umfragen eher als Instrument zur Leistungsabfrage oder Trendbestimmung eingesetzt. Aktuelle CRS-Ansätzen sind durch einen fehlenden Bezug zu jeweiligen Lehrinhalten nur bedingte Einblicke in die individuelle studentische Verarbeitung von Informationen möglich.

Die hier vorgestellten Lernsysteme dienen zur Unterstützung des Lehrprozesses. Viele der unterstützenden Eigenschaften basieren auf Expertenwissen und Erfahrungen in der digitalen Organisation von Wissen. Es fehlt eine Ableitung von Feedback zu Lern- und Lehrerfolg auf Basis studentischer Interaktionen mit Lernstoff. Classroom-Response-Systeme bieten zwar die Möglichkeit zur Erfassung eines Feedbacks, liefern aber lediglich Antworten auf zuvor gestellte Fragen. Die gewonnenen Informationen entsprechen demnach Resultaten eines gezielten Assessments. Eine Justierung der Lehraktivitäten bezogen auf die Bedürfnisse der Studenten findet somit fast ausschließlich geleitet durch Resultate von Prüfungen und Umfragen statt. Eine Justierung auf Basis konkret durchgeführter Lernaktivitäten von Studenten an Lernmedien in Bezug auf vereinbarte Lernziele wie durch Biggs [Biggs, 1999, S. 63], beschrieben als Level drei und bezeichnet als Constructive Alignment (Kapitel 3.1.2), ist kaum umgesetzt. Zu den Gründen zählen fehlende Werkzeuge zur Beobachtung individueller Lernaktivitäten und einhergehender Prozesse im Kontext konkreter Themen des Lehrstoffs.

2.2 EBENE 3: BEOBACHTUNG DES STUDENTEN UND LEARNING ANALYTICS

Learning Analytics bezeichnet Verfahren mit dem Fokus, die Lernaktivitäten von Schülern und Studenten zu erfassen. Bezogen auf die von Biggs definierten Ebenen der Lehre beschrieben in Kapitel 3.1.2, sind Systeme mit Schwerpunkt auf Learning Analytics in Level 3 “What the student does” angesiedelt. Sie unterstützen somit die in dieser Skala am besten bewertete Art der Lehre. Die in dieser Arbeit entwickelten Ansätze legen im Rahmen des Learning Analytics den Fokus auf die nicht invasive Beobachtung von Lernaktivitäten. Systeme zur Erfassung von Lernerfolg durch Assessments beziehungsweise direkten Methoden der Leistungsmessung werden nicht näher untersucht. Der folgende Abschnitt gibt einen Überblick über aktuell im Einsatz befindliche Learning-Analytics-

Systeme und bewertet ihre erfassten Beobachtungen in Hinblick auf die Frage “What the student does” bei der Verarbeitung von Lehrinhalten. Es wird gezeigt, welche Fragen im Bereich des Learning Analytics bisher nicht in ausreichendem Maß geklärt und daher Gegenstand dieser Arbeit sind.

Learning Analytics kann verschiedene Ziele verfolgen. [Azevedo et al., 2017] trägt die folgenden drei Kategorien und Werke im Zusammenhang mit Lehr- und Lernerfolg zusammen: Verfahren zur Voraussage (Predictive LA) [ECAR Working Group, 2015], Erhöhung der Nachvollziehbarkeit (Descriptive LA) erläutert in [Siemens, 2012] und Verbesserung des Lehrinhalte durch Anpassung von Lehraktivitäten auf Basis von Bedürfnissen (Prescriptive LA) vorgestellt in [Bourkhouk et al., 2016]. Zur Verfolgung dieser Ziele ist es notwendig, klare Fragestellungen zu definieren. So müssen neben den in Abschnitt 3.1.2 beschriebenen Ausbildungszielen auch die in Analysesystemen evaluierten Hypothesen klar definiert sein. Eine weitere Notwendigkeit besteht in der Bestimmung geeigneter Datenquellen zur Analyse von Lehr- und Lernerfolg. Hierzu zählen sowohl semantische Inhalte einer jeweiligen Wissensumgebung, als auch die Beobachtung der Interaktionen von Dozenten und Studenten innerhalb einer Domäne. Der folgende Abschnitt gibt einen Überblick über aktuelle Plattformen und verbundene Verfahren und untersucht diese entsprechend ihrer Ausrichtungen nach:

- Präzision: Von anonym bis zu personalisiert
- Beobachtungsgegenstand: Von Inhalts- bis zur Interaktionsebene
- Analysetiefe: Von generischen Aussagen bis hin zu “Deep Insights”

Bezogen auf die ungeklärten Fragen im Bereich des Learning Analytics werden im folgenden Abschnitt aktuell vorherrschende Defizite in der Beobachtung von Lernprozessen und Wissen über semantische Strukturen in Lehrinhalten hervorgehoben. Dieses Defizit ist bedingt durch die hauptsächlich für jeweilige Plattformen dediziert getroffenen Aussagen zu Lehr- und Lernerfolg und unterstreicht die Notwendigkeit der Entwicklung einer allgemein anwendbaren Grundlage zur Erfassung semantischer Strukturen in Lehrinhalten und Beobachtung von Lernprozessen im Umgang mit Lehrmaterialien.

Zur Verdeutlichung aktueller Grenzen von Learning-Analytics-Ansätzen wird im Folgenden das von Jose Azevedo in [Azevedo et al., 2017] beschriebene System MatActivia diskutiert. MatActivia ist ein Werkzeug für Studenten zum Verbessern mathematischer Fähigkeiten. Learning Analytics basiert hier auf Tests zur Erfassung des Kenntnisstandes und auf Formularen zur asynchronen Kommunikation von Mitstudenten und Dozenten. Eine 2017 veröffentlichte Studie mit Schwerpunkt Learning Analytics erweiterte das System um Google Analytics und Moodle Plugins zur Erfassung von Nutzerbewegungen und des Verhaltens von Studenten. Die Resultate dieses Monitorings ergaben zusammenfassend Ergebnisse in den folgenden Bereichen:

- Eine Aufteilung in Herkunftsgebiete der Studierenden
- Verweildauern in MatActivia aufgeschlüsselt nach Altersklassen und Geschlecht
- Anzahl der Besuche, absolute und durchschnittliche Verweildauer in bestimmten Themenordnern
- Zugriffe auf das System aufgeschlüsselt in Monate und Tage
- Erfassung verwendeter Endgeräte
- Zugriffe auf verschiedene Themenordner und Tests

Alle Ergebnisse wurden aggregiert über die entsprechenden Zeiträume betrachtet. Die Aufteilung in Geschlechts- und Altersklassen lässt vermuten, dass die Erfassung von Informationen auf personalisierter Ebene stattfindet. Allerdings lassen die Informationen über Verweildauern, Herkunftsgebiete, Zugriffszeiten und Nutzergeräte auf eine generische und nicht dem Lehrmedium angepasste Analyse schließen. Als Resultate für das Learning Analytics wurden die folgenden Erkenntnisse veröffentlicht:

- Es gibt Themen, mit denen häufiger oder länger interagiert wird als mit anderen. Hierbei wird nicht Art beziehungsweise Modalität oder Inhalt des Lehrmediums betrachtet. So erzeugen Videos, Tests und Texte bei ähnlichem Informationsgehalt unterschiedliche Längen in der Verweildauer.
- Die gemessene Anzahl der Besuche über verschiedene Zeiträume ist stark von äußeren Faktoren wie Ferien oder Wochenenden beeinflusst. Ein Anstieg der Nutzung des Systems einen Monat nach Beginn der Veranstaltung beschreibt der Autor als Zeitpunkt des Auftretens erster fachlicher Schwierigkeiten. Weitere nicht erwähnte Einflussfaktoren wären ein Abschließen der Orientierungsphase und Bekanntwerden des Systems.
- Auch die Verteilung der verwendeten Endgeräte gibt nur wenig Aufschluss über die konkreten Lernaktivitäten von Studenten. Nichtsdestotrotz weisen die Ergebnisse darauf hin, dass die Nutzung digitaler Lernsysteme über die Jahre ansteigt, die Verbreitung von Mobilgeräten über die Jahre zugenommen hat und automatische Testverfahren zur Selbstreflektion bei Lernenden beliebt sind.

Aus dem oben genannten Ansatz lassen sich nur wenige Erkenntnisse über den Lernerfolg des Studierenden in Bezug auf durchgeführte Lernaktivitäten und verwendete Lehrmedien erkennen. Weder ein semantischer Bezug zwischen verarbeiteten Themen, noch die Art der Interaktion mit dem Lehrstoff werden detailliert betrachtet. Somit bleibt die Frage, welche Lehrinformationen wie intensiv und mit welchen Verarbeitungsprozessen

in welchem Zusammenhang und mit welchem Erfolg bearbeitet wurden, weitestgehend ungeklärt.

Weitere Beispiele nur bedingt aussagekräftiger Statistiken liefern Erweiterungen für webbasierte Lernmanagement-Systeme. Lernmanagement-Systeme dienen der Organisation von Lehrmaterialien und Veranstaltungen (laut Abschnitt 3.1.2 zur Verbesserung der Qualität der Lehre). Systeme wie Moodle [Dougiamas, 2015] besitzen eigene Logging-Funktionen zur detaillierteren Aufzeichnung von Nutzeraktivitäten in Lehrmaterialien und Kursen. Diese Aktivitäten umfassen das Anmelden, Aufrufen und Besuchen von Veranstaltungen. Spezialisierte Erweiterungen wie Course Dedication [Talavera, 2017], welche gegen Ende 2018 zu den Top 15 (<https://perma.cc/UXE5-CC23>) der verwendeten Block-Plugins gehörten, liefern Aussagen über aufgerufene Ressourcen, Zeitspannen zwischen Klicks und Verweildauern auf Inhalten. Die Daten können für Kurse und Gruppen aggregiert oder für einzelne Studenten ausgegeben werden. Speziell für diese Plattformen entwickelt und mit Hilfe zusätzlicher Nutzerinformationen können diese Plattformen personalisierte Beobachtungen zum Konsum von Lehrmaterialien liefern, bieten in diesem Zusammenhang aber kaum Aussagen über die Art der Interaktionen mit dem Lehrstoff bei der Verarbeitung von Lehrinhalten durch Studenten oder die semantischen Strukturen verwendeter Ressourcen.

Plattformen wie Wikipedia sind bei vielen Lernenden häufig als Nachschlagewerk im Einsatz. Den Daten in Wikipedia und in vielen anderen Nachschlagewerken liegen stark verknüpfte Wissensnetze zugrunde. Sie besitzen Informationen zu Themen und zeigen Verknüpfungen zu weiteren Themen. Eine Beobachtung der Lernenden in diesen Systemen erlaubt tiefere Einblicke in verarbeitete Themen, ihre Zusammenhänge und führt zu genaueren Annahmen über das angeeignete Wissen. In vielen Fällen ist bei der Arbeit mit Wiki-Systemen Art und Relevanz der Inhalte und ihre Verknüpfung für einen Lernenden nicht offensichtlich. Dies führt zu Problemen beim explorativen Lernen ohne unterstützende Führung. Kapitel 6 befasst sich mit der Steuerung des Studenten in stark vernetzten Informationsnetzen. Als eigenständiges und unüberwachtes Lernsystem sind Plattformen wie Wikipedia aufgrund mangelnder Lenkung des Lernenden eher ungeeignet [Mayer, 2004][Pirolli and Kairam, 2013]. In Hinblick auf die Beobachtung der Lernenden in diesen Umgebungen zur Sammlung von Informationen über einen Lernenden bei der Nutzung dieser Medien existieren bisher nur wenige dedizierte Ansätze. Ein Grund hierfür ist die Heterogenität dieser Services. Verschiedene Navigationskonzepte, Medientypen und Themenbereiche stellen für eine generische Analyse von Materialien und Nutzerverhalten eine hohe Herausforderung dar.

Um dennoch Interaktionen in explorativen und heterogenen Umgebungen zu erfassen, finden im Bereich des Learning Analytics Systeme zur Erfassung von Nutzeraktivitäten auf Webseiten Anwendung, die nicht im Zusammenhang mit Lehr- und Lernprozessen entwickelt wurden [Azevedo et al., 2017]. Allgemeine Ansätze zur Beobach-

tung von Nutzern auf Webseiten, wie beispielsweise Google Analytics und Matomo [Matomo, 2017] legen ihren Schwerpunkt zwar auf die Analyse von Nutzerverhalten auf E-Commerce Webseiten, ermöglichen jedoch auch die statistische Erfassung detaillierter Session-Informationen zu gesehenen Internet-Seiten, zur Verweildauer, zu besuchten Links und zur geographischen Herkunft. Sessions beschreiben hierbei zusammenhängende Interaktionen eines oft anonymen Nutzers auf einer Webseite. Systeme wie Mixpanel [Movafaghi and Rahilly, 2022] und Mouseflow [Wakefield, 2022] erlauben auf Webseiten eine Aufzeichnung von Mausbewegungen, Interaktionen mit Textfeldern sowie eine detaillierte Aufschlüsselung von Verweildauern auf Medien im Browser. Die hier beschriebenen Verfahren erlauben zwar einen breiten Einsatz auf verschiedenen Plattformen, die beobachteten Interaktionen lassen sich nur bedingt auf Lehr- und Lernprozesse abbilden. Wie erwähnt, basieren die betrachteten Interaktionen in ihrem Ursprung nicht auf Lerntheorien und zeichnen auch nicht-etablierte Interaktionen mit Lehrstoff im Lehrprozess (wie dem Coding erläutert in Kapitel 3.1.3) auf. Sie dienen in erster Linie der Beobachtung des Konsumverhaltens eines Nutzers auf einer Webseite und besitzen kaum für Lernprozesse relevante Informationen zu Nutzer und Inhalt.

Ein weiterer Ansatz zur Homogenisierung unterschiedlicher Lehrplattformen zielt auf die Bildung von einheitlichen Studentenmodellen ab. Diese Systeme fassen unterschiedliche Lehrquellen zusammen und vereinen sie in sogenannten Personal Learning Environments (PLEs). PLEs sind Erweiterung von Management-Systemen [Watson et al., 2015] weg von der institutionellen Ebene hin zum lernerzentrierten Aufbereiten von Lehrmaterialien. Persönliche Umgebungen sollen dem Nutzer einen eigenen Lernkontext geben und individuelle Lernressourcen zur Verfügung stellen. Der Student soll hiermit einen zentralen Anlaufpunkt für verschiedene globale Quellen an Lernmedien verwalten und seinen Bedürfnissen individuell anpassen können. Ziel des PLE ist die Entwicklung einer geeigneten Schnittstelle zur Verbindung dieser verschiedenen Services. Während persönliche Lernumgebungen eine individuelle und detailliertere Beobachtung von Interaktionen mit Lehrstoff ermöglichen, zielen diese Umgebungen laut [Watson et al., 2015, S. 337] auf eine informelle Art des Lernens ab. Die Tätigkeit des Dozenten verschiebt sich in Richtung Auswahl und Design von Werkzeugen sowie Förderung geeigneter Lernaktivitäten. Hierzu werden verschiedene Lernzielebenen definiert und in Projekten umgesetzt. Diese Art der Systeme würde eine gute Grundlage zur Beobachtung von Lernaktivitäten bieten. Der Schlüssel hierfür liegt in der Motivation der Lernenden zur aktiven Arbeit mit interaktiven Lehrinhalten. Mit zunehmender Interaktivität und Verfügbarkeit steigt der Grad beobachtbarer Ereignisse und der Erfassung persönlicher Informationen. Sowohl Lernmodelle als auch persönliche Lernumgebungen erlauben Aussagen und Unterstützungen mit zunehmender Präzision. Ein Hauptnachteil dieser Systeme ist der Fokus auf die Entwicklung von Schnittstellen und die damit einhergehende Abhängigkeit zu technischen Systemen. Für eine Analyse bezüglich verfolgter Lernziele und Inhalte fehlt eine ho-

mogene, semantische Annotation der verschiedenen eingebundenen Lernressourcen oder Services sowie ihre Themen und Zusammenhänge.

Ein erster Schritt zur systemunabhängigen Erfassung semantischer Inhalte und Zusammenhänge beschreibt [Pirolli and Kairam, 2013]. Der hier verfolgte Ansatz nutzt Verfahren des Topic Modelings (im Detail erläutert in Abschnitt 3.3) zur Erstellung diagnostischer Studenten-Modelle nach dem Prinzip des Knowledge Tracing. Sie befassen sich mit der semantische Analyse von Textmengen zur Erfassung von Lernaktivitäten eines Nutzers und arbeiten somit unabhängig von technischen Parametern. Als Ausgangspunkt dienen von Experten klassifizierte Textkörper zu definierten Themenbereichen. Mit Hilfe der Latent Dirichlet Allocation wurden in diesen Textkörpern semantisch klassenrelevante Schlagworte extrahiert. Die gewonnenen Informationen erlauben anschließend eine Analyse neuer Webmedien nach Themenbereichen und eine Abbildung von Webseiten-Browsing-Traces von Studenten auf bearbeiteten Themen. Beim Besuch passender Webseiten durch den Lernenden wird daraufhin ein Lernzuwachs für entsprechende Themen berechnet und ein Erfolg bei anschließender Prüfung prognostiziert. Eine tiefergehende Analyse der Navigationspfade bzw. die Analyse von Dokumenten mit Hilfe des Topic Modelings liefert einen guten generischen Ansatz zur Synthese von Themenclustern über Lehrmedien. Die für ein Modell aussagekräftigen Relationen zwischen Dokumenten und semantischen Themenbereichen lagen nicht im Fokus der Untersuchung. Der hier beschriebene Ansatz liefert einen ersten Schritt zur flexiblen, systemunabhängigen Analyse von Lerninhalten. Dennoch sind für eine Analyse der Strukturgenese, sprich: die Art und Reihenfolge der Verarbeitung von Informationen durch ein Ausbleiben der Beobachtung konkreter Interaktionen von Lernenden mit Lehrstoff ausgeblieben. Es fehlt die Verbindung zwischen semantischem Wissen über Lehrinhalte und Interaktionen von Lernenden mit dem Lehrstoff. Dieser Ansatz zeigt bereits, dass eine Kombination aus einer wenig detaillierten Beobachtung von Studenten durch die Erfassung der Verweildauer auf Inhalten in Verbindung mit einem über die semantische Themen der Lehrmedien gebildeten Modell gute Rückschlüsse auf die gewonnenen Fähigkeiten von Lernenden ermöglicht. Hierfür wurde der Ansatz im Bereich des Predictive Learning Analytics evaluiert. Die ermittelten Lernleistungen durch die Verarbeitung von Webinhalten durch Studenten spiegelte sich in den Resultaten begleitend durchgeführter Assessments wieder. Auch wenn der Ansatz generisch einsetzbar und flexibel ist, befindet sich aktuell keine Implementation im Einsatz.

Auch Sammlungen von Informationen in großem Umfang, wie sie im Educational Data Mining mit komplexen Modellen über die konkreten Inhalte oder verfolgten Intentionen zu finden sind, liefern lediglich deutliche Ergebnisse wenn auch der Faktor der detaillierten Beobachtungen von Interaktionen mit Lehrmedien berücksichtigt wird. Ohne diesen sind kaum Rückschlüsse auf den Verarbeitungsprozess des im Umgang mit diesen Modellen möglich. Nur ein aussagekräftiges Modell, flexibel genug für den Einsatz

auf beliebigen Medien, welches sowohl die Verarbeitungsprozesse des Lernenden als auch die semantische Struktur von Lehrinhalten berücksichtigt ermöglichen einen Einblick in die durch die Verarbeitung gewonnen Fähigkeiten beziehungsweise Skills im Zuge eines im Kapitel 3.2.2 näher beschriebenen Knowledge Tracings.

Weitere Betrachtung von Systemen beispielsweise im Zuge der Usability werden im Rahmen dieser Arbeit lediglich am Rande durchgeführt. Die Evaluation in Kapitel 7.2.2 stellt hierfür Ergebnisse einer Untersuchung der Anwendungsfreundlichkeit der in dieser Arbeit entwickelter Werkzeuge vor. Für eine wissenschaftliche Betrachtung von Human-Computer Schnittstellen existieren im Rahmen der HCI-Forschung umfangreiche Ergebnisse zu psychometrischen Abbildungen der menschlichen Wahrnehmung und Nutzbarkeit von UI-Elementen. Sie liefern Aussagen zur Optimierung im Umgang mit multimodalen Medien, stehen selten in Bezug zu Lern- und Lehrprozessen oder basieren auf lerntheoretischen Grundlagen.

2.3 ZUSAMMENFASSUNG

Bezogen auf die vorab beschriebenen Kriterien bezüglich Individualität, Gegenstand und Tiefe von Beobachtungen zeigen aktuelle Systeme, dass die Beobachtung von Learning Activities und Förderung der aktiven Rolle des Lernenden aktuell nicht im Fokus verbreiteter Systeme stehen. Eine Abbildung aktueller Systeme auf die Ebenen der Lehre nach John Biggs bestätigt These 1. Der Hauptanteil aktuell im Einsatz befindlicher Systeme dient zwar als Werkzeuge zur Unterstützung von Management und die Qualität der Lehre, liefert jedoch kaum relevante Informationen zum Prozess des Lernens selbst.

Bereits gegen Ende des 20. Jahrhunderts durchgeführte Forschungen [Biggs, 1999] belegen, dass für ein hochwertiges Level der Lehre genau diese Punkte ausschlaggebend sind. Während viele Systeme Methoden des klassischen Assessments anbieten und somit die Bewertung des Studenten als Leistungsträger in Vordergrund steht (Level 1), bieten andere Systeme eine Unterstützung des Managements und der Organisation der Lehre und unterstützen damit den Lehrenden (Level 2). Die Unterstützung des Learning Analytics zur Beobachtung von Lerneraktivitäten (Level 3) wird in den aktuell verbreiteten Systemen häufig als Erweiterung angeboten, beschränkt sich in seiner Auswertung auf Statistiken zu Verweildauern auf Medien und erfassbaren Klassifizierungsmerkmalen wie Geschlecht, verwendete Geräte und Herkunft. Es fehlt an Methoden zur genauen Erfassung von Verarbeitungsvorgängen im Umgang mit Lehrmedien. Eine gute Lehre benötigt eine Anpassung (“Constructive Alignment” siehe Kapitel 3.1.2) an die Bedürfnisse des Lerners. Hierfür sind Informationen über den Lerner und den Prozess des Lehrens in Bezug auf verwendete Inhalte und Lehrziel notwendig. Die Lehrmedien selbst werden häufig nur als organisierte Mengen von Dokumenten betrachtet. Einige der in Abschnitt 2.2 beschriebenen Ansätze geben einen Überblick über aktuelle, plattformspezifische Ansätze zur Erfassung dieser Informationen. Es fehlt entsprechend Thesen 2 und 3 an prakti-

kablen Ansätzen um ausgehend von etablierten Lerntheorien unter Verwendung eines geeigneten Modells, heterogene Medien mit ihren semantischen Themen und Relationen untereinander zu Verbinden. Zur Bildung eines Beobachtungskontextes ist es notwendig, erfasste Lernaktivitäten mit den Themen jeweiliger Lernzielen zu verknüpfen.

Zusammenfassend zeigen die vorangegangenen Beispiele, dass die für den Erfolg des Learning Analytics ausschlaggebende Verknüpfung zweier wichtiger Faktoren, nicht ausreichend gegeben ist. Zum einen fehlt es an einer detaillierten Beobachtung des Lernenden bei der Verarbeitung heterogener Lehrinhalte, zum anderen fehlt es an der automatischen Interpretierbarkeit des heterogenen Lehrmaterials in Bezug auf ihre jeweiligen semantischen Themen (oder im Terminus des Knowledge Tracings einem Skill) und den hiermit einhergehenden Relationen und verknüpften Lehrzielen. Aktuell sind die erfassten Informationen plattformabhängige und nicht selten generische Statistiken über das Lesen und Ansehen von Lehrmedien.

3 GRUNDLAGEN DIESER ARBEIT

Das Grundlagenkapitel dieser Arbeit beinhaltet zwei Schwerpunkte. Der erste Schwerpunkt umfasst Abschnitt 3.1 und 3.2 und erläutert Grundlagen didaktischer Verarbeitungsprozesse, Theorien zur Beobachtung dieser und Möglichkeiten der Abbildung in digitalen Studentenmodellen. Der zweite Schwerpunkt in Abschnitt 3.3 gibt eine Einführung in die für diese Arbeit relevanten Technologien zur semantischen Analyse natürlichsprachlicher Lehrinhalte. Insgesamt bildet dieses Kapitel das Nachschlagewerk dieser Arbeit. Alle für das Verständnis der hier vorgestellten Methoden notwendigen Grundlagen sind, soweit nicht an entsprechender Stellen skizziert, in diesem Kapitel ausführlich beschrieben.

Für die Beobachtung von Verarbeitungsprozessen und Lernerfolg ist eine Einbindung des Lerners in einen aktiven Lernprozess notwendig. Die passive Verarbeitung von Inhalten, auch bezeichnet als Passive Learning, ist wie bereits 1946 in “The Cone of Experience” [Dale, 1946] beschrieben, ineffizient und erzeugt zudem durch wenige beobachtbare Learning Activities kaum auswertbare Daten. Bezüglich der aktiven Einbindung des Lerners erläutert Abschnitt 3.1.3 das Coding als Möglichkeit zur aktiven Beobachtung der Verarbeitung von Lerninhalten. Weitere Theorien und Konzepte aus der Didaktik untermauern die Verbindung zwischen der aktiven Verarbeitung von Inhalten und mentalen Prozessen von Lernenden. Ausgehend von diesen etablierten Theorien der Didaktik werden im Anschluss die Grundlagen des Learning Analytics erläutert. Im Anschluss an die Vorstellung der didaktischen Grundlagen wird der Bezug zu digitalen Lernumgebungen und mit ihnen verbundener Modelle hergestellt. Digitale Lehrmedien erlauben im Zusammenhang mit neuen Technologien zur semantischen Analyse von Inhalten und neuen Verbindungen zwischen Lehrmaterial und Lerner eine Unterstützung der Lehre durch detailliertere Beobachtung des Lernenden, eine Synthese komplexer Lernermodelle und eine genaue semantische Modellierung großer Mengen heterogener Lehrinhalte.

Als Beispielszenario zur Erläuterung von Methoden und Theorien dient dieser Arbeit der Lernprozess in mediengestützten Vorlesungen. Mediengestützte Vorlesungen sowie E-Learning Plattformen kommunizieren Informationen in Form von gesprochenen und schriftlichen natürlichsprachlichen Aussagen. Präsentationsfolien dienen als weit verbreiteter Träger von Informationen und bieten den Vorteil einer diskreten Einteilung von Informationsmengen. Sie beinhalten häufig kurzgefasste Aussagen und besitzen nicht selten eine flexible räumliche Anordnung von Texten und Bildern. Stilistische Hervorhebungen von Folien-Texten bieten ein Äquivalent zur sprachlichen Betonung von Aussagen. Da sich die gesprochene natürliche Sprache mit heutigen Techniken wie Amazons Speech-to-Text APIs [AWS Amazon, 2020] zunehmend zuverlässig in Schriftform transkribieren lässt, wird sich im Folgenden auf die geschriebene, natürliche Sprache beschränkt.

3.1 LERNTHEORIEN UND KOGNITIVE KONZEPTE

Mit dem Augenmerk auf der Analyse von Lernenden und der Beobachtung relevanter Parameter von Lernaktivitäten beschreibt dieser Abschnitt zunächst Theorien zur Begründung von Relevanz und Arten von Lernaktivitäten im Lern- und Lehrprozess. Weiterhin werden für diese Lernaktivitäten eine didaktische Metrik für Verständnisebenen vorgestellt und eine Abbildung von Lernertypen auf diese Verständnisebenen beschrieben. Im Anschluss wird eine Brücke zwischen Lernaktivitäten und kognitiven Verarbeitungsprozessen durch gängige Lerntheorien des Konstruktivismus und des Generativen Lernens geschlagen.

3.1.1 WISSEN UND WISSENSARTEN

Bevor die Grundlagen der Lerntheorien und Prozesse zum Erwerb und der Verarbeitung von Wissen beschrieben werden können, ist es notwendig das Wissen selbst und die verschiedenen Arten des Wissens, die für unsere Modelle und Prozesse relevant sind zu betrachten. Grundsätzlich ist Wissen trotz vieler Definitionen schwer greifbar. Aus diesem Grund wird in dieser Arbeit der Begriff Wissen im Sinne des Wissensmanagements verwendet. Wissen beschreibt hier die Menge der in einen Erfahrungskontext eingebetteten Informationen. Informationen sind Sinn ergebende Mengen von beobachtbaren Daten. Die Beobachtung dieser Daten kann in einem Nutzer Veränderungen auslösen. Der mit dieser Veränderung einhergehende Gehalt kodierbarer Informationen ist von der Wahrscheinlichkeit des Auftretens einer Beobachtung abhängig. Daten werden - als von Nutzern wahrnehmbare Einheiten - auch als "raue Fakten" [Henry, 1974, S. 189f] bezeichnet.

Eine umfangreiche Auflistung bisher veröffentlichter Definitionen zu Daten, Informationen und Wissen, wurde in [Zins, 2007, S. 480-486] zusammengetragen. Zusammengefasst lassen sich die für diese Arbeit relevantesten Aussagen aus den Definitionen von Dr. H.M. Gladney [Zins, 2007, S. 483] und Dr. Joanne Twining [Zins, 2007, S. 486] ziehen.

- Daten sind unverarbeitete, unverbundene, rohe Fakten oder Artefakte, die Teile der realen Welt abbilden.
- Informationen sind das kommunizierbare Resultat der Verarbeitung von Daten oder Wissen zu verbundenen Strukturen. Die verarbeiteten Daten sind in Ontologien organisiert, welche Relationen zwischen Mengen von Themen beschreiben.
- Wissen ist eine Menge konzeptueller Strukturen, eingebettet im menschlichen Gehirn und verbunden mit den Erfahrungen des Empfängers. Wissen kann nicht akkurat durch Sprache und Schrift repräsentiert werden. Es muss für die Kommunikation in Informationen exportiert werden.

Weitere Definition in [Zins, 2007] beschreiben Daten als:

- Sensorische Stimuli bzw. entsprechend festgelegter Algorithmen organisierte, wahrnehmbare Einheiten,
- “Wahr” gegebene persistente, atomare, unverarbeitete und ohne Interpretationsspielraum beschriebene Fakten über die Welt (in Computersystemen codierte Invarianten),
- Aussage, verknüpft mit einer Einheit quantifizierbar und/oder qualifizierbar.

In so gut wie allen Definitionen ist eine deutliche Hierarchie zwischen Daten, Informationen und Wissen zu erkennen. Während Daten als zusammenhanglose Fakten beschrieben werden, erschafft eine Kodierung von Daten durch eine Verknüpfung und Organisation selbiger sinngebende Informationen. Informationen sind:

- Daten, die formgebend (“informatio” = eine Form geben) bzw. sinngebend (semantisch) verarbeitet und organisiert wurden (u. a. durch Analysieren, Cross-Referenzieren, Selektieren, Sortieren und Zusammenfassen),
- Nach Verarbeitung mit einem Kontext versehen,
- Ein Konstrukt aus Relationen zwischen Daten und Datenmengen,
- In diesem Konstrukt transient abhängig vom Kontext des Interpretierenden.

Mit zunehmender Verschmelzung mit einem Menschen sind Informationen in dieser Hierarchie die letzte symbolisch ausdrückbare Ebene. Es besteht eine Einigkeit in den Definitionen, dass die nächsthöhere Stufe, das Wissen – als Resultat kognitiver Verarbeitung von Informationen – nur im Kopf des Menschen existiert und von dort nur wieder unpräzise als Menge von Informationen exportiert und codiert als Strom von Daten kommuniziert werden kann. Wissen ist demnach definiert als:

- Die menschliche Kapazität etwas zu verstehen, erklären und diskutieren,
- Ein kognitives, persönliches Framework, welches die Nutzung von Informationen ermöglicht,
- Die Fähigkeit zur Inferenz neuer Informationen durch eine Erweiterung des Kontexts und ein Verständnis über die Verwendung von Informationen.

Weitere, nur vereinzelt genannte Stufen dieser Hierarchie sind Nachricht und Weisheit und werden an dieser Stelle nur der Vollständigkeit halber genannt. Nachrichten werden als Medium zum Daten-, Informations- und sogar Wissenstransfer erwähnt und dienen als Werkzeug zum Transfer von Bewusstseinseinheiten und Bildung sowie gemeinsamer

Interpretations- und Wertebereiche. Weisheit beschreibt die Kompetenz zur Verwendung von Wissen, Erhalt von Einsichten und Bewertung von Sachverhalten.

Wissen, als oberste Stufe der allgemein verwendeten Hierarchie, kann in viele verschiedene Kategorien klassifiziert werden. Die Unterteilung in explizites und implizites Wissen (beschrieben in [Polanyi, 1966]) betrachtet die Möglichkeiten der Kommunikation von Wissen. Im Gegensatz zu implizitem Wissen kann explizites Wissen in eine Struktur überführt und in Zeichen und Sprache abgebildet werden. Fakten- und Regelwissen gehören zu explizitem Wissen. Typische Vertreter sind Bücher und Anleitungen. Implizites Wissen ist im Gegensatz hierzu nicht direkt formulierbar. Das Wissen befindet sich in einem wissensverarbeitenden System, kann aber nicht in Form von Zeichen oder Sprache abgebildet werden. Ein typischer Vertreter hierfür sind zu übende Tätigkeiten, wie die Fähigkeit zum Fahren eines Motorrads. Die im Rahmen dieser Arbeit aufgezeichneten Inhalte bestehen aus Lehrmedien und Annotationen von Studenten. In der Hochschulbildung, speziell im Bereich von Vorlesungen und der Verwendung digitaler Medien, liegt der Schwerpunkt auf der Lehre expliziter Sachverhalte. Diese Arbeit beschränkt sich auf die Lehre und das Lernen dieser Sachverhalte und nutzt für die Datenauswertung greifbares explizites, begriffliches Wissen.

Fakten- und Regelwissen kann in deklaratives und prozedurales bzw. funktionelles Wissen unterteilt werden. Biggs hebt in [Biggs and Tang, 2011, S. 81] die Wichtigkeit der Unterteilung dieser Wissensarten im Rahmen der Hochschullehre hervor. Deklaratives Wissen bezieht sich auf Sachverhalte. Es kann in Form von Aussagesätzen ausgedrückt werden, ist öffentlich und kann geprüft werden. Wissen, dass in Vorlesungen vermittelt wird, ist hauptsächlich erklärendes Wissen. Es ist deklarativ und vermittelt Fakten und Informationen, welche von Studenten selektiert in ihr Weltbild übernommen werden. Die Überprüfung dieser Abläufe geschieht häufig durch ein Wiedergeben des deklarativen Wissens mit eigenen Worten. Prozedurales Wissen ist dem gegenüber auf Abläufe und Prozesse bezogen. Es beschreibt Handlungsabläufe und Tätigkeiten. Diese Art von Wissen wird nicht direkt empfangen und gespeichert. Prozedurales Wissen wird im Rahmen der internen Verarbeitung durch Studenten selbst gewonnen. Sie bilden einen professionellen Kontext, auf dessen Basis der Student anschließend eigenständig Entscheidungen treffen und handeln kann. Prozedurales Wissen benötigt eine solide Grundlage aus deklarativem Wissen. Da in dieser Arbeit das Szenario einer vortragenden Lehre (am Beispiel der Vorlesung) im Vordergrund steht, liegt die Übertragung des deklarativen Wissen im Fokus. Nichtsdestotrotz ist es notwendig, sowohl die Verknüpfungsleistungen von Studenten als auch semantische Relationen zwischen Fakten des deklarativen Wissens in Lehrmaterialien zu betrachten. Die Bildung von Kontexten durch die Rekonstruktion von Relationen zwischen Fakten ist als Form des Verständnisses (erläutert in Abschnitt 3.1.2) ein wichtiger Bestandteil des Lernprozesses. Im Bereich des Wissens können diese Relationen als nicht näher annotierte Transitionen im Rahmen der Strukturbildung als

prozedurale von-zu Relationen klassifiziert werden. Kapitel 5.2.3 beschreibt Methoden zur Erfassung dieser Prozesse im Bereich des Lernens, Kapitel 6.3 Methoden zur Inferenz von Relationen aus Medien im Bereich der Lehre.

Wird die Exaktheit des Wissens betrachtet [Schlageter, 2013], ist zu beachten, dass die Theorie und das digitale Werkzeug dieser Arbeit zwar auf mathematisch präzisen Annahmen basieren und wenig Raum für Interpretation lassen. Allen erfassten Daten, sowohl den von Menschen erstellten Lehrmaterialien als auch den beobachteten Verarbeitungsprozessen, liegen inkonsistente und unpräzise menschliche Handlungen und Elemente der (nicht formalen) natürlichen Sprache zugrunde. Hiermit hat die Exaktheit aller Resultate höchstens einen empirischen Charakter. Eine weitere Einschränkung ergibt sich im Hinblick auf eine Validierung dieser Resultate. Reale kognitive Prozesse von Menschen können im Rahmen dieser Arbeit kaum durch geeignete Prüfverfahren, die den Anforderungen der Statistik genügen, in vollem Umfang belegt werden. Aus diesem Grund stützen sich getroffene Annahmen und die Interpretationen der Ergebnisse intensiv auf die in diesem Kapitel vorgestellten etablierten Theorien der Lehre.

Wie in diesem Abschnitt im Zuge der Definition von Daten, Informationen und Wissen beschrieben, existiert Wissen im Kontext der menschlichen Kognition. Wissen wird somit nicht von einem Menschen auf den anderen übertragen, sondern wird bei der Übermittlung von einem Menschen zum anderen zu Informationen transformiert und im Zuge der Aufnahme von einem Menschen im Kontext seiner Wahrnehmung rekonstruiert. Hierbei werden Zusammenhänge, Strukturen und Konzepte neu gebildet.

Die folgenden Abschnitte beschreiben die Bestandteile dieses Rekonstruktionsprozesses auf Basis lerntheoretischer Erkenntnisse. Hierbei heben sie den Rekonstruktionsprozess beeinflussende Parameter und menschlichen Eigenschaften wie Lerntypen oder Verständnisebenen hervor. In Kapitel 4.2.2 werden diese Theorien verwendet, um den Rekonstruktionsprozess und seine Parameter zu formalisieren. Die auf Lerntheorie basierende Formalisierung bildet anschließend die Grundlage für die in Kapitel 5 beschriebenen Methoden zur Beobachtung studentischer Lernprozesse.

3.1.2 AKTIVE WISSENSVERARBEITUNG UND EBENEN DES VERSTÄNDNISSES

John Biggs veröffentlichte bereits 1999 in “What the Student Does. Teaching for enhanced Learning” [Biggs, 1999] und in seiner Überarbeitung Fassung “Teaching for quality learning at university. What the student does” [Biggs and Tang, 2011] Aussagen über unterschiedliche Typen von Lernern und auf welcher Ebene der Lehre ihnen begegnet werden sollte. Die Aussagen in diesen Werken und auch in deren Neuauflagen wurden bis zum aktuellen Zeitpunkt über 20.000 mal zitiert und sind nicht zuletzt durch Entwicklungen im Bereich des Learning Analytics aktiver Bestandteil des aktuellen Diskurses. Der folgende Abschnitt gibt einen für diese Arbeit notwendigen Überblick über die wichtigsten Aspekte. Er untermauert die Relevanz der Problemstellung dieser Arbeit und

gibt einen ersten Einstieg in die mit Lehrprozessen, Lerntypen und Verständnisebenen verbundenen Herausforderungen.

Die Ebenen der Lehrkompetenz und Justierung von Lehraktivitäten Laut Biggs kann die Kompetenz des Lehrens aufsteigend in die folgenden drei Ebenen unterteilt werden.

1. What the Student is
2. What the Teacher does
3. What the Student does

Die erste und niedrigste Ebene des Lehrens wird von Biggs auch als blame-the-student-Theorie des Lehrens bezeichnet [Biggs and Tang, 2011, S. 17f]. In ihr vermittelt der Lehrende konstant seinen gut aufbereiteten Lehrstoff. Bestimmt wird der Lehrinhalt faktenbezogen durch die Menge abzuarbeitender Inhalte. Eine Justierung von Lehraktivitäten in Bezug auf die Bedürfnisse der Studenten findet kaum statt. In dieser Stufe hängt die erfolgreiche Bewältigung der dem Lernenden vermittelten Informationen allein vom Lernenden ab. In dieser Ebene des Lehrens misst sich Lehrerfolg allein an der Qualität des Lernenden. Lern- und Lehrerfolg werden mit Hilfe von Leistungstests ermittelt. Unterschiede zwischen Studenten resultieren aus Motivation, Vorbildung und Kompetenz. Ein Schwerpunkt dieser Lehrform liegt auf der Selektion und Separation von guten und schlechten Lernenden. Ein typischer Vertreter dieser Lehrform ist der Frontalunterricht und das Benotungssystem in Schulen. Auch Standardvorlesungen in Hochschulen mit anschließender Prüfung folgen oft diesem Schema. Das in vielen Hochschulen verwendete Werkzeug der Evaluation einer Vorlesung durch Studierende hebt die Hochschullehre teilweise Stufe zwei.

Die zweite und nächsthöhere Stufe wird auch als blame-the-teacher-Theorie bezeichnet. Lehrer auf Ebene zwei haben ein umfangreiches Arsenal an Hilfswerkzeugen für Management und Optimierung von Lehrressourcen und Lehrprozesses. Hinzu kommen Verbesserungen durch, wie Biggs sie nennt, “how to”-Kurse zur effizienteren Lehre, wie beispielsweise prozedurale Regeln zur Steuerung der Lerngruppe, Verbesserung des Auftretens und Verwendung von Lehrmedien [Biggs and Tang, 2011, S. 18f]. Hauptaugenmerk liegt hier auf einer optimierten Vermittlung von Lehrinformationen und Bildung eines Rahmens für eine gut organisierte Lehre. Lehrerfolg ist in dieser Theorie mit der Qualität der Lehrinhalte und den Lehrenden verknüpft. Dieser Ansatz ist stark Lehrer-zentriert und zielt auf ein verbessertes Management des Lehrprozesses ab. Diese Betrachtungsweise der Lehre wird häufig von administrativen Bereichen eingesetzt, um Lehrkräfte zu beurteilen und gegebenenfalls Verwaltungsentscheidungen zu treffen. Biggs hebt hervor, dass das Portfolio aus Lehrkompetenz nicht notwendigerweise eine Aussage über Lehreffektivität bietet. Wie bereits erwähnt, sind Evaluations-Bögen, wie sie unter anderem in

der Hochschullehre der Universität Rostock zum Einsatz kommen, Werkzeuge zur Leistungsmessung von Lehrenden. Die Ergebnisse dieser Evaluationsbögen sind durch den Erfolg der Studenten, Sympathie gegenüber dem Dozenten und einer nicht notwendigerweise kompetenten subjektiven Einschätzung des didaktischen Vorgehens des Dozenten durch den Studenten beeinflusst.

Die dritte Ebene und damit nach Biggs höchste Form des Lehrens setzt erneut den Studenten in den Fokus. In dieser studentenzentrierten Sicht stehen die Lernaktivitäten des Lernenden in direkter Korrelation zu Lern- und Lehrerfolg. Vorab sind hierfür folgende Punkte durch den Lehrenden festzulegen. Was ist das konkrete Lernziel? Welche Themenbereiche sollen in welcher Verständnisebene durchdrungen sein? Welche Lernaktivitäten sind vom Studenten durchzuführen, um dieses Ziel zu erreichen? Wie kann der Lehrende seinerseits das Erreichen der Lernziele messen? Bei dieser dritten Ebene der Lehre steht weder die Qualität des Studenten noch die der Lehrkraft im Vordergrund. Vielmehr entscheiden Lernaktivitäten entsprechend ihrer kognitiven Anforderungen und Lernzielbezogenen Ausrichtung über Erfolg und Misserfolg. Das Lehren bekommt auf dieser Ebene laut Biggs eine lediglich unterstützende Rolle zugewiesen [Biggs and Tang, 2011, S. 20].

Die Ebenen des Verständnisses Die Aneignung des Wissens und mit ihr zu erreichender Ebenen des Verständnisses unterteilt [Biggs, 1999, S. 67] in fünf Ebenen. Wie in Abbildung 2 dargestellt, steigern sich diese über das Erfassen einzelner Informationen zum Sammeln fragmentierter Fakten und der anschließenden Verknüpfung und Generalisierung. Lernen bewirkt eine Erhöhung von Menge und Struktur bekannter Informationen. Biggs unterteilt das Lernen in die quantitative und qualitative Phasen. Zu Beginn steht das Anhäufen von Informationen, beispielsweise das Markieren wichtiger Fakten, im Vordergrund. Die erste Phase ist hauptsächlich durch deklaratives Wissen bestimmt. Die zweite Phase ist bestimmt durch das Verknüpfen, Elaborieren beziehungsweise Bilden eines übergeordneten Verständnisses. Laut Biggs findet erst in der zweiten Phase eine konzeptuelle Veränderung im Gehirn statt. Sie bildet funktionales Wissen aus und ist abhängig von einem tiefgehenden Verständnis des Fachgebiets und seiner Anwendungen [Biggs and Tang, 2011, S. 93]. Die zweite Phase wird in dieser Arbeit als die Ausprägung eines konzeptuellen Verständnisses (untersucht in [Nicolay et al., 2015a]) bezeichnet. Kapitel 3.2.1 beschreibt basierend auf diesem Prozess Methoden zur Bildung von Informationsstrukturen in Form semantischer Netzwerke.

Surface und Deep Learner Biggs unterteilt Lernertypen und den verbundenen Lernerfolg in zwei Hauptarten. Während Deep Learner bereits bei einem geringen Aktivierungsgrad eine hohe Ebene des Verständnisses erreichen, benötigen Surface Learner, mit einer dem Namen nach oberflächlichen Auffassungsgabe, einen höheren Aktivierungs-

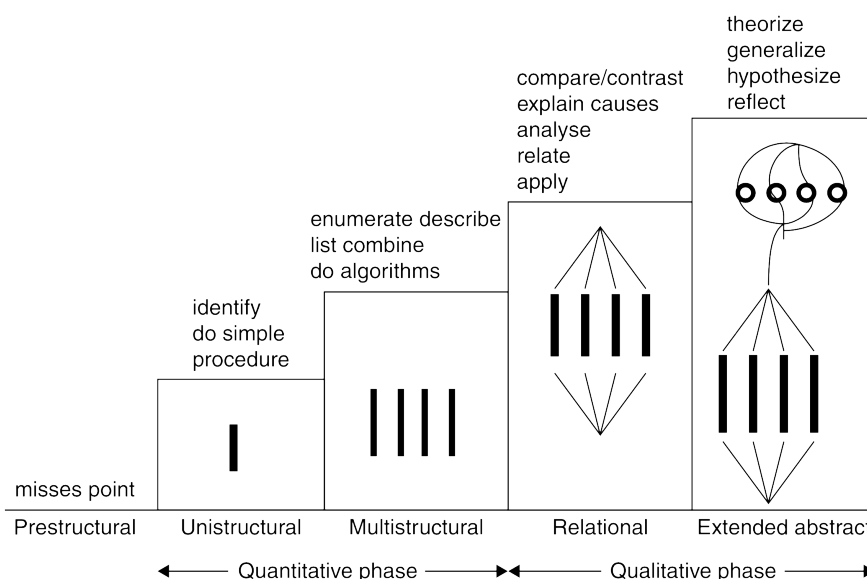


ABBILDUNG 2: DIE VERSCHIEDENEN STUFEN DES VERSTÄNDNISSES UND VERBEN ZUR BESCHREIBUNG PASSENDER LERNAKTIVITÄTEN NACH [BIGGS AND TANG, 2011, S. 91]

grad, um eine ähnliche Durchdringung des Lernstoff zu erzielen. John Biggs beschrieb dies in Abbildung 3 durch die zwei mit Susan und Robert benannten Kurven. Als Ausgangspunkt für diesen Unterschied nennt Biggs verschiedene Arten von Lernaktivitäten. Im Gegensatz zu Susan haben Roberts Lernaktivitäten einen niedrigeren kognitiven Aufwand. Während der Abstand des Verständnislevels zwischen Susan und Robert bei niedriger Aktivierung im Lernprozess sehr hoch ist, kann Surface Learner Robert dieses Defizit erst durch einen erhöhten Aktivierungsgrad während des Lernprozesses ausgleichen. Auch Susans Verständnis verbessert sich mit zunehmenden Aktivierungsgrad. In Bezug auf einen eher geringen Aktivierungsgrad universitärer Vorlesungen, wie in Abbildung 3 durch Biggs als Beispiel angeführt, liegt nahe, dass Verfahren zur themenbezogenen Aktivierung von Zuhörern während der Veranstaltung das Verständnis fördern. Einen Ansatz zur Aktivierung von Zuhörern einer Vorlesung wird in Kapitel 5 vorgestellt.

Constructive Alignment Ausgehend von der konstruktivistischen Lerntheorie bezeichnet das von Biggs benannte Lehrdesign Constructive Alignment einen Lehrprozess, in dem Lernaktivitäten zur Konstruktion eigenen Wissens gefördert und angeglichen werden sollen. Biggs bezieht Alignment hier auf eine Anpassung von Lehraktivitäten (zusammengefasst Teaching Learning Activities) und Messungen von Lernerfolg anhand eines festgelegten Lernziels. Hauptaugenmerk liegt demnach eher bei der Steuerung korrekter Lernaktivitäten in Hinblick auf konkrete Lernziele als bei der Abfrage zu lernender Themen. [Biggs and Tang, 2011, S. 98].

Ausgehend von der Theorie sind sowohl der Inhalt konsumierter Lehrmedien als

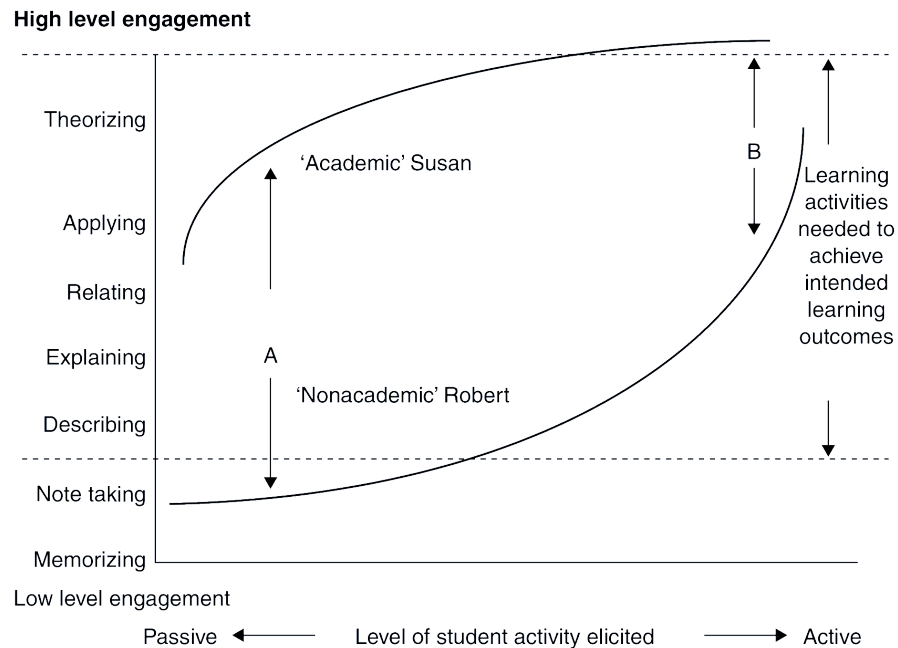


ABBILDUNG 3: DER EINFLUSS VON AKTIVIERUNGSGRADEN AUF DIE EBENEN DES VERSTÄNDNISSES VON SURFACE UND DEEP LEARNERN AUS [BIGGS AND TANG, 2011, S. 6]

auch die hiermit verbundenen Aktivitäten ausschlaggebend für einen Lernerfolg. Letzteres stützt die in dieser Arbeit verfolgte Annahme, dass die Beobachtung konsumierter Lehrinhalte in Verbindung mit an diesen Inhalten durchgeführten Lernaktivitäten Rückschlüsse auf die Qualität des Lernprozess und den Fortschritt des Lerners liefern. Wichtig hierfür sind Informationen über das aktuelle Lernziel im Rahmen des Lehrplans (Meta-Struktur) und die Intention des Dozenten bei der Verwendung konkreter Lehrmedien. Ersteres kann aus aktuellen Management-Systemen, beschrieben in Kapitel 2.1, gewonnen werden. Das mentale Modell des Dozenten in Bezug zu erzeugten Lehrmaterialien wird im Rahmen dieser Arbeit in Kapitel 6 untersucht. Kapitel 5 betrachtet vorab, inwieweit mit Hilfe dieser Informationen und den Beobachtungen von Lernaktivitäten Rückschlüsse auf erreichte Verständnisebenen und gegebenenfalls Eigenschaften des Lerners entsprechend der Einteilung von Deep- und Surface Learner möglich sind. Die Anwendung der Ergebnisse dieser Arbeit sollen eine frühzeitige Justierung der Lehre durch das Erfassen dieser Informationen auf Basis der Beobachtung von Lernaktivitäten fördern.

3.1.3 DIE GENERATIVE VERARBEITUNG VON INFORMATIONEN

Bevor eine Beobachtung von Lernaktivitäten durchgeführt werden kann, müssen zwei Fragen geklärt werden: Welche Interaktionen mit Lehrstoff sind für eine Beobachtung relevant und welche Lernprozesse liegen diesen Interaktionen zugrunde? In diesem Ab-

schnitt werden der Prozess des Generativen Lernens, diskutiert in [Wittrock, 2010], [Lee et al., 2008], [Leutner et al., 2014], [Fiorella and Mayer, 2016] sowie [Mayer, 2014] und mit ihm einhergehende Interaktionen mit dem Lernstoff beschrieben. Die ersten Anfänge der Generativen Lerntheorie wurden bereits 1932 durch Bartlett [Bartlett, 1932] gelegt und durch die kognitiven Entwicklungstheorien von Piaget begleitet. Im Rahmen dieser Arbeit dient sie zur Festigung der Annahme, dass die vorab beschriebenen Lernaktivitäten Rückschlüsse auf kognitive Prozesse beim Verarbeiten und Aufnehmen von Informationen erlauben.

Die Theorie zur Generation von Wissensseinheiten ist durch die Ableitung distinktiver Assoziationen aus empfangenen Informationen und die Verknüpfung selbiger mit bestehendem Wissen definiert [Wittrock, 2010, S. 41]. Lernende nehmen somit Informationen nicht passiv auf, sondern integrieren diese in einem aktiven Prozess ins eigene Weltbild. Wittrock beschreibt das Lernen als semantische Assoziation neuer Stimuli auf bekannte Wissenskonzepte. Dem Lehrenden kommt hierbei die Aufgabe zu, diese distinktiven Assoziationsprozesse durch sequenzielle Informationsübermittlung, angepasst an die bekannten Wissenskonzepte der Studenten, zu unterstützen. Wittrock beschreibt in [Wittrock, 1989] vier Hauptkomponenten für den Prozess des Generative Learning:

- Die Generation von Verknüpfungen (Assoziationen und Akkomodation) zwischen zu lernenden und bekannten Wissen,
- Das Vorwissen mit dem neue Informationen verknüpft werden können,
- Die Motivation als Bereitschaft den Sinn von Informationen zu durchdenken,
- Die Aufmerksamkeit zur Fokussierung auf die relevanten eintreffenden Informationen.

Im Fokus dieser Arbeit steht die Kenntnis über das Vorwissen des Lernenden und die Identifikation potentieller Assoziationspunkte neuer Stimuli.

Die Strukturgenese im Lernprozess Im Zuge der Strukturgenese existieren zwei Hauptprozesse zur Integration von Informationen in die eigene Wissensumwelt.

Assoziationen ermöglichen eine Verknüpfung von Begriffen aufgrund semantischer Beziehungen. Zu Beginn des 20. Jahrhunderts entdeckte Gustav Aschaffenburg, dass Begriffe in unserem Gehirn miteinander verknüpft sind [Aschaffenburg, 1895]. So rufen Wörter wie Mutter-Vater oder weiß-schwarz häufig gleiche Assoziationen hervor. Aufgrund dieser Erkenntnis kann davon ausgegangen werden, dass Begriffe im Gehirn in Form einer nicht hierarchischen oder sortierten Struktur verknüpft sind. Modelliert man diese Präsentation von Wissen, bilden die Begriffe die Knoten eines Netzwerks und die Assoziationen die Kanten zwischen diesen Knoten. Diese Repräsentation dient als Ausgangspunkt dieser Arbeit. Bezogen auf die Strukturgenese im Lernprozess und der in

Abschnitt 3.1.3 beschriebenen Lerntheorie bedeutet dies, dass das Hinzufügen und Verarbeiten neuer Begriffe in einem semantischen Netz durch die Bildung neuer Knoten und die Verknüpfung dieser mit bestehenden Begriffen durch die Bildung neuer semantischer Kanten abbildbar ist.

Eine weitere Perspektive ist die Betrachtung der Prozesse zur Aufnahme von Informationen im Sinne der Akkomodation und Assoziation. Piaget benennt Schemata als anwendbare Einheiten von Vorwissen bzw. Vorstellungen von der Welt. Er beschreibt die Assimilation als Verfahren, neues Wissen aufzunehmen und ein vorhandenes kognitives Schema zu erweitern [Piaget, 1975, S. 348]. Dies funktioniert nur wenn das bestehende kognitive Schema auf die aktuelle Situation passt, beispielsweise ein Motorrad fahren zu können, weil die betreffende Person Erfahrungen mit Motorrollern besitzt. Akkommodation bezeichnet den Prozess der Anpassung oder Restrukturierung eines vorhandenen Schemas. Können neue Inputs mit bestehenden Schemata nicht verarbeitet werden, ist eine Justierung oder Erweiterung eines bestehenden Schemas notwendig. Dies erweitert die Wahrnehmung der Person auf diese Sachverhalte [Oerter and Montada, 2008, S. 920]. In Bezug auf die Abbildung in einem semantischen Netz bilden Knotencluster bestehende Schemata bestimmter Themenbereiche ab. Die Restrukturierung durch eine Verbindung einzelner Netzteile beispielsweise erlaubt eine Verknüpfung und Neuinterpretation bestehender Informationen in vorher unverbundenen Kontexten.

In die eigene Wissensumwelt werden bei weitem nicht alle Informationen integriert. Für einen effizienten Lernprozess ist es demnach notwendig (und wird nicht selten vernachlässigt), eintreffende Informationen nach Relevanz zu selektieren und entsprechend ihres Inhalts zu organisieren.

Select-Organize-Integrate als kognitive Theorie des multimedialen Lernens

Das SOI-Framework beschreibt eine stark mit dem Generativen Lernen verknüpfte kognitive Theorie. Fiorella beschreibt diese (vorgestellt in [Mayer, 2005] zusammenfassend überarbeitet in [Fiorella and Mayer, 2016, S. 718ff]) als System aus drei Hauptprozessen und zugehörigen Speichern für Auswahl, Organisation und Integration (engl. select-organize-integrate), dargestellt in Abbildung 4. Diese Prozesse identifiziert Mayer [Mayer, 2005, S. 37] als essenziell für das sogenannte Active Learning. Eintreffende Stimuli (als Beispiele werden Wörter und Grafiken genannt) werden nach Relevanz selektiert und für kurze Zeit im sensorischen Speicher gehalten. Mayer [Mayer, 2005, S. 34] beschreibt eine Limitierung der Kapazität für audio/visuelle Kanäle. Aus diesen bilden Studenten zusammenhängende kognitive Strukturen. Diese Strukturen bzw. Modelle sind im Arbeitsspeicher abgelegt und werden im dritten Schritt in bestehende Strukturen des Langzeitgedächtnis integriert. Die Organisation und Übertragung von Informationen von Arbeits- ins Langzeitgedächtnis wird als generative Verarbeitung bezeichnet und erfordert eine aktive Auseinandersetzung mit dem Lehrstoff.

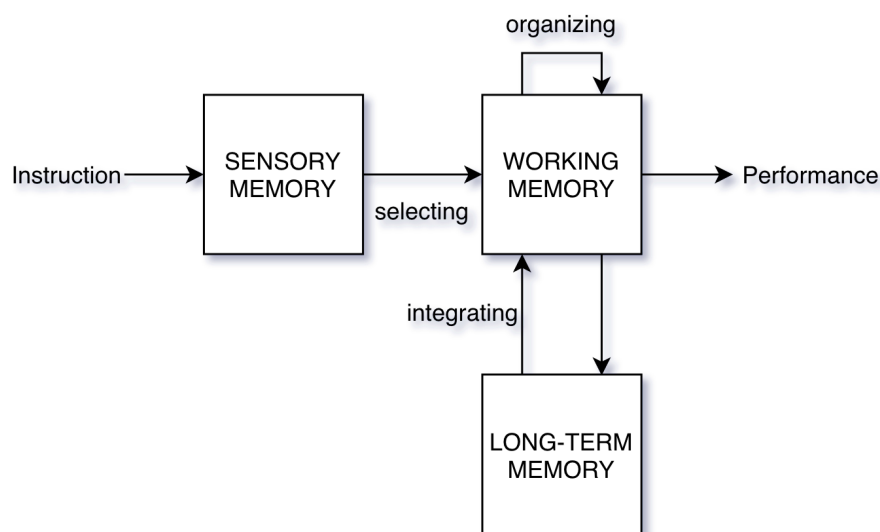


ABBILDUNG 4: DIE DREI HAUPTKOMPONENTEN DES SOI MODELLS AUS [FIORELLA AND MAYER, 2016, S. 719]

Auch SOI unterscheidet verschiedene Lernenden-Zustände. Zusammengefasst nennen [Fiorella and Mayer, 2016, S. 20] hier in kognitiv anspruchsvoll aufsteigender Reihenfolge die Modi der:

- passiven Verarbeitung als Konsum von Informationen ohne aktive Auseinandersetzung mit dem Inhalt,
- aktiven Verarbeitung als aktive Form der Auseinandersetzung mit Inhalten (beispielsweise Verfassen von Notizen, Markieren zum Hervorheben),
- konstruktiven Verarbeitung von Informationen und Entwicklung neuer Zusammenhänge und Ideen in Bezug zu diesen Informationen (beispielsweise Herleiten von Zusammenhängen),
- interaktiven Verarbeitung als konstruktive Verarbeitung und Debatte mit anderen Studenten (beispielsweise Beantwortung von Fragen und Verteidigung von Sachverhalten).

Die Aktionen der Organisation von Inhalten und Integration von Informationen in bestehende Strukturen sind im Bereich der konstruktiven Verarbeitung zu sehen und damit mit generativen Lernprozessen verknüpft. Verschiedene Modi sind für unterschiedliche Lernszenarien geeignet. Im Frontalunterricht beziehungsweise Vorlesungen sind die Modi der passiven oder einfachen aktiven Verarbeitung möglich. Es geht darum, einen kontinuierlichen Strom aus Informationen aufzunehmen, nach Relevanz zu prüfen, zu organisieren und im eigenen Wissensmodell zu verarbeiten. Komplexere Formen der Verarbeitung,

wie die konstruktive und interaktive Verarbeitung des Lehrstoffs findet in Gruppen- und Projektarbeiten sowie in der Phase der Elaboration des Wissens statt.

Untersuchungen in Bezug auf Motivation und Handlungsbereitschaft im Lernprozess zeigen, dass die Leistung eines Lernalers mit dem Grad seiner Aktivität im Lernprozess steigt. Möglichkeiten zur aktiven Auseinandersetzung mit dem Lehrstoff werden im Rahmen des “Coding” zusammengefasst.

Aktive Handlungen zur Unterstützung generativer Lernprozesse – Coding

Im Kontext des Generativen Lernens werden aktive Handlungen zur Interaktion mit empfangenem Lernmaterial und zur Unterstützung der Verarbeitung als Coding bezeichnet. Abhängig von den Eigenschaften des Studenten und der Art der Informationen können zur Verarbeitung empfangener Informationen unterschiedliche Strategien zum Einsatz kommen. Genannt werden in [Fiorella and Mayer, 2016, S. 1] unter anderem: das Zusammenfassen, das Mappen, das Zeichnen, das Vorstellen, der Selbsttest, das Herleiten, das Lehren und das Vorführen. Untermuert werden diese in Bezug zum generativen Lernerfolg durch Untersuchungen zu verschiedenen Coding-Strategien [Lee et al., 2008, S. 113]. Die aktive Auseinandersetzung in Form von Verknüpfung und Organisation von Informationen haben laut der durch Hyeon Woo Lee vorgestellten Studien einen großen Einfluss auf die Merkfähigkeit und das Hinzulernen neuer Informationen. Relevant für diese Arbeit ist, inwieweit sich die bewusste Identifikation assoziativer Stimuli durch Studenten während vortragender Lehrvorgänge, beispielsweise einer Vorlesung mit Hilfe digitaler Werkzeuge, aufzeichnen lassen und inwieweit diese Beobachtungen Rückschlüsse auf verarbeitete Themen und deren Relationen erlauben. Es stellt sich die Frage, ob sich beobachtete Lernaktivitäten (am Beispiel einer Vorlesung) zerlegt in einzelne Aktionen (beschrieben als Coding) auf kognitive Prozesse im Lernenden zurückführen lassen. Die Hypothese wird wie folgt formuliert: Hashtags als folksonomisches Mittel der Annotation digitaler Medien eignen sich als Werkzeug zur Identifikation von Assoziationen durch ihre Repräsentation relevanter Assoziationsbegriffe.

3.2 DIGITALE MODELLE ZUR ABBILDUNG VON LERN- UND LEHRPROZESSEN

Als das sogenannte Multimedia-Prinzip beschreibt Mayer: “Menschen lernen intensiver von Wörtern und Bildern als von Wörtern allein” [Mayer, 2005, S. 31]

Dieser Abschnitt betrachtet aktuelle Lehr- und Lernsysteme in Bezug auf die in den Abschnitten 2.2 und 3.1.3 motivierten und vorgestellten Theorien der Wissensaneignung, sowie die in Abschnitt 3.1.3 beschriebenen Modellierungen von Wissensstrukturen. Während der Prozess der Kommunikation von Informationen Schwerpunkt von Kapitel 4 ist, beschreibt dieser Abschnitt relevante Modelle des Learning Analytics. Mit dem Ziel der korrekten Steuerung des Lernprozesses beschäftigt sich das Gebiet des Learning Analytics mit der Frage, auf welche Weise die Beobachtung von Lernprozessen Einblicke

in den Lernerfolg und somit notwendige Schritte zur Lenkung des Lernenden liefern. Während gesuchte Informationen schnell und in sehr großem Umfang verfügbar sind, stellt die Lenkung der Aufmerksamkeit des Studenten durch die Menge irrelevanter und relevanter Informationen und derer Bezüge zueinander eine große Herausforderung dar [Pirulli and Kairam, 2013, S. 140]. Abhängig vom Lernziel kann diese Justierung zwischen unterschiedlichen Nutzern der gleichen Informationsmenge stark abweichen. Ein ungelenkter Informationsfluss führt, wie am Beispiel vom freien Browsing mit Laptops in Vorlesungen gezeigt [Hembrooke and Gay, 2003, S. 55], durch Überschreitungen von Kanalkapazitäten zu einer Verschlechterung des Lerneffekts. Im Folgenden werden verschiedene digitale Informationsmodelle über den Lehrstoff und Modelle zur Verfolgung der sich in ihnen bewegenden Studenten betrachtet.

3.2.1 MODELLE ZUR ABBILDUNG KOGNITIVER PROZESSE

Dieser Abschnitt ist in zwei Bereiche unterteilt. Begonnen wird mit einem kurzen Überblick über den Fachbereich der Kognitiven Systeme zur Übertragung menschlicher Eigenschaften und Prozesse in digitale Systeme. Im zweiten Abschnitt folgt ein kurzer Überblick über das “Business Process Model and Notation” (BPMN), einem Formalismus, mit dessen Hilfe kognitive Prozesse in Kapitel 4.2 formalisiert werden.

Menschliche Eigenschaften in Kognitiven Systemen Kognitive Systeme im Bereich der Informatik befassen sich mit der Entwicklung von Formalismen, Algorithmen und Modellen sowie der Entwicklung von Systemen unter Verwendung von Erkenntnissen der kognitiven Psychologie. Hieraus ergeben sich die Hauptbestandteile “Wissensrepräsentation” (Schemata, Semantische Netze,...) und die davon abhängige “Wissensverarbeitung” (durch Prozedurale Regeln, Deduktion, Inferenz). Das Themengebiet der Kognitiven Systeme vereint somit Konzepte der künstlich intelligenten Systeme mit Wissensrepräsentation, Inferenz, Planung, maschinellem Lernen mit den Modellen der Psychologie, unter anderem Wahrnehmung, Motivation, Emotionen, Entscheidungsfindung, Gedächtniskonzepten. Laut [Schmid, 2015] bedeutet eine solche Verbindung, eine Erweiterung intelligenter Erfolgs- bzw. Performance-orientierter Algorithmen zur Lösung komplexer Probleme mit psychologischen, “menschlichen” Strukturen und Prozessen von Motivation, Emotionen und Vergessen. Als Resultat tritt die reine Performance und Leistungsmessung zur Bestimmung der Qualität einer Lösung in den Hintergrund. Der Mensch dient als Vorbild für Kognitive Systeme. Es ergeben sich unter anderem folgende Eigenschaften: Menschen sind durch Sensoren und Aktoren mit ihrer Umwelt verbunden. Sie verarbeiten Informationen mental und besitzen hierfür kognitive Funktionen für die Mustererkennung, die Handlungskontrolle und das Schlussfolgern über Wissensrepräsentationen sowie der Fähigkeit aus Erfahrungen zu lernen und lösungsorientierte Entscheidungen zu treffen. Alle Verarbeitungsprozesse sind entsprechend ihrer Kanäle in

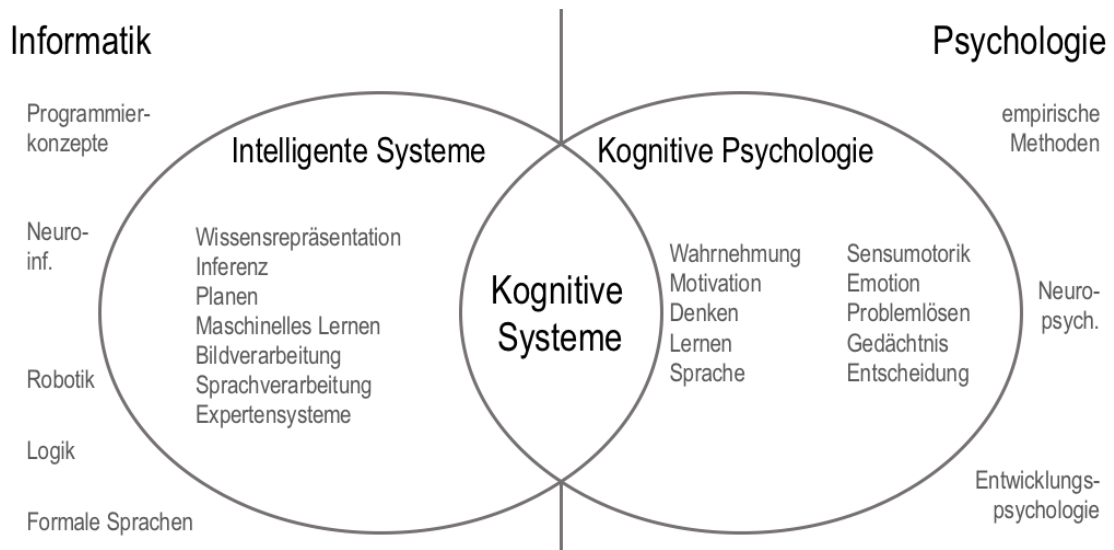


ABBILDUNG 5: INFORMATIK UND PSYCHOLOGIE IM VERBUND KOGNITIVER SYSTEME [SCHMID AND SIEBERS, 2013]

ihrer Ausführung kapazitiv begrenzt. Die Durchführung der Funktionen und Fähigkeiten sind durch Motivation und Emotionen beeinflusst.

Für den Bereich der Kognitiven Systeme ergeben sich zwei Anwendungsperspektiven – die ingenieurwissenschaftliche Nutzung psychologischer Erkenntnisse zur Realisierung von Systemen mit kognitivem Verhalten und die erkenntniswissenschaftliche Analyse kognitiver Prozesse mit Hilfe digitaler kognitiver Modelle. Für diese Arbeit ist die erkenntniswissenschaftliche Richtung zur Analyse beobachteter Prozesse mit Hilfe von Abbildungen in Modellen relevant. Einflussfaktoren wie Motivation und Emotionen werden im Rahmen dieser Arbeit nicht betrachtet und entsprechend der modellbasierten Reduktion im Folgenden vernachlässigt. Gemäß einer Grundlagenvorlesung zu Kognitiven Systemen an der Universität Bamberg im Jahr 2013 [Schmid and Siebers, 2013], ist die menschliche Kognition und ihr Modell nur funktional und nicht strukturell vergleichbar. Es gibt verschiedene Ansätze der kognitiven Modellierung. Eine Vereinheitlichung wird durch das Feld der kognitiven Architekturen beschrieben.

Kognitive Architekturen schaffen, mit dem Ziel einer “unifizierten” Theorie der Kognition, eine Vergleichbarkeit verschiedener, mit ihrer Hilfe definierter kognitiver Modelle. Hierzu legen kognitive Architekturen die Mechanismen der kognitiven Verarbeitung mit der Annahme, dass diese in allen Bereichen konstant sind fest. Nachteile sind, Einschränkungen auf die Architektur formulierbarer Modelle und die erhöhte Komplexität der Modellierung. Laut [Schmid and Siebers, 2013, S. 25f] sind verbreitete Architekturen: Adaptive Control of Thought-Rational (ACT-R) [Whitehill, 2013], State Operator Apply Result (Soar) [Laird, 2012], Cogent [Cooper and Fox, 1998], Clarion (mit Fokus auf expliziten und impliziten interaktionen) [SUN et al., 2001] und die Theo-

rie zu Persönlichkeits-System-Interaktionen (PSI-Theorie) [Dörner, 2002], wobei einige davon vor allem akademischen Charakter haben und über den Rahmen akademischer Experimente nicht hinausgekommen sind. Weiterhin existieren spezielle Modelle, welche nicht effizient in einer Architektur umsetzbar sind. Häufig werden diese speziellen Modelle direkt in Programmiersprachen wie Prolog umgesetzt. Als Beispiele werden hier: Human Associative Memory [Anderson and Bower, 2014] und der Analogie-Löser [Evans, 1968] genannt. Konnektionistische Ansätze wie neuronale Netze basieren auf basalen Prozessen wie Lernen und Verstärkung, z. B. das Parallel Distributed Processing [Rumelhart and McClelland, 1986]. Probabilistische Modelle wie Bayesian Knowledge Tracing (BKT) nutzen wiederum statistische Optimierungen zur Berechnung und für den Erwerb von Konzepten und Regeln.

Modellierung kognitiver Prozesse mit BPMN Die Modellierungssprache “Business Process Model and Notation” ist eine international verwendete Standardsprache zur Prozessmodellierung. Entwickelt zur Spezifikation von Geschäftsprozessen und als ISO 19510 standardisiert, sind BPMNs, angelehnt an UML Activity-Diagramme, in der Lage vielschichtige Prozessabläufe übersichtlich zusammenzufassen. Die im Zuge die-

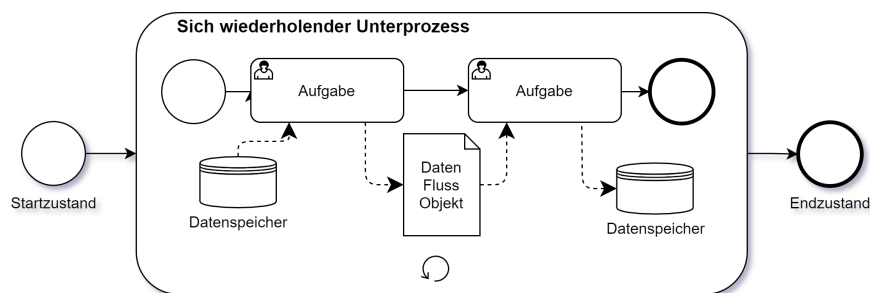


ABBILDUNG 6: GRUNDBAUSTEINE DER BUSINESS PROCESS MODEL AND NOTATION VERWENDET IN KAPITEL 4.2

ser Arbeit verwendeten Bausteine sind in Abbildung 6 skizziert und beschränken sich auf Start- und Endzustände zur Beschreibung von initialen oder finalen Prozesspunkten, Datenflussobjekten zur Beschreibung des Informationsflusses, von Aufgaben zur Beschreibung personenbezogener kognitiver und physischer Handlungen sowie les- und beschreibbarer Datenspeicher. Aufgaben können in weitere Teilprozesse zerlegt dargestellt werden. Im Falle von Interaktionen zwischen Personen kommen nebenläufige Prozesse sowie zeitgesteuert auslösende Events, der Austausch von Aufgaben und Möglichkeiten zur Entscheidung hinzu.

Diese Notation ist intuitiv gut lesbar. Relevante Pfade und beteiligte Stakeholder sind schnell erfasst, und durch die Unterstützung nebenläufiger und sich wiederholender Prozesse können Interaktionen zwischen Menschen und von Menschen mit Materialien effizient dargestellt werden.

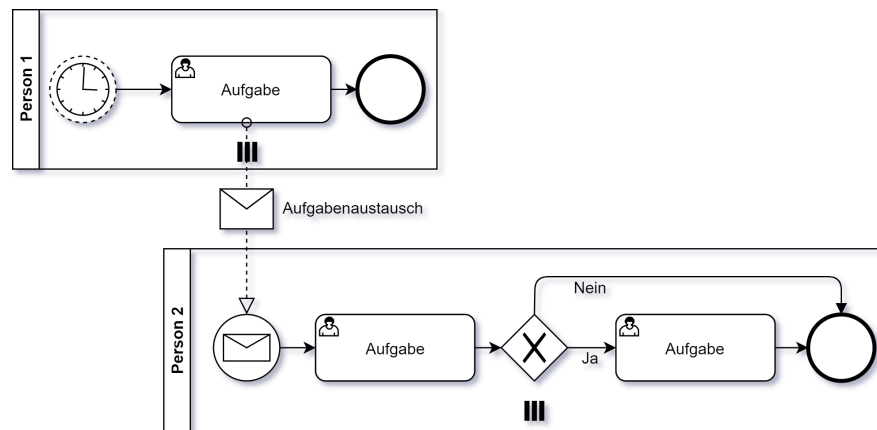


ABBILDUNG 7: GRUNDBAUSTEINE DER BUSINESS PROCESS MODEL AND NOTATION VERWENDET IN KAPITEL 4.2

3.2.2 MODELLE ZUR ABBILDUNG VON WISSENSZUSTÄNDEN

In den folgenden Kapiteln werden sowohl Annahmen über den Zustand als auch Zustandsänderungen im Wissen des Lernalers getroffen. Zur Beschreibung von Wissenszuständen werden Modelle aus dem Bereich semantischer Netze betrachtet. Für die Abbildung von Zustandsänderungen werden unter anderem die Modelle des Knowledge Tracings vorgestellt.

Semantische Netze Während es sich bei BKT, ACT-R und Soar um symbolorientierte Ansätze mit modellierten Regeln und statistischen Optimierungen handelt, verwenden die folgenden Kapitel trotz Einschränkungen in der strukturellen Modellierbarkeit der menschlichen Kognition [Schmid and Siebers, 2013] konnektionistische Ansätze. Unterstützt wird dieses Vorgehen durch die in Abschnitt 3.1.3 beschriebenen Verfahren der generativen Wissensmodellierung und eine Aktualisierung der Lerntheorie durch den Wandel von Lernprozessen im Zuge der Digitalisierung. Eine Beschreibung angelehnt an das Generative Lernen [Wittrock, 1989] liefert hierfür [Siemens, 2005] durch eine Abbildung von Lernprozessen als Synthese neuer Verknüpfungen zwischen Knoten semantischer Wissensnetze.

Netzwerkmodelle als Repräsentation eines Gedächtnisses wurden bereits 1970 zur Beschreibung von Assoziationsprozessen bei der Verknüpfungen von Wissenseinheiten beschrieben [Flatt, 2018]. Erste Erwähnungen fanden im Rahmen von empirischer Psychologie statt. Heutzutage sind semantische Netze ein übliches Werkzeug zur Wissensrepräsentation und zur Darstellung von Wechselwirkungen zwischen Informationen. Je nach Anwendungsfall kommen verschiedene Relationstypen (hierarchisch, gerichtet, typisiert ...) zum Einsatz. Als Vertreter zur Abbildung von Experten- und Studentenmodellen in Intelligent Tutoring Systemen nennen [Pirolli and Kairam, 2013] Carbo-

nell [Carbonell, 1970], fallbasiertes Reasoning [Han et al., 2005], Bayes'sche Netzwerke [Conati et al., 2002] und Produktionssysteme [Anderson, 2013].

Während Bayes'sche Netze und Produktionssysteme der Erkenntnisgewinnung, also der Simulation von Expertenwissen dienen, benötigt diese Arbeit Modelle, die bei der Analyse und Abstraktion von Vorgängen helfen. Semantische Wissensnetze sind hierfür gut geeignet. Wie viele Netze bestehen auch semantische Netze aus einer Menge von Knoten, die durch eine Menge von Kanten miteinander verbunden sind. Während die Knotenpunkte semantischer Netze im Bereich der Semantic-Web-Technologien Kernbegriffe repräsentieren, stellen Kanten unterschiedlich typisierte Beziehungen zwischen diesen Kernbegriffen dar. Hierzu gehören die deklarativen erläuternden Relationen zwischen Informationen oder prozedurale handlungsorientierte Verbindungen zwischen Informationen zur Beschreibung von Interaktionen zwischen Kernbegriffen. Syntaktisch unterschiedliche Kernbegriffe können auf einen gemeinsamen semantische Kontext verweisen. Ein Kontext bezeichnet eine Ansammlung für ein semantisches Thema relevanter Begriffe.

Das Vocabulary Problem beschreibt eine Schwierigkeit in der Vereinheitlichung von Schlagworten in Bezug auf gleiche Sachverhalte [Furnas et al., 1987]. Gleiche Sachverhalte werden nicht selten durch die Verwendung unterschiedlicher Begriffe in verschiedenen Kontexten gewartet. Um diesem entgegenzuwirken, bilden Folksonomien als ein durch eine Gemeinschaft gebildeter und gefestigter Konsens von Schlagwörtern eine Lösung. Dennoch sind spezielle Ausprägungen wie beispielsweise "Bellgadse" als Wort für Hund im Sprachgebrauch sozialer Messenger für Außenstehende nicht einfach zu interpretieren. Um diesem entgegenzuwirken existieren verschiedene digitale Verfahren der Unifikation. Hierzu gehören beispielsweise die semantische Unifikation verschiedener Begriffe durch Verwendung von Bibliotheken zu "Folksonomien" oder "Synsets" beziehungsweise die Bildung semantischer Cluster durch eine statistische Anhäufung mehrerer für das semantische Thema relevante Begriffe. Letzteres kommt in Modell der "Latent Dirichlet Allocation", vorgestellt in Abschnitt 3.3, zum Einsatz.

Abbildung von Informationen: Mind-, Konzept- und Topic Maps Mind-, Konzept- und Topic Maps sind übliche Vertreter semantischer Netzwerke. Sie besitzen einen relativ einfachen Aufbau, lassen sich gut von Menschen interpretieren und sind weit verbreitet im Einsatz.

Mind-Maps sind eine von Tony Buzan ab 1960 entwickelte kognitive Technik veröffentlicht in [Buzan and Haack, 1999]. Wie in Abbildung 8 dargestellt, gehen alle Verbindungen von einem zentralen Knotenpunkt aus. Mind-Maps bilden eine hierarchische Anordnung von Themengebieten um ein zentrales Kernthema. Jeder Knotenpunkt bildet wieder einen zentralen Ausgangspunkt für die Anbindung weiterer Themen. Mind-Maps können in die Klasse der Baumdiagramme eingeordnet werden. Einsatzgebiet von Mind-

Maps sind mitunter das Organisieren von Themen durch die hierarchische Kategorisierung von Aussagen und das Entwickeln von Ideen durch assoziative Anknüpfung neuer Begriffe und Sachverhalte. Nachteile ergeben sich durch die strikte Monohierarchie von Mind-Maps. In der Lehre werden behandelte Themen je nach Kontext und Lehrabsicht verknüpft. Eine Unterteilung in zentrale Leitthemen und zugehörigen Unterthemen ist in solch einem dynamischen System nur schwer möglich. Unterschiedliche Lernziele und Kontexte, sowie der sukzessive Aufbau von Lehrinhalten haben eine stetige dynamische Restrukturierung der Inhalte und ihrer Hierarchien zur Folge und führen in Mind-Maps schnell zu Redundanzen und dem Einsatz unübersichtlicher Querverbindungen.

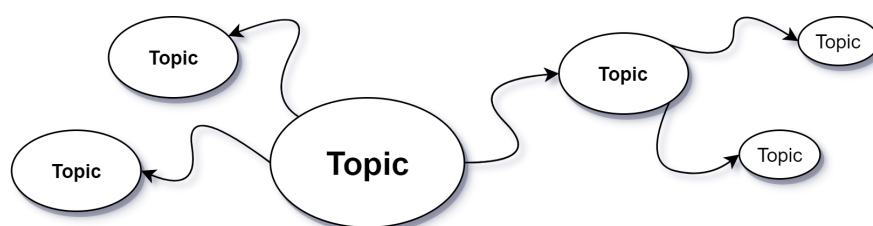


ABBILDUNG 8: HIERARCHISCHE STRUKTUR MIT UNIDIREKTIONALEN VERBINDUNGEN.

Die häufigsten Vertreter semantischer Netze ohne feste hierarchische Struktur bilden Konzept- und Topic Maps. Konzept-Maps sind ein Modell zur Darstellung von Informationen durch Knoten und ihrer Beziehungen durch prozedurale Kanten. Wie in Abbildung 9 dargestellt, sind Konzept-Maps im Gegensatz zu Mind-Maps nicht an strikte hierarchische Strukturen gebunden. Zusätzlich ist die Art der Verbindung zwischen den Inhalten einer Konzept-Map in den die Begriffe verbindenden Kanten beschrieben. Im Einsatz der Lehre beschreiben [Gurlitt and Nückles, 2010] im kognitiven Prozess der Organisation von Wissen und der Erstellung von Konzept-Maps vier notwendige Schritte: Reduktion, Strukturierung, Visualisierung und Elaboration. Die Reduktion identifiziert relevante Begriffe und beschränkt die Informationen auf die wesentlichen Bestandteile. Strukturierung und Visualisierung in der Konzept-Map organisieren die wesentlichen Inhalte entsprechend ihrer semantischen Verbindung zueinander und annotieren entsprechende Verbindungen zwischen den Inhalten. Diese ersten Schritte finden sich in abgewandelter Form in der Formalisierung des Prozesses zur Erstellung von Lehrmaterial in Kapitel 4.2.1 wieder. In der vierten Phase der Elaboration, welche eher auf der lernenden Seite relevant ist, werden auf Basis der erstellten Konzept-Map fehlende Teile und neue Verbindungen identifiziert und hinzugefügt und das bestehende Modell entsprechend erweitert. Konzept-Maps eignen sich sehr gut zum Transfer mentaler Wissens-Konzepte im Menschen (beschrieben in Abschnitt 3.1.1) in eine kommunizierbare Form. Konzept-Maps sind intensiv im Bereich der Lehre sowohl bei Reflektionsprozessen von Studenten, bei Assessments als auch in der Organisation der Lehre beispielsweise zur Erstellung von Lehrinhalten im Einsatz. Konzept-Maps bilden mentale Modelle und Konzepte ab. Es

fehlt eine direkte Verbindung zu realen Medien und Lehrinhalten.

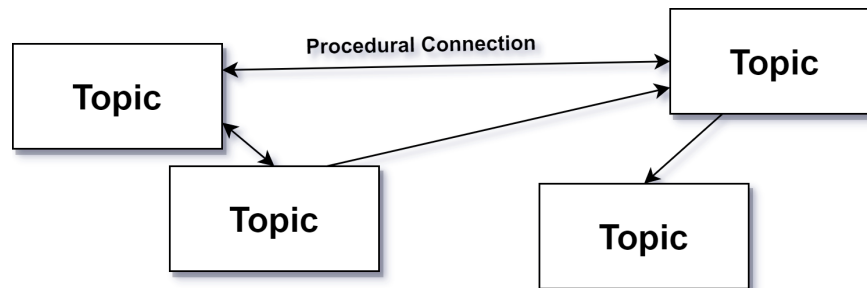


ABBILDUNG 9: GLEICHGEORDNETE BEGRIFFE MIT PROZEDURALEN VERBINDUNGEN.

Während Konzept-Maps prozedurale Verbindungen zur Beschreibung von Relationen zwischen Objekten verwenden, sind die Verbindungen in Topic Maps deklarativer Natur. Topic Maps wurden als einzige Vertreter 1999 im ISO Standard (zum aktuellen Zeitpunkt ISO/IEC 13250-5:2015) normiert. Während Konzept-Maps in der Lehre häufig bei der Zusammenfassung gelernter Wissensseinheiten Anwendung finden, erfüllen Topic Maps eher die Anforderung, Zusammenhänge zwischen semantischen Wissensbereichen und realen Wissensmedien abzubilden. Im Zusammenhang mit der Navigation in Inhalten bezeichnet [Pepper, 2002] Topic Maps sogar als GPS (Global Positioning System) des Informationsuniversums. Topic Maps besitzen wie in Abbildung 10 in Erweiterung zu Konzept-Maps einen direkten Bezug zu jeweilig semantisch relevanten realen Medien.

Topic Maps befinden sich als Semantic-Web-Technologie ähnlich dem Ressource Description Framework im Einsatz. Definiert in TAO of Topic Maps [Kivela, 2017] ermöglichen sie einen globalen Austausch von Wissen [Hunting, 2003, S. 47]. Sie bestehen aus Topics, Associations und Occurrences.

- Topics sind eindeutig identifizierbare Subjekte, über die geredet werden kann. Sie können mit Typen kategorisiert werden. Sie können durch mehrere Namen benannt sein.
- Associations beschreiben semantische Relationen zwischen Topics. Sie können typisiert sein und definierte Rollen besitzen.
- Occurrences sind alle Ressourcen aus der realen Welt, die Topics zugeordnet werden können (beispielsweise Orte, Dateien oder Gegenstände). Occurrences können typisiert sein.

Zusätzlich definiert [Kivela, 2017] Scopes. Diese legen fest, in welchem Kontext welche Topics, Associations und Occurrences verwendet werden. Vorschläge zur Implementierung von Topic Maps mit Hilfe der Web Ontology Standards wurden in [Cregan, 2005] veröffentlicht.

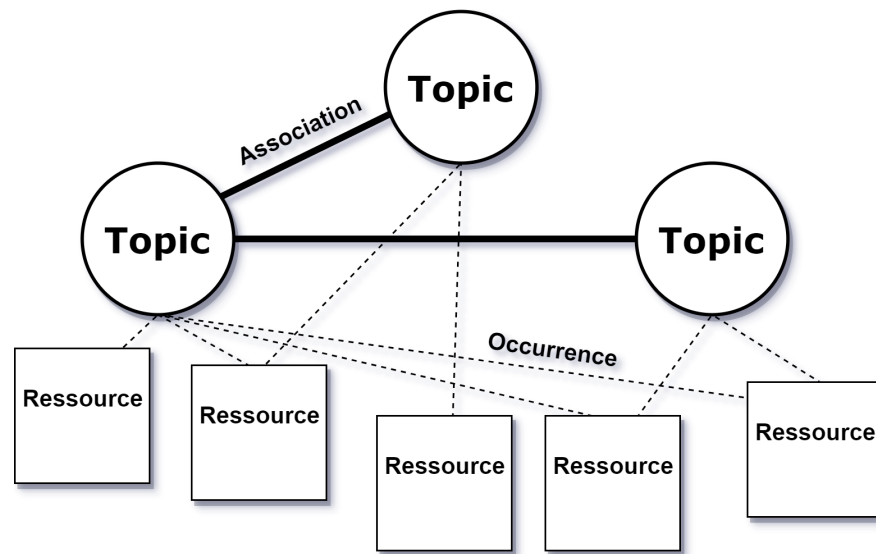


ABBILDUNG 10: GLEICHGEORDNETE BEGRIFFE MIT ASSOZIATIVEN VERBINDUNGEN UND ANBINDUNG REALER MEDIEN DURCH OCCURRENCES.

In [Nicolay, 2014] wurde die Verwendung von Topic Maps zur Modellierung einer semantischen Annotation von Vorlesungsinhalten im Rahmen dieser Arbeit erstmals beschrieben. Topic Maps besitzen die Eigenschaft hoher Flexibilität. Verschiedene Netze lassen sich durch die Verknüpfung semantischer Topics gut zusammenführen. Aufgrund der generischen Nutzbarkeit und der überschaubaren Komplexität des Modells eignen sich Topic Maps sowohl zur Abbildung der Ergebnisse aus Kapitel 5 zur Beobachtung studentischer Verarbeitungsprozesse in Vorlesungen als auch zur Abbildung der Methoden aus Kapitel 6 zur automatischen Inferenz semantischer Strukturen aus Vorlesungsinhalten. Die Verwendung des gleichen Modells für beide Bereiche geschieht nicht zufällig. Die Nutzung einer gemeinsamen Darstellungsform unterstützt das Ziel der Vergleichbarkeit vom Aufbau von Lehrinhalten und der durch Verarbeitungsprozesse rekonstruierten Informationen durch Lernende. Kapitel 4 führt zu diesem Zweck eine Erweiterung des Modells durch gewichtete Assoziationen und Occurrences ein. Eine spezialisierte Visualisierung von Topic Maps durch Verwendung von Force-Directed Graphs ist in Abschnitt 6.3.2 beschrieben.

Taxonomien und Ontologien gehören ebenfalls zur Klasse der semantischen Netze. Während sich Taxonomien ähnlich der Mind-Maps für eine hierarchische Organisation von Klassen und Instanzen eignen, erlauben Ontologien eine gleichgeordnete Modellierung logischer bzw. semantischer Abhängigkeiten. Laut [Blumauer and Pellegrini, 2006] bilden Ontologie die nächsthöhere Stufe in der formalen Beschreibung semantischer Strukturen nach Topic Maps. Sie werden unterteilt in leichte und schwere Ontologien. Während leichtgewichtige Ontologien Informationen eher generisch verknüpfen, erweitern schwere Ontologien diese um Axiome zur Präzision semantischer Interpretationen

von Klassen und Relationen [Fürst and Trichet, 2006, S. 38]. Die Bestandteile von Ontologien sind:

- Begriffe (auch Klassen genannt), die eine Menge von Eigenschaften in einer Bezeichnung kapseln. Diese können in Über- und Unterklassen geordnet sein.
- Typen zur Gruppierung von Mengen von Begriffen
- Instanzen, auch als Individuals bezeichnet, entsprechen aus Begriffen erzeugten Objekten.
- Relationen zur Beschreibung von Verbindungen zwischen Instanzen. Verbindungen können zudem Eigenschaften darstellen.
- Vererbungen zur Weitergabe von Eigenschaften einer Klasse an eine weitere.

Werden Klassen von Themen, Typen von Associations und Occurrences von Topic Maps formal eingeschränkt und definiert, wird dies als Ontologie einer Topic Map bezeichnet. In Topic Maps werden die Ontologie-Definitionen als Themen formuliert. Somit können Ontologien selbst in Topic Maps enthalten sein.

Im Anwendungsbereich dieser Arbeit sollen Aussagen über natürliche und dynamischer Wissensmengen von Menschen getroffen werden. Die formale Einschränkung von Klassen und Eigenschaften rückt in den Hintergrund. Ebenso wird die Inferenz auf konkrete Inhalte dieser Wissensmengen keine Rolle spielen. Die Ebene der Ontologien wird im weiteren Verlauf dieser Arbeit daher eine untergeordnete Rolle spielen.

Knowledge Spaces Die in [Doignon and Falmagne, 1985] eingeführte formale Struktur der Knowledge Spaces, dient zur Darstellung von Wissensgebieten und ihren jeweiligen Lerneinheiten. Diese Lerneinheiten auch als Topics bezeichnet, sind in Mengen und Teilmengen organisiert mit deren Hilfe Abhängigkeiten zwischen Lehrinformationen dargestellt werden.

Die Einführung in das Thema der Knowledge Spaces [Oliveira, 2020] beschreibt diese als Definition der Qualifikation des Lernenden über eine Menge von Aufgabenarten beziehungsweise Problemereichen bezeichnet als “Items”. Eine konkrete Fragestellung zu einem Problemereichen wird als “Instance” bezeichnet.

Die Knowledge Structure eines Knowledge Space wird über das Paar (Q, K) definiert wobei Q eine Menge von Items und K eine Menge von Teilmengen von Q sind. Q beinhaltet somit die Menge aller Qualifizierenden Problemereiche und K die möglichen Teilmengen an Qualifikation beziehungsweise den Wissenszustand in dem sich ein Lernender befindet. Oliveira zeigt hierfür folgendes Beispiel:

$$Q = \{a, b, c, d\} \tag{1}$$

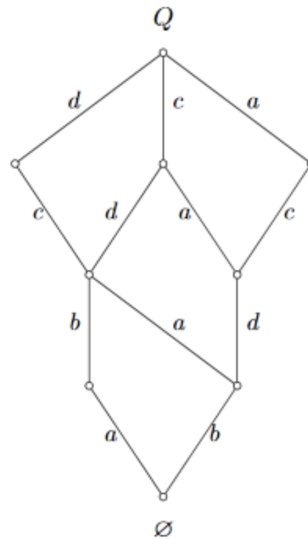
$$K = \{\{\}, \{a\}, \{d\}, \{a, b\}, \{a, d\}, \{a, b, c\}, \{a, b, d\}, Q\} \tag{2}$$

Weiterhin beschreibt [Oliveira, 2020] den Knowledge Space als eine Knowledge Structure in dem die möglichen Zustände in K die leere Menge beinhalten und geschlossen gegenüber der Vereinigung der Zustände von K sind. Die Vereinigung aller möglichen Zustände in K sind somit Teil von K .

Mit dem Ziel, dem Lernenden den Vollständige Qualifikation von Q zu vermitteln, erlaubt K nun die Beschreibung von Lernpfaden anhand von Mengen abhängiger Items. Es existieren Eigenschaften, die die Erstellung von Lehrpfaden unterstützen:

- Learning Smoothness: Nur ein Item kann zurzeit gelernt werden
- Learning Consistency: Gelerntes verhindert nicht das Lernen von Items
- Atoms: Zustände nach gelerntem Item enthält immer alle Items die notwendig sind um einen entsprechendes Item zu lernen
- Learning Sequence: Darstellung von Lernpfaden und Abhängigkeiten durch Lern-diagramme

Abbildung 11 zeigt eine Darstellung eines Lerndiagramms. In ihm sind ausgehend von der leeren Menge alle Items entsprechend ihrer Abhängigkeiten zur Erfüllung des Qualifikationsziels Q verbunden. Die Transitionen beschreiben den Qualifikationsgewinn eines Items. Knowledge Spaces eignen sich demnach zur Abbildung von Lernpfaden auf Pro-



typen und somit ein mögliches Verfahren zur automatischen Abbildung von Lehrtexten auf die Kanten eines Lerndiagramms.

Knowledge Tracing Ein weit verbreiteter probabilistischer Ansatz zur Abbildung von Wissen und Wissensänderungen wird im Bereich Bayes'scher Modelle als das Knowledge Tracing (kurz KT) bezeichnet. Knowledge Tracing findet vermehrt im Bereich des Intelligent Tutorings (kurz ITS) Anwendung. Wissen wird in ITS-Systemen häufig in "Learning Objectives" oder im Terminus des KT in "Skills" aufgeteilt. Ziel des KT ist die Bestimmung der Wahrscheinlichkeit des Lernerfolgs dieser Skills durch Studenten im Umgang mit ITS-Systemen und eine Bestimmung des prozeduralen Wissenstandes bezüglich der Skills durch die Beobachtung ihrer Anwendung. Ausgangspunkt des Knowledge Tracings sind diskrete Kompetenzbereiche, welche als Skills bezeichnet werden.

Bayes'sches Knowledge Tracing beschreibt mit 4 Parametern pro Skill ein Modell zur Bestimmung der Wahrscheinlichkeiten des Lernerfolgs eines Studenten. Ein Skill ist hierbei binär entweder ungelernt (0) oder gelernt (1). Die 4 Parameter des Skills definieren die Wahrscheinlichkeiten, dass:

- $p(L_0)$ der Skill bereits bekannt ist,
- $p(T)$ der ungelernte Skill nach Anwendung gelernt ist,
- $p(S)$ der gelernte Skill fehlerhaft angewendet wird,
- $p(G)$ der ungelernte Skill durch raten korrekt angewendet wird.

Die folgende Übersicht 12 zeigt die Variablen zur Verwendung in einem Hidden Markov Modell (HMM) zusammengesetzt. Im HMM wird das Wissen des Studenten über

Priors		Transitions		Observations	
		to known	to unknown	right	wrong
known	$p(L_0)$	from known	1	known	$1-p(S)$
unknown	$1-p(L_0)$	from unknown	$p(T)$	unknown	$p(G)$
			0		$p(S)$
			$1-p(T)$		$1-p(G)$

ABBILDUNG 12: KNOWLEDGE TRACING TRANSITIONEN NACH [YUDELSON ET AL., 2013, S. 174]

einen Skill als latente Variable K modelliert und durch Beobachtungen Q über den Studenten im Umgang mit diesen Variablen aktualisiert. Abbildung 13 beschreibt den Aufbau des HMMs und entsprechend abhängige Wahrscheinlichkeiten. Die Ausgangswahrscheinlichkeit, dass der Skill beherrscht wird, liegt bei $p(L_0)$. Aussagen über die Kompetenz bezüglich des Skills werden durch Beobachtungen im Umgang mit diesem Skill in Abhängigkeit von der Wahrscheinlichkeit des erfolgreichen Ratens $p(G)$ und der trotz Kompetenz fehlerhaften Durchführung $p(S)$ getroffen. Die Wahrscheinlichkeit, dass

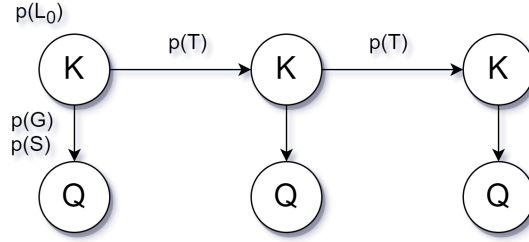


ABBILDUNG 13: HMM EINES INDIVIDUELLEN KNOWLEDGE TRACINGS NACH [ZACHARY A. PARDOS AND NEIL T. HEFFERNAN, 2010]

der Skill bei der Interaktion mit diesem erlernt wird, beschreibt $P(T)$. Sind die vier beschriebenen Parameter für alle Skills k belegt, ergeben sich zur Berechnung des Wissensstandes eines Studenten u und zur Aktualisierung seines Lernerfolgs für die Wahrscheinlichkeit, dass der Skill gelernt wurde $P(L)$ für einen Zeitpunkt t entsprechend positiv oder negativ beobachteter Anwendungen obs folgende Formeln [Yudelso et al., 2013, S. 172]:

$$p(L_1)_u^k = p(L_0)^k \quad (3)$$

$$p(L_{t+1}|obs = korrekt)_u^k = \frac{p(L_t)_u^k \cdot (1 - p(S)^k)}{p(L_t)_u^k \cdot (1 - p(S)^k) + (1 - p(L_t)_u^k) \cdot p(G)^k} \quad (4)$$

$$p(L_{t+1}|obs = wrong)_u^k = \frac{p(L_t)_u^k \cdot p(S)^k}{p(L_t)_u^k \cdot p(S)^k + (1 - p(L_t)_u^k) \cdot (1 - p(G)^k)} \quad (5)$$

$$p(L_{t+1})_u^k = p(L_{t+1}|obs)_u^k + (1 - p(L_{t+1}|obs)_u^k) \cdot p(T) \quad (6)$$

$$p(Correct_{t+1})_u^k = p(L_t)_u^k \cdot (1 - p(S)^k) + (1 - p(L_t)_u^k) \cdot p(G)^k \quad (7)$$

Bezüglich der Anpassung dieser Parameter für individuelle Studenten beschreibt Corbett ein Fitting aller vier Parameter pro Skill k durch die Ergebnisse mehrerer Studenten und der Parameter des Studenten u durch die Ergebnisse des Studenten über mehrere Skills [Corbett and Anderson, 1994]. Dies führte allerdings zu keiner signifikanten Verbesserung in der Vorhersage von Testergebnissen. Eine Anpassung von $p(L_0)$ schlagen [Zachary A. Pardos and Neil T. Heffernan, 2010] durch das Ermitteln korrekter Antworten in Vorabbefragungen zu Skills vor.

Das Knowledge Tracing bietet eine Methode, Fertigkeiten (Skills) und den Fertigkeitenzuwachs lernender Personen zu messen und zu modellieren. Hierbei spielt die Anwendung gelernter Fertigkeiten eine wichtige Rolle. Das Modell über diese Fertigkeiten und der Erfolg ihrer Anwendung unterstützt Voraussagen zu Lernerfolg (Predictive Learning Analytics) [ECAR Working Group, 2015] und zu Anpassungen im Lehrprozess durch die Erfassung von Bedürfnissen (Prescriptive Learning Analytics) [Bourkoku et al., 2016].

Abschnitt 3.1.1 unterteilt Wissen in deklaratives (faktisches) und prozedurales (anwendungsorientiertes) Wissen. Während Skills und ihre Anwendung demnach vermehrt

Aussagen über prozedurale Kenntnisse erlauben, bleibt die Frage offen, welches deklarative Wissen bezüglich dieser Skills Lehrinhalten zugrunde liegt und welche Skills ein Lernender im Umgang mit diesen Lehrinhalten mit welchem Erfolg lernt.

Um eine Erfassung von Skills in Lehrinhalten zu ermöglichen, werden Skills auf eine Menge semantischer Themen in Inhalten abgebildet. Diese Abbildung ist naheliegend, da ein semantisch abgegrenztes Themengebiet einen Cluster von Informationen zusammenfasst und die deklarative Basis (das Fakten-Wissen) einer Fertigkeit aus einer Menge von Informationen besteht (siehe Abschnitt 3.1.1).

Im Einsatz von Lehrinhalten ohne Metadaten sind sowohl die in ihnen enthaltenen Skills, als auch die von Lernenden verarbeiteten Informationen schwer zu erfassen. Kapitel 5 befasst sich mit der Fragestellung, welche deklarativen Informationen im Umgang mit Lehrinhalten durch Lernende verarbeitet werden. Kapitel 6 beschreibt Methoden, die eine Inferenz von Skills aus nicht annotierten Lehrinhalten ermöglichen. Die Ergebnisse der Kapitel 5 und Kapitel 6 werden in einem semantischen Modell zusammengefasst, dass als Ausgangspunkt zur Inferenz von Skills für den Einsatz im Knowledge Tracing dienen kann. Dieser Vorgang wird in Kapitel 8.2 beschrieben.

Die Grundlage der Erfassung semantischer Informationen aus natürlichsprachlichen Inhalten bildet das Natural Language Processing. Die folgenden Abschnitte geben einen Überblick über verschiedene Verfahren und beschreiben die Grundlagen der in dieser Arbeit verwendeten Methoden.

3.3 VERFAHREN ZUR ANALYSE NATÜRLICHER SPRACHEN

Der Terminus Natural Language Processing bezeichnet Verfahren zur Verarbeitung der natürlichen menschlichen Sprache. Eine natürliche Sprache zeichnet sich durch einen über die Zeit erfolgenden (diachronischen [Saussure et al., 2001]) Reifeprozess aus. Die Regeln natürlicher Sprachen basieren nicht auf einem kontrollierten Entwicklungsprozess und folgen nur bedingt einer umfassenden Logik. Sowohl die maschinelle Interpretation als auch die Synthese einer natürlichen Sprache bieten aufgrund ihrer hohen Dynamik und einer geringen Menge generalisierbarer Interpretationsregeln eine nicht triviale Herausforderung. Die Verarbeitung natürlicher Sprachen kann grob in zwei Forschungsbereiche unterteilt werden. Zum Ersten die Synthese natürlicher Sprache, zum Anderen die Analyse natürlichsprachlicher Konstrukte. Für diese Arbeit ist der zweite Punkt (auch als Natural Language Understanding bezeichnet) relevant. Ziel ist eine kausale Inferenz von Aussagen aus nicht annotierten Quellen durch die Interpretation natürlichsprachlicher Konstrukte, genauer gesagt die Extraktion semantischer Informationsstrukturen aus natürlichsprachlicher digitalen Lehrmedien.

3.3.1 DIE MASCHINELLE VERARBEITUNG NATÜRLICHSPRACHLICHER MEDIEN

Bevor eine Inferenz im Rahmen von Natural Language Understanding durchgeführt wird, kann das relativ intensive “Rauschen” im Informationsgehalt natürlichsprachlicher Aussagen reduziert werden. Laut Bail [Bail, 2018] sind Daten-Forscher in diesem Bereich zu 80 % der Zeit mit der Bereinigung und Organisation von Ausgangsdaten beschäftigt. Grundsätzlich sind die Daten natürlicher Sprache unstrukturiert. Es gibt Redundanzen und Inkonsistenzen.

Mit dem Schwerpunkt der Erfassung semantischer Strukturen in Mengen von Lehrmedien ist es folglich nicht notwendig die Inferenz von Informationen auf Satzebene durchzuführen. Stattdessen verfolgt diese Arbeit den Ansatz der Inferenz auf gekapselten Mengen (beispielsweise Präsentationsfolie) im Rahmen einer sogenannten “Bag-of-Words”-Annahme. Unter dieser Annahme ist die genaue Anordnung von Wörtern in einzelnen Textdokumenten nicht relevant. David Blei schreibt hierzu in [Blei, 2012, S. 82], diese Annahme sei zwar ungeeignet für Verfahren zur Synthese natürlicher Sprachen, für Verfahren zur Inferenz von Bedeutungen aus Textmengen hingegen vernünftig anwendbar und hilfreich.

Zur Reduktion des natürlichen “Rauschens” von Wörtern unter Berücksichtigung ihrer semantischen Bedeutungen wurden bei praktischen Versuchen in dieser Arbeit die folgenden (in [Nicolay et al., 2016, S. 1012] näher erläuterten) Verfahren implementiert:

1. Entfernung von Großschreibung
2. Entfernung von Stopp- und Füllwörtern ohne eigene semantische Bedeutung
3. Stemming zur Reduktion übriger Wörter auf ihren Wortstamm und Entfernung grammatikalischer Verformungen
4. Entfernung besonders kurzer Wörter
5. Entfernung von Zahlen
6. Entfernung von Wörtern, die regelmäßig in Texten auftauchen (beispielsweise Fußzeilen)
7. Entfernung von Medien mit zu kleinen Textmengen

Für die Entfernung von Stopp- bzw. Füllwörtern und das Stemming (entfernen grammatikalischer Verformungen) existieren frei verfügbare Bibliotheken. Im Rahmen dieser Arbeit wurden hierzu [Porter et al., 2015] und [Yoshiki Shibukawa, 2015] verwendet. In einem kurzen Beispiel eines Preprocessings über zehn Foliensätze von Vorlesungen verschiedener Dozenten aus dem Jahr 2018 wurden im Schnitt bei 36 Folien pro Vorlesung mit durchschnittlich 589 verwendeten unterschiedlichen Wörtern die Menge der unterschiedlichen zu verarbeitenden Wörter um ca. 31 % reduziert. Davon waren: 5 %

Nummern, 12 % Stoppwörter, 1 % zu kurze Wörter, 1 % im Fall von Vorlesungsfolien die Header und Footer und weitere 12 % Wörter entfielen bei der Reduktion aller übrigen Wörter auf gemeinsame Wortstämme.

Für die Verarbeitung von Texten natürlicher Sprache existieren umfangreiche Werkzeuge für die Programmiersprache “R”. Einige der wichtigsten beschreibt [Bail, 2018]. So werden die Bibliotheken “tm” und “tidytext” im Rahmen dieser Arbeit verwendet um geeignete Datenstrukturen für verarbeitbare Textkörper zu erstellen. Hinzu kommen Filterungen wie Stemmer und Tokenizer zur Diskretisierung von Texten in analysierbare Matrizen. Während tm einen sogenannten Corpus erstellt, der sich mit speziell hierfür entwickelten Funktionen bearbeiten lässt, erzeugt *tidytext* als Teil von tidyverse eine Liste mit je einem Wort je Zeile und dem Herkunftsdocument in Kombination mit der Anzahl seines Auftretens. Durch diese Anordnung lassen sich auch Standardfunktionen zur Arbeit auf diesen zerlegten Texten verwenden. Neben den vorab genannten Verfahren zu Bereinigung von Texten bieten beide Bibliotheken Funktionen zur Erstellung von Wort-Dokument-Matrizen. In diesen wird jeder Zeile ein Wort zugeordnet und jeder Spalte ein Dokument. Die Werte an entsprechenden Stellen geben an, wie oft ein Wort in einem Dokument vorkommt.

Für die Arbeit mit umfangreichen Textkörpern bietet das R-Paket des Structural Topic Modelings [Roberts et al., 2015] zusätzlich die Möglichkeit der Frequenzfilterung. Hierbei wird ermittelt, welche Wörter für das Topic Modeling kaum Relevanz besitzen, da sie lediglich in einem einzigen Dokument vorkommen. Dieses Vorgehen bietet bei umfangreichen Dokumentsammlungen einen erheblichen Vorteil in der Performance durch den Ausschluss von Wörtern mit geringer Verbreitung. Während im Rahmen dieser Arbeit durchgeführten Versuchen, führte es jedoch häufig zu einer umfangreichen Auslöschung des Vokabulars aufgrund einer erhöhten Wahrscheinlichkeit des vereinzelt Auftretens von Begriffen in kleinen Dokumentensammlungen mit geringer Wortmenge. Die starke Reduktion dieser einzeln auftretenden Wörter hat zwar einen überschaubaren Einfluss auf die Verteilung von Themen auf Dokumente, verringert jedoch die Aussagekraft der Themen durch die Entfernung gemeinsam auftretender (semantisch kohärenter) beschreibender Begriffe.

3.3.2 QUANTITATIVE WÖRTERBUCHBASIERTE ANSÄTZE

Wörterbuchbasierte Ansätze gehören zur quantitativen Textanalyse und beinhalten Verfahren für das Zählen der Häufigkeiten des Auftretens von Wörtern und Größen wie der Term Frequency Inverse Document Frequency (TF-IDF).

$$Weight_{w,d} = TermFreq_{d,w} \times \log \frac{DocNum}{DocFreq_w} \quad (8)$$

Letztere steigert das Gewicht mit der Häufigkeit, mit der ein Wort im Dokument erscheint und senkt es mit der Verbreitung des Worts über alle übrigen Dokumente. Große Gewichte entstehen demnach für häufig auftretende Begriffe mit unregelmäßiger Verteilung auf allen Dokumenten und sind somit ein Äquivalent für den Informationsgehalt von Wörtern. Als Negativbeispiel für hohe TF-IDF-Werte sind Stoppwörter zu sehen.

Nach [Quinn et al., 2010] stellen wörterbuchbasierte Ansätze einen ersten Schritt zur Automatisierung nach dem Lesen und Kategorisieren von Texten durch einen Menschen dar. Die Kategorien (bzw. möglichen Label) denen ein Text zugeordnet werden kann, müssen vorher bekannt sein. Hierfür ist es notwendig, Wörter und Satzkonstrukte für entsprechende Kategorien von fachkundigen Personen zusammentragen zu lassen. Dieser Prozess erfordert ein hohes Maß an Domain-Wissen und ist mit entsprechend hohem Aufwand verbunden. Nach Fertigstellung des Wörterbuchs kann die Kategorisierung von Texten mit relativ wenig Aufwand größtenteils automatisiert werden.

Ein weiteres Beispiel für wörterbuchbasierte Ansätze sind Sentiment-Analysen. Sentiment-Analysen verwenden umfangreiche annotierte Wörterbücher zu Analyse von Texten, häufig in Hinblick auf die Wahrnehmung und Emotionen der Autoren zu bestimmten Themen. Sentiment-Wörterbücher enthalten hierfür Begriffe über Emotionen, Zustimmungen oder Abneigungen und werden unter anderem aus verschiedenen Online-Foren oder Verkaufsplattformen mit Rezensionen extrahiert [Bail, 2018]. Bei der Analyse von Textstimmungen durch eine Suche nach bekannten, emotionsbehafteten Begriffen gehen wörterbuchbasierte Ansätze allerdings auch über die Klassifikation einfacher Stimmungen hinaus. So annotiert das große Wörterbuch Linguistic Inquiry Word Count von James Pennebaker [Tausczik and Pennebaker, 2010] Begriffe beispielsweise mit dutzenden verschiedenen psychologischen Parametern.

Ein Überblick über die Voraussetzungen und Aufwände verschiedener Verfahren zur Klassifikation von Textinhalten beschrieben [Quinn et al., 2010, S. 211] in Abbildung 14. In dieser wird die Skalierbarkeit und Automatisierbarkeit von LDA gegenüber wörterbuchbasierten oder gar menschlichen Verfahren deutlich.

3.3.3 TOPIC MODELING UND LATENT DIRICHLET ALLOCATION

Bei der Analyse natürlicher Sprachen versuchen wörterbuchbasierte Ansätze und Clusterverfahren Begriffen und Textstücken eindeutige Bedeutungen zuzuweisen. Nach Bail ist es eine bessere Annahme, die Bedeutung von Wörtern entsprechend ihres Verwendungskontexts zu ermitteln [Bail, 2018]. Sollen Begriffe und Textmengen entsprechend ihres Verwendungskontexts klassifiziert werden kommen Topic Models ins Spiel. Topic Models gehören zur Kategorie der unüberwachten Lernverfahren und arbeiten somit ohne vorher definierte Zielwerte. Sie dienen neben weiteren Verfahren wie Cluster Analysen und Latent-Semantic-Analysen (LSA) zur Beschreibung thematischer Kontexte in Textmengen. Gegenüber einer herkömmlichen Clusteranalyse besitzen Topic Models

3. GRUNDLAGEN DIESER ARBEIT

	Method				
	<i>Reading</i>	<i>Human Coding</i>	<i>Dictionaries</i>	<i>Supervised Learning</i>	<i>Topic Model</i>
A. Assumptions					
<i>Categories are known</i>	No	Yes	Yes	Yes	No
<i>Category nesting, if any, is known</i>	No	Yes	Yes	Yes	No
<i>Relevant text features are known</i>	No	No	Yes	Yes	Yes
<i>Mapping is known</i>	No	No	Yes	No	No
<i>Coding can be automated</i>	No	No	Yes	Yes	Yes
B. Costs					
Preanalysis Costs					
<i>Person-hours spent conceptualizing</i>	Low	High	High	High	Low
<i>Level of substantive knowledge</i>	Moderate/High	High	High	High	Low
Analysis Costs					
<i>Person hours spent per text</i>	High	High	Low	Low	Low
<i>Level of substantive knowledge</i>	Moderate/High	Moderate	Low	Low	Low
Postanalysis Costs					
<i>Person-hours spent interpreting</i>	High	Low	Low	Low	Moderate
<i>Level of substantive knowledge</i>	High	High	High	High	High

ABBILDUNG 14: KOSTEN UND AUFWÄNDE VON TEXTKLASSIFIZIERUNGSANSÄTZEN NACH [QUINN ET AL., 2010, S. 211]

nach Bail [Bail, 2018] zwei große Vorteile. Clusteranalysen weisen jeder Beobachtung (beispielsweise Dokument oder Thema) einzelne Cluster zu. Sie gehören damit zu Kategorie der single-membership models. Topic Models wie Latent Dirichlet Allocation, im Folgenden abgekürzt mit LDA, vorgestellt in [Blei et al., 2003] sind Finite Mixture Models oder auch Mixed-Membership Models. Sie repräsentieren statistische Verteilungen und beschreiben verschiedene Ebenen einer Population. So werden Unterpopulationen einer Oberpopulation zugeordnet, womit jede Beobachtung lediglich mit einer gewissen Wahrscheinlichkeit einer Ursache zugeordnet ist. Genauer gesagt wird eine Menge von Wörtern in einem Dokument mit einer gewissen Wahrscheinlichkeit einem semantischen Thema zugeordnet, wobei die Dokumente selbst aus einer Mischung aus mehreren Themen bestehen. Topic Models als statistische Modelle kommen nicht nur bei der Extraktion semantischer Informationen aus Quellen natürlicher Sprache zum Einsatz. Weitere Einsatzmöglichkeiten sind das Sortieren von Bildern anhand ihrer Features und weiterer beschreibbarer Medieninhalte. Diese Arbeit verwendet das Topic Modeling ausschließlich zur Inferenz abstrakter Themen aus natürlichsprachlichen Lehrmedien und ihren Annotationen. Als zweiten großen Unterschied beschreibt Bail, dass Topic Models komplexere Verfahren verwenden, mit welchen Mengen von Wörtern semantischen Themen zugeordnet werden. Abschnitt 3.3.5 beschreibt die entsprechenden Verfahren im Detail.

Der Ursprung der Latent Dirichlet Allocation liegt im Verfahren des Probabilistic Latent Semantic Indexing (PLSI) [Hofmann, 1999], oft auch als Probabilistic Latent Semantic Analyses (pLSA) bezeichnet. PLSI wird im Folgenden nicht gesondert vorgestellt,

da LDA als bayes'sche Weiterentwicklung von PLSI das gleiche Ausgangsmodell besitzt. Das PLSI Modell wird hauptsächlich um die Verwendung von Dirichlet-Priors erweitert. Laut David Blei ist LDA ein generatives Wahrscheinlichkeitsmodell für gruppierte Mengen diskreter Daten [Blei, 2012]. LDA ist auf beliebige gruppierte Mengen von Daten anwendbar. Im Folgenden wird der Standardanwendungsfall betrachtet. In diesem sind die Gruppierungen eine Menge von Dokumenten D und die Daten Wörter $w \in V$, welche in diesen Dokumenten vorkommen.

Der Vollständigkeit halber soll erwähnt werden, dass David Blei mit [Blei et al., 2003] als eine der Hauptreferenzen des Topic Modelings im Bereich der natürlichen Sprachverarbeitung in der Informatik gesehen wird. Ungeachtet dessen existierte bereits im Vorfeld ein durch Jonathan Pritchard et al. [Pritchard et al., 2000] beschriebener sehr ähnlicher Ansatz im Bereich der Populationsgenetik. Jonathan Pritchard et. al. beschreiben ein Verfahren zur Bildung von K Populationen charakteristischer Allelfrequenzen (genotypischer Merkmale) und einer anteiligen Zuordnung von Menschen zu diesen anhand genetischer Marker. Während David Blei seine Inferenz mit Hilfe der in Abschnitt 3.3.5 beschriebenen Variational Inference vorgestellt, nutzt Pritchard das ebenfalls in Abschnitt 3.3.5 vorgestellte und in dieser Arbeit in einer weiterentwickelten Form verwendete Gibbs Sampling.

Die generative Herleitung der Latent Dirichlet Allocation. Zur Erläuterung der Komponenten und Werte des Modells der Latent Dirichlet Allocation wird in vielen Publikationen vorab der entgegengesetzte, generative Prozess betrachtet. In ihm geht es darum leere Dokumente mit themenbehafteten Texten zu füllen. In diesem Prozess existieren mehrere leere Dokumente D , eine Menge von Themen K und ein Gesamtvokabular V möglicher Wörter. Zusätzlich existiert eine diskrete, globale Wahrscheinlichkeitsverteilung $\theta(d)$, die jedem Dokument $d \in D$ eine multinomiale Wahrscheinlichkeitsverteilung über die Vorkommen der Themen $k \in K$ zuweist. Eine weitere diskrete, globale Wahrscheinlichkeitsverteilung $\beta(k)$ gibt für jedes Thema $k \in K$ an, mit welcher Wahrscheinlichkeit jedes Wort $w \in V$ in Thema $k \in K$ vorkommt. Abbildung 15 fasst die Abhängigkeiten und Verteilungen dieses Modells nach [Blei, 2012, S. 78] zusammen. Im generativen Prozess werden nun die leeren Dokumente anhand gegebener Verteilungen und Mengen mit jeweils n Wörtern befüllt. Ist bekannt, welche Themenverteilung im aktuellen Dokument vorliegt und welche Wörter relevant für jeweilige Themen sind, kann der folgende Algorithmus unter der Annahme, dass die Reihenfolge der Wörter irrelevant ist, entsprechend themenbehaftete Dokumente verfassen.

3. GRUNDLAGEN DIESER ARBEIT

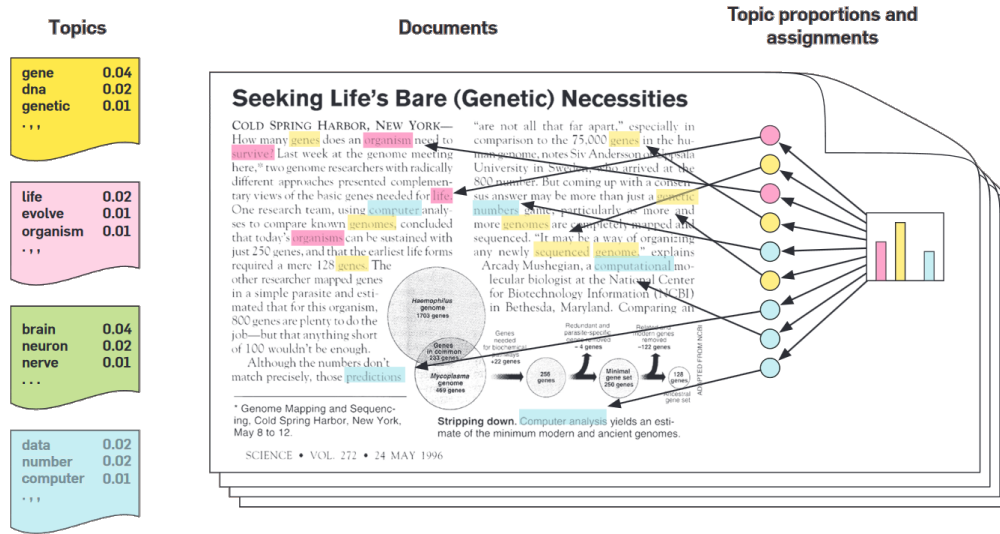


ABBILDUNG 15: GENERATIVER PROZESS UND WAHRSCHEINLICHSVERTEILUNGEN NACH [BLEI, 2012]

Zusammenfassend beschreibt [Darling, 2011] angepasst mit [Roberts et al., 2014, S. 1067] diesen Prozess wie folgt:

1. Für $k = 1 \dots K$

$$(a) \beta(k) \sim \text{Dirichlet}(\eta)$$

2. Für jedes Dokument $d \in D$

$$(a) \theta(d) \sim \text{Dirichlet}(\alpha)$$

$$\text{i. } z_i \sim \text{Multinomial}(\theta(d))$$

$$\text{ii. } w_i \sim \text{Multinomial}(\beta(z_i))$$

In diesem Prozess werden $\beta(k)$ und $\theta(d)$ in Abhängigkeit einer Dirichlet-Verteilung gezogen (siehe Abschnitt 3.3.4). Innerhalb von Schleife 2 wird nun für jedes ins Dokument geschriebene Wort an Stelle n ein Thema aus $\theta(d)$ gewählt und anschließend ein Wort aus $\beta(k)$ für das entsprechende Thema gezogen und eingefügt.

Die Anwendung der Latent Dirichlet Allocation läuft in entgegengesetzter Richtung ab. Hier gilt es anhand einer Menge Dokumente D die die Verteilungen $\theta(d)$ und $\beta(k)$ zu inferieren. Die einzigen Beobachtungen für eine Inferenz sind die in den Dokumenten $d \in D$ enthaltenen Wörter w . Die Zuweisung eines Themas $z_{d,n}$ für Wort $w_{d,n}$ sowie die Verteilungen $\theta(d)$ und $\beta(k)$ sind unbekannt. Gesucht sind die diskrete multinomiale Verteilung $\theta(d)$ über die Zugehörigkeit aller Themen $k \in K$ zu jedem Dokument $d \in D$ und die diskrete Verteilung $\beta(k)$ über die Wahrscheinlichkeit des Vorkommens aller Wörter $w \in V$ in Dokumenten d mit Thema k . Im Rahmen der Inferenz müssen also abhängige Verteilungen $\beta(k)$ (auch als Content Matrix bezeichnet), beispielsweise in Form einer

$V \times K$ -Matrix, und $\theta(d)$ (auch als Prevalence Matrix bezeichnet), beispielsweise in Form einer $D \times K$ -Matrix, ermittelt werden, sodass der generative Prozess dieses Dokument durch entsprechende Verteilungen erzeugt haben könnte.

$$p(w, z, \theta, \beta | \alpha, \eta) = p(\beta | \eta) p(\theta | \alpha) p(z | \theta) p(w | \beta(k)) \quad (9)$$

Die Lösung dieses Wahrscheinlichkeitsproblems ist nicht trivial.

$$p(\theta, \beta, z | w, \alpha, \eta) = \frac{p(\theta, \beta, z, w | \alpha, \eta)}{p(w | \alpha, \eta)} \quad (10)$$

Der Normalisierungsfaktor $p(w | \alpha, \eta)$ kann nicht exakt berechnet werden. Die Komplexität hierfür liegt laut David Blei bei $O(N^k)$ und muss über Approximierungsverfahren angenähert werden [Darling, 2011]. Abschnitt 3.3.5 beschreibt diese Abhängigkeiten und Verteilungen im Detail.

3.3.4 RELEVANTE PARAMETER EINER LATENT DIRICHLET ALLOCATION

Die Latent Dirichlet Allocation besitzt verschiedener Parameter. Der folgende Abschnitt gibt einen Überblick über die in der Literatur ermittelten Standardwerte und Verfahren zur Bestimmung unbekannter Größen, sowie deren Einfluss auf die Ergebnisse der Inferenz.

Dirichlet Priors In dieser Arbeit wird die Inferenz auf eher geringen Textmengen pro Dokument betrieben. Die Erweiterung des PLSI durch Dirichlet Priors bietet in diesem Kontext erhebliche Vorteile. Hierzu zählen die Anpassung der Inferenz durch Meta-Informationen vgl. [Grabinsky, 2016], eine Verbesserung der Verarbeitung geringer Textmengen, belegt in [Wallach et al., 2009a] und die Möglichkeit zur Beobachtung von Themenentwicklungen über die Zeit [Blei and Lafferty, 2006].

Ein Dirichlet Prior ist definiert durch einen Konzentrationsvektor $\vec{\alpha} = (\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_n)$ mit $\alpha_i \in \mathbb{R}$ sowohl für die Verteilung der Themen auf die Dokumente θ mit $|\vec{\alpha}| = |T|$ als auch der Verteilung der Worthäufigkeiten für jedes Thema β (hier üblicherweise bezeichnet als η) mit $|\vec{\eta}| = |V|$. Die einzelnen Werte des Dirichlet Priors können sowohl symmetrisch als auch asymmetrisch sein. Symmetrische Priors enthalten den gleichen Wert für alle Werte im Vektor. Bei ihnen wird der Parameter auch häufig als skalarer Wert angegeben. Asymmetrie tritt durch die Einbindung von Vorwissen auf. Haben bestimmte Themen bzw. Wörter eine abweichende Wahrscheinlichkeit, werden ihre Werte im Vektor entsprechend angepasst.

Die folgende Übersicht aus [Nicolay et al., 2016] beschreibt die entsprechenden Effekte auf die LDA-Inferenz am Beispiel von α :

- Symmetrisch mit $\alpha < 1$: Nur wenige Themen besitzen eine hohe Wahrscheinlichkeit.
- Symmetrisch mit $\alpha > 1$: Wahrscheinlichkeiten sind eher gleich auf alle Themen verteilt.
- Asymmetrisch mit hohen α_i : Themen k_i besitzen eine erhöhte Wahrscheinlichkeit.

Bezüglich geeigneter symmetrischer Parameter zur Verarbeitung natürlicher Sprachen nennt [Zhao, 2008] $\alpha = 0,1$ als Themen-Dokument-Prior und $\eta = 0,01$ als Themen-Wort-Prior. Asymmetrische Priors können im weiteren Verlauf zur Anpassung von Dokument-Verteilungen verwendet werden. Hierbei können Meta-Informationen abgebildet durch eine Anpassung dieser Priors die Inferenz von Themen auf Dokumente durch eine Änderung der Gewichtung der Themenwahl beeinflussen. Die Verwendung asymmetrischer Priors in α kann laut [Wallach et al., 2009a] zu einer Verbesserung gemessener Held-Out Likelihoods (Testung eines trainierten Modells gegen einen der Trainingsmengen vorenthaltenen Datensatz) beitragen. Die Verwendung asymmetrischer Priors in η , also zur Bestimmung der Themen-Wort-Verteilungen, führt hingegen zu einer Bevorzugung gleicher Wörter in verschiedenen Themen und damit einer Verringerung ihrer Trennschärfe. Während [Wallach et al., 2009a, S. 1980] die Verwendung eines asymmetrischen α und eines symmetrischen η Priors bevorzugen, werden zu Beginn dieser Arbeit beide Priors symmetrisch entsprechend des allgemeinen LDA-Standards verwendet. Im weiteren Verlauf werden Methoden zur Anpassung des Priors im Zuge der Einbindung von Meta-Information in die LDA-Inferenz begleitend zu dieser Arbeit in [Grabinsky, 2016] untersucht und in Kapitel 6.4 vorgestellt.

Die Anzahl zu inferierender Themen Die Standard LDA-Inferenz benötigt vorab eine festgelegte Anzahl von Themen. Laut [Wallach et al., 2009a, S. 1979] ist die Stabilität der Inferenz von LDA gegenüber der inkorrekten Wahl von Themen nicht vollständig erforscht. Es zeigt sich, dass die inferierten Modelle bei der Verwendung zu vieler Themen geringere Abweichungen haben als bei der Verwendung zu weniger.

Spätere Arbeiten stützen sich auf das Maß der Perplexity [Pirolli and Kairam, 2013] zur Messung der Qualität der Themenzahl. Mit Hilfe der Perplexity wird berechnet, inwieweit neue Testdaten in das approximierte Modell passen. Es ist ein Indikator, wie generalisiert oder akkurat das Modell arbeitet. Der Perplexity-Wert des inferierten LDA-Modells sinkt monoton mit zunehmender Anzahl von Themen. Um Overfitting durch eine hohe Anzahl von Themen zu vermeiden, ist es das Ziel, die Anzahl der Themen zu minimieren. Beginnend mit einer hohen Anzahl von Themen wird diese langsam

reduziert, bis eine starke Veränderung der Perplexity auftritt. Ein Vergleich zwischen der Perplexity und der menschlichen Auswertung von Themen zeigt sogar einen negativen Zusammenhang bei der menschlichen Beurteilung der Qualität der Ergebnisse und einer guten Perplexity [Chang et al., 2009].

Weitere Indikatoren zur Bestimmung einer geeigneten Anzahl von Themen beschreibt [Bail, 2018] im Zusammenhang mit Structural Topic Modeling. Sie gelten auch für LDA als Indikatoren für die Qualität eines ermittelten Modells. Methoden zur mathematischen Bestimmung der Qualität eines Modells sind unter anderem: Held-Out Likelihood, Residuals, Semantic Coherence und Lower Bound.

Die Held-Out Likelihood gibt an, mit welcher Wahrscheinlichkeit ein trainiertes Modell auf neue Daten (Held-Out) passt. In diesem Fall werden aus den jeweiligen Dokumenten einige Wörter beim Training des Modells zurückgehalten. Bei der Evaluation wird dann anhand der latenten Variablen ermittelt, wie hoch die Wahrscheinlichkeit ist, dass die zurückgehaltenen Daten in das Dokument passen. Während diese Methode eine gute Methode zur Berechnung eines statistischen Fitnesswerts eines Modells ist, beschreiben [Chang et al., 2009] eine negative Korrelation zur menschlichen Performance der Erkennung von Ausreißern in den Wörtern eines Themas mit hoher Wahrscheinlichkeit.

Als Residuals wird das Maß der Abweichungen zwischen realem Datenpunkt und Modellannahme, welche durch Störgrößen erzeugt werden, die nicht im Modell erfasst sind beschrieben. Im besten Fall verteilen sich die Abweichungen gleichmäßig um die Modellannahme (beispielsweise als Messpunkte beidseitig einer Regressionsgeraden) und besitzen einen Erwartungswert von null. Da die Anpassung des Modells mit zunehmender Zahl von Themen in Richtung Overfitting steigt, sinkt die Abweichung der Residuals bei zunehmender Themenzahl.

Die Semantic Coherence kommt nach [Mimno et al., 2011] wiederum der menschlichen Urteilsfindung recht nahe. Hier wird ermittelt, inwieweit Wörter mit hohen Wahrscheinlichkeiten in Themen gemeinsam in Dokumenten auftreten. Diese Werte lassen sich leicht bei niedriger Themenanzahl mit geringen Wortmengen erreichen. Es wird empfohlen, die Exklusivität von Wörtern in Themen (die Trennschärfe von Themen) einzubeziehen. Kapitel 6.4 zeigt im Rahmen der Einbindung von Meta-Informationen ein Verfahren hierfür.

Die Maximierung der Lower Bound (auch als ELBO in Kapitel 3.3.5 beschrieben) entspricht im Groben der Minimierung der Kullback-Leibler-Divergenz und ist damit ebenso als Maß für die Modellanpassung zu verstehen. Die Lower Bound kann demnach als inverse Größe zur Abweichung einer approximierten Verteilung zu einer Originalverteilung im Zuge der Variational Inference gesehen werden. Eine Verbesserung der Lower Bound entspricht einer besseren Übereinstimmung zwischen Beobachtungen und inferiertem Modell.

Ein umfangreich diskutiertes Beispiel für die Anwendung und Interpretation dieser Maße zeigt Bail mit Hilfe von 13,254 Posts in sechs politischen Blogs von 2008 [Eisenstein and Xing, 2010]. Die entsprechenden Indikatoren bei der Ermittlung einer geeigneten Anzahl von Themen wurden bei einem k zwischen 10 und 30, ist in Abbildung 16 dargestellt. Bail fügt allerdings hinzu, dass diese Methoden zur Bestimmung

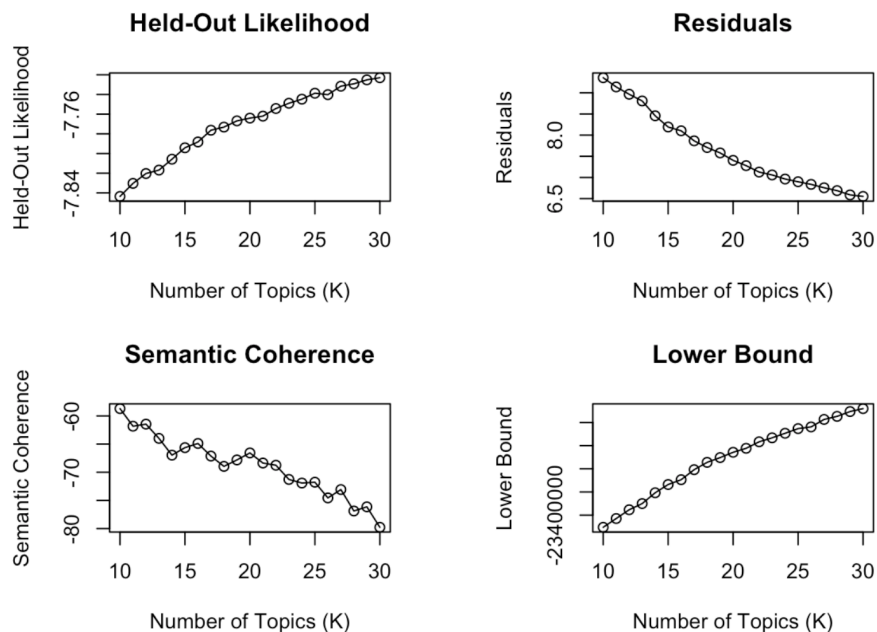


ABBILDUNG 16: FITTINGMASSE FÜR ERMITTELTE TOPIC MODELS IMPLEMENTIERT IM R-PACKAGE STM [BAIL, 2018]

einer geeigneten Anzahl von Themen nicht besser ist als die Überprüfung ermittelter Themen durch den Menschen. Eine Begutachtung der jeweils wahrscheinlichsten Wörter eines Themas und der Dokumente selbst erlaubt beispielsweise die Identifikation von Ausreißern und Interpretation der semantischen Übereinstimmung einzelner Begriffe. Die Autoren empfehlen laut Bail, die oben genannten Parameter lediglich als groben Indikator für eine geeignete Anzahl an Themen zu verwenden. Interpretation durch einen Menschen ist den Parametern zur Bestimmung der Modellanpassung überlegen. Gleichmaßen existieren darüber hinaus Faktoren, die die Parameter zur Modellanpassung verbessern, jedoch einen negativen Einfluss auf die menschliche Interpretation der Themen besitzen. Im Rahmen einer Studie [Chang et al., 2009] zur Identifikation von Ausreißern in Wortmengen wurde hierzu festgestellt, dass bei weitem nicht jedes Thema durch den Menschen eindeutig abgrenzbar ist. So waren beispielsweise Fremdbegriffe in generischen Themen zur Beschreibung von Büchern nur schwer für Menschen erkennbar. Eine Erhöhung der Anzahl der Themen führt beispielsweise zwar zu einer Erhöhung der berechneten Held-Out Likelihood, senkt aber die Performance von Menschen bei der Identifikation von Ausreißern. Ein gut passendes und generalisiertes Modell erhöht

demnach nicht automatisch die semantische Trennbarkeit der Themen.

Die Bestimmung der Qualität eines Modells kann im semantischen Sinn nicht durch einen einzelnen Qualitätsindikator sicher bestimmt werden. Als sicherste Methode gilt hier weiterhin die Beurteilung von Themen durch den Menschen. Allerdings ermöglicht die gemeinsame Betrachtung der oben beschriebener Parameter einen algorithmischen Vergleich von Topic Modells mit unterschiedlicher Themenanzahl.

3.3.5 ALGORITHMEN DER LATENT DIRICHLET ALLOCATION

Die Multinomialverteilung ist die Verallgemeinerung der Binomialverteilung. Während bei der Binomialverteilung die Wahrscheinlichkeit des Eintretens eines entweder positiven oder negativen Ereignisses betrachtet wird, kann die Multinomialverteilung als Ziehen (mit Zurücklegen) aus einer Urne mit unterschiedlichen Anzahlen verschiedener Kugelsorten beschrieben werden. Hierbei geht es um das jeweilige Eintreten von mehreren k potentiellen Ergebnissen.

Die Dirichletverteilung erhöht umgangssprachlich die Multinomialverteilung um eine weitere Verteilungsebene. Sie ist damit eine Verteilung über Multinomialverteilungen. Sie gibt Wahrscheinlichkeiten für das Eintreffen bestimmter multinomialer Verteilungen an. Ein Beispiel wäre die Fabrik (Dirichletverteilung), die mit bestimmter Wahrscheinlichkeit Würfel (Samples der Dirichletverteilung) mit bestimmten unsauberen Eigenschaften (Multinomialverteilungen) produziert. Eine Dirichletverteilung besitzt einen Dirichlet-Prior. Dieser dient zur Gewichtung der Verteilung. Die Multinomialverteilung dient als konjugierte A-priori Verteilung. Abschnitt 3.3.4 beschreibt den Dirichlet-Prior und seinen Einfluss bei der Verwendung der Latent Dirichlet Allocation im Detail.

Die LDA-Inferenz kann dem Bereich der Bayes'schen Inferenz zugeordnet werden. Hierfür ein kurzes Beispiel von Ursache und Beobachtung: Angenommen, die Ursache beschreibt die Entstehung eines Dokuments. Ein Autor schreibt ein Dokument über die Themenkombination Digitalisierung im Motorradbau und verwendet hierfür die für diese Themen relevanten Fachwörter. Im Rahmen der Digitalisierung fallen Begriffe wie Mikrocontroller und CAN-Bus. Im Themenbereich Motorräder tauchen Begriffe auf wie: Steuerzeiten, Zündzeitpunkte und Spritzzufuhr. Unter dieser Annahme besteht die anschließende Beobachtung demnach aus einem Dokument und die in ihm enthaltenen Wörter. Bei der Inferenz wird nun von der Beobachtung auf die Ursache geschlossen und demnach einer Menge von beobachteten Wörtern in einem Dokument die ursächlichen Themen und entsprechende themenrelevante Wörter zugeordnet.

Für eine Erläuterung der Herausforderungen der LDA-Inferenz ist es notwendig, die Abhängigkeiten zwischen den in 3.3.3 beschriebenen Wahrscheinlichkeitsverteilungen aufzuzeigen. Hierfür wird in [Blei et al., 2003] die in Abbildung 17 dargestellte Plate Notation zur Verdeutlichung der Abhängigkeit $p(y) \prod_{n=1}^N p(X|y)$ verwendet. Mit Hilfe dieser Notation lassen sich nun die Abhängigkeiten der Variablen in Abbildung 18

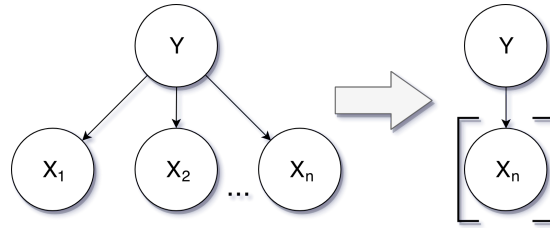


ABBILDUNG 17: DIE PLATE NOTATION DIENT ZUR GRUPPIERUNG MEHRERER VARIABLEN IN GRAFISCHEN ABBILDUNGEN.

darstellen. Diese sind:

- $w(d, n)$ als das beobachtete Wort in Dokument $d \in D$ an Stelle n . Die Menge der beobachtbaren Wörter sind die einzigen bekannten Ausgangswerte.
- Das Wort an Stelle n im Dokument d erhält eine Zuweisung eines Themas $k \in K$ in Form von $Z(d, n)$
- Diese Zuweisung von $Z(d, n)$ auf alle Wörter in Dokument d ist abhängig von der Intensität $\theta(d)$ (wahrscheinlichkeitsverteilt), mit der die Themen $k \in K$ mit d verbunden sind.
- Die Relevanz eines Wortes w für ein Thema k , definiert in β , hat zusätzlich Einfluss auf die Zuweisung $Z(d, n)$ in Abhängigkeit von allen Dokumenten zugewiesenen Themen-Intensitäten $\theta(d)$ und die jeweils im Dokument enthaltenen Wörter.
- α und η beeinflussen als Dirichlet-Parameter θ und β (wie in Abschnitt 3.3.4).

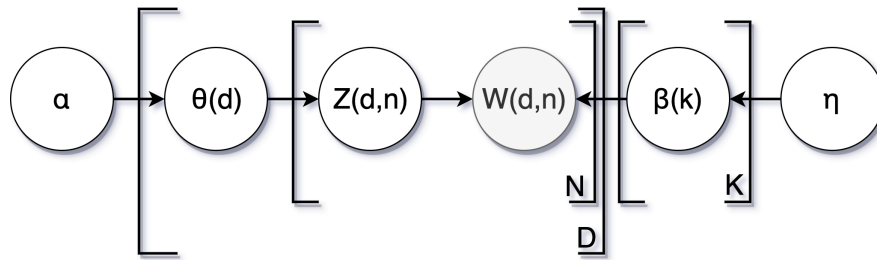


ABBILDUNG 18: BEDINGTE ABHÄNGIGKEITEN ALLER LDA-VERTEILUNGEN IN PLATE NOTATION NACH [BLEI ET AL., 2003]

Ausgangspunkt für die Inferenz von Verteilungen über alle vorkommenden Wörter zu Themen und Themen zu Dokumenten sind demnach lediglich die beobachteten Vorkommen von Wörtern im Dokument. Der Index n mit Bezug auf die Position des Wortes im Dokument ist hier nur als Adressierung eines bestimmten Wortes für eine Zuweisung von Themen zu sehen. LDA folgt der eingangs von Abschnitt 3.3.1 erwähnten Bag-of-Words-Annahme. Somit ist die eigentliche Reihenfolge der analysierten Wörter innerhalb des Dokuments nicht relevant.

Ausgehend von der zur Verfügung stehenden Menge beobachteter Wörter und den in Abbildung 18 beschriebenen bedingt abhängigen, multinomialen Verteilungen wird in Rahmen dieser Arbeit das Collapsed Gibbs-Sampling verwendet, welches als Weiterentwicklung zum Gibbs-Sampling im folgenden Abschnitt vorgestellt wird. Zu bestimmen ist:

$$P(\theta, Z, \beta | W, \alpha, \eta) \quad (11)$$

Es existieren zwei Hauptverfahren zur praktischen Durchführung einer LDA-Inferenz. Diese sind Sampling-Algorithmen (im speziellen Gibbs-Sampling) und Variational Inference. Blei beschreibt in [Blei et al., 2017] die folgenden Hauptunterschiede beider Verfahren.

- Berechnungen des Gibbs-Sampling sind rechenintensiver. Dies wirkt sich besonders bei sehr umfangreichen Datenmengen negativ aus.
- Gibbs-Sampling garantiert ein präziseres Ergebnis. Variational Inference findet lediglich eine Verteilung nahe der Zielverteilung abhängig von der verwendeten Ausgangsfamilie [Ormerod and Wand, 2010].

Aufgrund der zu erwartenden eher geringeren Datenmenge und des Ziels einer hohen Präzision liegt der Schwerpunkt der Umsetzung dieser Arbeit auf dem Gibbs-Sampling. Die Variational Inferenz spielt in dieser Arbeit eine untergeordnete Rolle, kommt aber in einem, diese Arbeit begleitend verwendeten Verfahren zum Einsatz und wird daher nur kurz ergänzend vorgestellt.

LDA Inferenz mit Variational Inference Zusammengefasst wird bei der Variational Inference das Inferenzproblem (das Finden der unbekannten Verteilung, die das beobachtete Dokument erzeugen würde) in ein Optimierungsproblem gewandelt.

Anstelle einer exakten Berechnung von $p(\theta, \beta, z | w, \alpha, \eta)$. Wird das Problem mit dem Bayes'schen Ansatz betrachtet. Begonnen wird mit der Auswahl einer geeigneten Funktionsfamilie Q , welche die Beobachtungen mit Hilfe einer variierbaren Verteilung abbilden soll. Diese Funktion wird so lange durch Anpassungen ihrer Parameter optimiert, bis die Abweichung zu den Beobachtungen minimal sind (Modell-Fitting). Während X die beobachteten und Z die zu inferierenden unbeobachteten Variablen darstellen, wird der Posterior $P(Z)$ durch eine einfachere Verteilung $Q(Z)$ approximiert. David Blei beschreibt dies in seinem Vortrag [Blei, 2019] mit Hilfe der Abbildung 19. Die Kullback-Leibler-Divergenz (KL) dient hierbei als Maß für den Abstand der Funktion $p(z)$ appro-

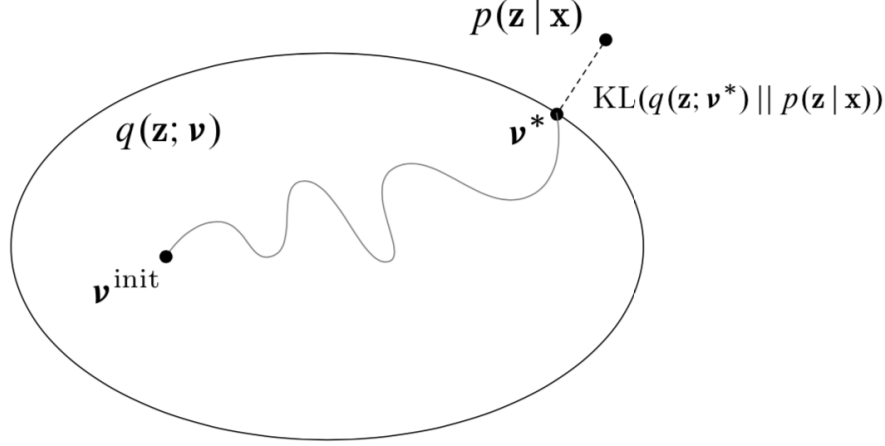


ABBILDUNG 19: EIN VERFAHREN ZUR ANNÄHERUNG EINER APPROXIMIERTEN FUNKTION Q UND EINE GESUCHTE FUNKTION P . DIE KULLBACK-LEIBLER-DIVERGENZ (KL) DIENT ALS MASS FÜR DIE ABWEICHUNG.

ximierenden Funktion $q(z)$. Im Allgemeinen ist sie definiert als [Ganegedara, 2018]:

$$KL(p||q) = \sum_{i=1}^N p(z_i) \log\left(\frac{p(z_i)}{q(z_i)}\right) \quad (12)$$

Hierbei beschreibt $p(z)$ die wahre Verteilung und $q(z)$ die Wahrscheinlichkeiten der approximierten Verteilung. $KL(p||q)$ hat bei perfekter Übereinstimmung beider Verteilungen den Wert 0. Der Wertebereich liegt zwischen 0 und ∞ . Die Anpassung der Divergenz findet bei der Variational Inferenz durch die Optimierung des Parameters v^* statt. Nach [Polykovskiy et al., 2018] ist diese Minimierung reduziert wie folgt zusammengefasst:

$$KL[q(z|v^*)||p(z|x)] \rightarrow \min_{q \in Q} \quad (13)$$

Es ist darauf zu achten, dass die Funktionsfamilie Q passend gewählt ist. Ist sie zu klein, kann sie durch Anpassen von v^* die gesuchte Funktion nicht ausreichend gut approximieren. Ist Q zu umfangreich gewählt, wird die Berechnung der Variational Inferenz zu komplex. Mit Hilfe des Evidence-Lower-Bound (ELBO), dessen Maximierung äquivalent zu Minimierung der Kullback-Leibler-Divergenz ist, können die Abstände der Approximierten Funktion durch Anpassung der variierenden Parameter minimiert werden. Dieser Vorgang ist in [Blei, 2019] im Detail beschrieben.

$$\alpha(v) = E_q[\log(p(\beta, Z, X))] - E_q[\log(q(\beta, Z; v))] \quad (14)$$

David Blei beschreibt in [Blei, 2012, S. 77] einen der wichtigsten Vorteile von Variational Inference. Im Unterschied zu anderen Verfahren ist es in Hinblick auf die Laufzeit bei

der Verarbeitung großer Mengen von Dokumenten sehr geeignet.

LDA Inferenz mit Gibbs-Sampling In dieser Arbeit wurde mit dem weiter verbreiteten und laut [Boyd-Graber et al., 2017, S. 156] intuitiven und flexibleren Algorithmus Collapsed Gibbs-Sampling [Griffiths and Steyvers, 2004] gearbeitet. Das Gibbs-Sampling ist eine Markov-Chain-Monte-Carlo-Methode (MCMC). Sie erzeugt demnach eine große Anzahl von Samples und iteriert mit den entstehenden Parametervektoren für die Zielverteilung über die Zustände einer Markov-Kette. Aus dieser Kette von Zuständen mit der über die Zeit gleichbleibenden Transitionsmatrix wird die Equilibrium Verteilung ermittelt, welche das Ergebnis des Gibbs Samplings darstellt.

Mit Hilfe des Gibbs-Samplings lassen sich Stichproben aus multivariaten Verteilungen ziehen, deren Zufallsvariablen voneinander abhängig sind. Der folgende Abschnitt beschreibt die in [Darling, 2011] vorgestellte Theorie und das praktische Vorgehensweise des Gibbs-Sampling im Rahmen dieser Arbeit. Ein MCMC-Verfahren wie das erzeugt mit Hilfe einer großen Anzahl von Samples eine Markovkette, deren Equilibrium-Verteilung die gesuchte Ursprungsverteilung approximiert. Eine Voraussetzung für das Gibbs-Sampling ist das Vorhandensein von Abhängigkeiten zwischen den Variablen einer Verteilung. Ein Beispiel aus [Darling, 2011, S. 4] stellt diesen Sachverhalt sehr gut dar. Angenommen, x soll aus der gemeinsamen Verteilung von $p(x) = p(x_1, x_2, \dots, x_m)$ gesampled werden. Mit Hilfe des Gibbs-Sampling wäre der Ablauf wie folgt:

1. Zufällige Initialisierung aller x_i

2. Für $t = 1, \dots, T$:

- (a) $x_1^{t+1} \sim p(x_1 | x_2^{(t)}, x_3^{(t)}, \dots, x_m^{(t)})$
- (b) $x_2^{t+1} \sim p(x_2 | x_1^{(t+1)}, x_3^{(t)}, \dots, x_m^{(t)})$
- (c) $x_m^{t+1} \sim p(x_m | x_1^{(t+1)}, x_2^{(t+1)}, \dots, x_{m-1}^{(t+1)})$

Das Sampling einer Nichtevidenzvariable x_i geschieht jeweils in Abhängigkeit aller Belegungen außer x_i (auch als Markov-Decke bezeichnet) und wird entsprechend des dargestellten Schemas durchgeführt. Ein Zustand der Markov-Kette besteht aus einer vollständigen Belegung aller x_i . MCMC durchwandert zufällig den Zustandsraum der Markov-Kette, tauscht jeweils den Wert eines x_i aus, behält dennoch die Evidenzvariablen (w) bei. Der Sampling Prozess besitzt ein dynamisches Gleichgewicht, welches MCMC proportional im Zustand entsprechend der bedingten Wahrscheinlichkeiten seiner Belegungen verweilen lässt [Russell and Norvig, 2007, S. 634f]. Entsprechend kann am Ende des MCMC-Algorithmus die wahrscheinlichste Belegung aller x_i anhand des am häufigsten besuchten Zustands der Markov-Kette ermittelt werden.

Bezogen auf die Berechnung von $P(\theta, Z, \beta | W, \alpha, \eta)$ bedeutet dies, nacheinander für jede einzelne abhängige Variable eine Belegung unter der Annahme zu berechnen, dass

alle übrigen Variablen korrekt belegt sind:

$$\beta_k^{t+1} \sim P(\beta_k^t | \beta^{t'-k}, \theta, z, w, \alpha, \eta) \quad (15)$$

$$\theta_d^{t+1} \sim P(\theta_d^t | \theta^{t'-d}, \beta, z, w, \alpha, \eta) \quad (16)$$

$$z_{d,n}^{t+1} \sim P(z_{d,n}^t | z^{t'-d,n}, \theta, \beta, z, w, \alpha, \eta) \quad (17)$$

Die Berechenbarkeit von θ und β aus z ermöglicht eine Reduzierung (das Collapsing) der zu berechnenden Variablen auf z .

Parameterreduzierung mit Collapsed Gibbs-Sampling Zur Reduktion wird angenommen, eine Belegung aller Wörter eines Dokuments mit Themen $Z_{d,n}$ ist bekannt für alle n . Unter der Annahme, dass die Belegung aller Wörter in allen Dokumenten eine ausreichende Statistik ist, ist sowohl $\theta(d)$, also die Intensität der jeweiligen Themen auf dem Dokument d , als auch $\beta(k)$, sprich die Häufigkeiten der Belegung eines Wortes mit einem Thema über alle Dokumente, berechenbar. [Darling, 2011, S. 4] gibt hierfür die Formeln:

$$\theta_{d,z} = \frac{n(d, z) + \alpha}{\sum_{|Z|} n(d, z) + \alpha} \quad (18)$$

$$\beta_{z,w} = \frac{n(z, w) + \eta}{\sum_{|W|} n(z, w) + \eta} \quad (19)$$

Die Funktion $n(d, z)$ bezeichnet einen Counter für die Anzahl der Wörter mit Themenzuweisung z in Dokument d und $n(z, w)$ die Anzahl der Themenzuweisungen z für das Wort w . Abstrakt betrachtet, berechnet der erste Term, wie wahrscheinlich eine Themenzuweisung z für das Dokument d ist und multipliziert dies mit den zweiten Term zur Berechnung der Wahrscheinlichkeit des Auftretens des Wortes w im zu z gehörenden Thema. Unter der Annahme, dass θ und β aus Z inferierbar sind, bleibt:

$$z_{d,n}^{t+1} \sim P(z_{d,n}^t | z_{-(d,n)}^{t'}, w, \alpha, \eta) \quad (20)$$

Die Menge $Z_{-(d,n)}$ enthält alle Zuweisungen von Themen außer die aktuell zu ermittelnde. Formal sieht die Gleichung zur Berechnung einer Wahrscheinlichkeit einer Themenzuweisung für das Wort i (hergeleitet in [Darling, 2011, S. 6]) wie folgt aus:

$$p(z_i | z^{(-i)}, w) \sim (n_{d,k}^{(-i)} + \alpha_k) \frac{n_{k,w}^{(-i)} + \eta_w}{\sum_{w'} n_{k,w'}^{(-i)} + \eta_{w'}} \quad (21)$$

Die Berechnung der Wahrscheinlichkeit der Zuweisung eines Themas k zu einem Wort i mit Hilfe der aktuellen Belegung der übrigen Zuweisungen auf eine endliche Wortmenge ermöglicht, die Reduktion die Berechnungen des Collapsed Gibbs-Sampling auf einige

Zählvariablen. Die Anzahl der Wörter $n_{d,k}$, welche in Dokument d Thema k zugeordnet sind und die Anzahl $n_{k,w}$ der Wörter w , die insgesamt Thema k zugeordnet sind. Diese Zusammenfassung ermöglicht den folgenden Algorithmus des Gibbs-Sampling-Vorgangs vgl. [Darling, 2011, S. 7]:

- Eingaben sind alle Wörter w in ihren Dokumenten d
 - Zufällig werden alle Wörter aller Dokumente mit einem Thema Z belegt.
 - In jeder Iteration (Sample) wird nacheinander für jedes einzelne Wort das Thema $Z_{d,n}$ in Abhängigkeit zu allen aktuellen übrigen Belegungen $Z_{-(d,n)}$ und damit berechenbaren $\theta(d)$ und $\beta(k)$ ermittelt.
 - Dirichlet-Parameter beeinflussen die Ausgangsbelegungen aller $Z_{d,n}$ zu Beginn eines Samples.
- Das fertige Sample wird mit seinen Belegungen aller Wörter als Element in die Markov-Kette eingefügt.
- Mit zunehmender Anzahl der Samples (Monte-Carlo) konvergiert die Equilibriums-Verteilung zu einem. wahrscheinlichsten Zustand mit einer Belegung für alle $Z_{d,n}$

Trotz des höheren Rechenaufwands ist das Gibbs-Sampling, wie sich in den folgenden Kapiteln zeigen wird, für den Anwendungsfall dieser Arbeit sehr gut geeignet. Die Menge zu analysierender Dokumente mit eher geringen Textmengen profitiert von der höheren Präzision der Ergebnisse und erreicht auf den für den Prototyp dieser Arbeit verwendeten Servern stets eine Berechnungszeit von einigen Sekunden.

Die Latent Dirichlet Allocation findet in vielen verschiedenen Gebieten Anwendung. Es existieren zahlreiche Erweiterungen, so beispielsweise zum Einbeziehen von Meta-Informationen wie Autoren in Author-Topic-Models [Rosen-Zvi et al., 2012] oder die Analyse von Grafiken anhand ihrer Beschriftungen [Blei and Jordan, 2003]. Während aktuelle Veröffentlichungen hauptsächlich um die Anwendung verschiedenster Topic Models in verschiedenen Anwendungsgebieten kreisen, gibt Blei in [Blei, 2012] einen Überblick über die verschiedenen mathematischen Anpassungen und Erweiterungen des Modells.

Die im Folgenden beschriebenen Weiterentwicklungen des LDA Modells spielen bei der Integration von Meta-Informationen eine wichtige Rolle. Während Correlated Topic Models lediglich erwähnt werden, findet eine Weiterentwicklung der Structural Topic Models in dieser Arbeit Anwendung.

3.3.6 CORRELATED TOPIC MODELS

Correlated Topic Modells [Blei and Lafferty, 2007] finden in dieser Arbeit keine direkte Anwendung. Sie stellen in diesem Zusammenhang aber ein Bindeglied zwischen der

Latent Dirichlet Allocation und dem in dieser Arbeit auch verwendeten Structural Topic Modeling (kurz STM, Abschnitt 3.3.7) dar. Für Erläuterungen des Structural Topic Modeling erfolgt an dieser Stelle daher ein kurzer Überblick über die relevantesten Eigenschaften der CTM. Eine detaillierterer Zusammenfassung ist in der begleitend durchgeführten Masterarbeit von Johann Kluth [Kluth, 2020] beschrieben. In Abweichung zum Vorgehen bei LDA werden bei Correlated Topic Modells (kurz CTM) die Themenanteile nicht aus einer Dirichletverteilung, sondern aus einer Normalverteilung gesamplet. Laut Kluth wird auf diese Weise die Verbindung zwischen den Themen eines Textkorpusses in den Inferenzprozess mit einbezogen. Während das Auftreten von Themen in Dokumenten bei LDA unabhängig vom Auftreten anderer Themen ist, bezieht CTM die Kovarianz zwischen den Themen durch eine logistische Normalverteilung ein. Abbildung 20 skizziert die Abhängigkeiten in CTM und zeigt die Unterschiede zu LDA in der Abhängigkeit der Themenzuweisung zu Dokumenten von der Kovarianz der Themen Σ und dem k -Stelligen Vektor μ , die als Parameter der logistischen Normalverteilung N die Dirichletverteilung ersetzen. Abweichend zum generativen Prozess von LDA, be-

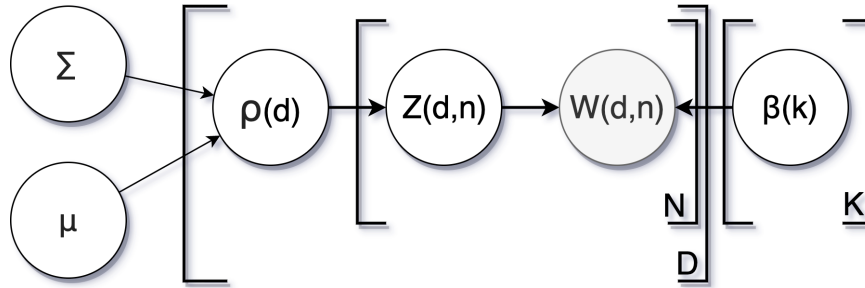


ABBILDUNG 20: ABHÄNGIGKEITEN IN CTM NACH [BLEI AND LAFFERTY, 2007]. DIE ZUWEISUNG DER THEMEN ZU DOKUMENTEN ρ WIRD DURCH DAS MISCHUNGSMODELL AUS KOVARIANZMATRIX Σ UND K -VEKTOR (PRIOR) μ BESTIMMT.

schrieben in 3.3.3, fasst [Kluth, 2020, S. 17] nach [Blei and Lafferty, 2007] den Vorgang zur Erstellung von Dokumenten bei gegebenen Verteilungen wie folgt zusammen:

1. Ziehe eine Multinomialverteilung $\rho_d | \{\mu, \Sigma\} \sim N(\mu, \Sigma)$.
2. Für jedes Wort n in Dokument d :
 - (a) Ziehe Themenzuweisung $Z_{d,n} | \rho_d$ aus $Multinom.(f(\rho_d))$.
 - (b) Ziehe Wort $W_{d,n} | \{z_{d,n}, \beta_{1:K}\}$ aus $Multinom.(\beta_{z_{d,n}})$.

Laut [Blei and Lafferty, 2007, S. 5] bildet $f(\rho)$ eine natürliche Parametrisierung der Themenanteile auf eine durchschnittliche ab.

$$f(\rho) = \frac{\exp\{\rho\}}{\sum_i \exp\{\rho_i\}} \quad (22)$$

David Blei [Blei and Lafferty, 2007] betont die Überlegenheit der Ergebnisse von CTM zu LDA (s. Abbildung 21). Jedoch ist die Held-Out Likelihood laut [Chang et al., 2009]

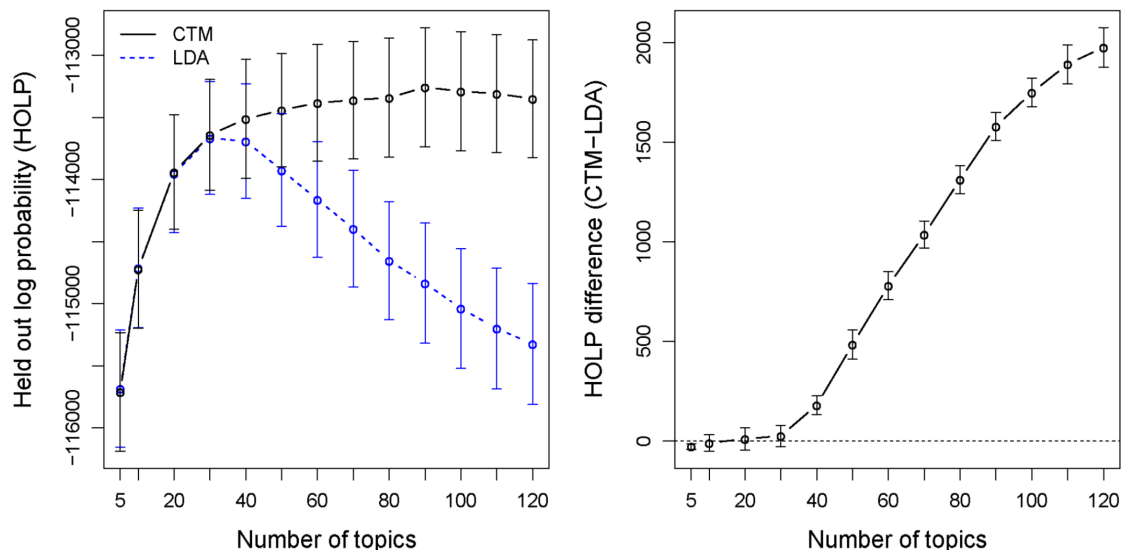


ABBILDUNG 21: VERGLEICH DER HELD-OUT LOG PROBABILITY ZWISCHEN CTM UND LDA NACH [BLEI AND LAFFERTY, 2007, S. 15]. DIE GRAFIKEN ZEIGEN EINE BESSE- RES FITTING VON CTM BEI HOHEN THEMENZAHLEN.

kein geeignetes Maß für die menschliche Interpretation semantischer Themen. In einer umfangreichen Evaluation bezeichnen [Chang et al., 2009] die statistischen Gütemerkmale von Verteilungen als sehr abweichend zur menschlichen Interpretationen der Ergebnisse. Als Testgrundlage nutzen Chang et al. zwei Aufgabentypen: Die erste Aufgabe betrifft die menschliche Kompetenz zur Erkennung von Eindringlingen (Word Intrusion). Hierfür werden Testpersonen die fünf wichtigsten Wörter eines Themen zusammen mit einem themenfremden Wort gezeigt und gemessen, wie hoch die Outlier-Detection-Performance der Testpersonen ist. In der zweiten Aufgabe (Topic Intrusion) werden Testpersonen Dokumentteile und Überschriften vorgestellt und ihnen die drei Themen mit höchster und ein zufälliges Thema mit sehr niedriger Wahrscheinlichkeit, beschrieben durch ihre jeweils wichtigsten Wörter, gezeigt. Auch hier wird die Outlier-Detection-Performance der Testpersonen erfasst. Im direkten Vergleich zwischen LDA und CTM liegen, wie in Abbildung 22 gezeigt, die Ergebnisse der menschlichen Interpretation von LDA in beiden Aufgabentypen (Model Precision und Topic Log Odds) trotz deutlich besserer statistischen Gütekriterien von CTM (Predictive Log Likelihood) bei hohen Themenzahlen deutlich über den Ergebnissen der menschlichen Interpretation von CTM. Eine fehlende Konjugation zwischen Multinomial- und Dirichletverteilung erschwert die Abschätzung der Posteriorverteilung. Durch das Auswechseln der Dirichletverteilung sind Inferenzverfahren wie das Gibbs-Sampling nicht mehr verwendbar. Es bleibt zur Durchführung der Inferenz die in 3.3.5 beschriebene Variational Inference und

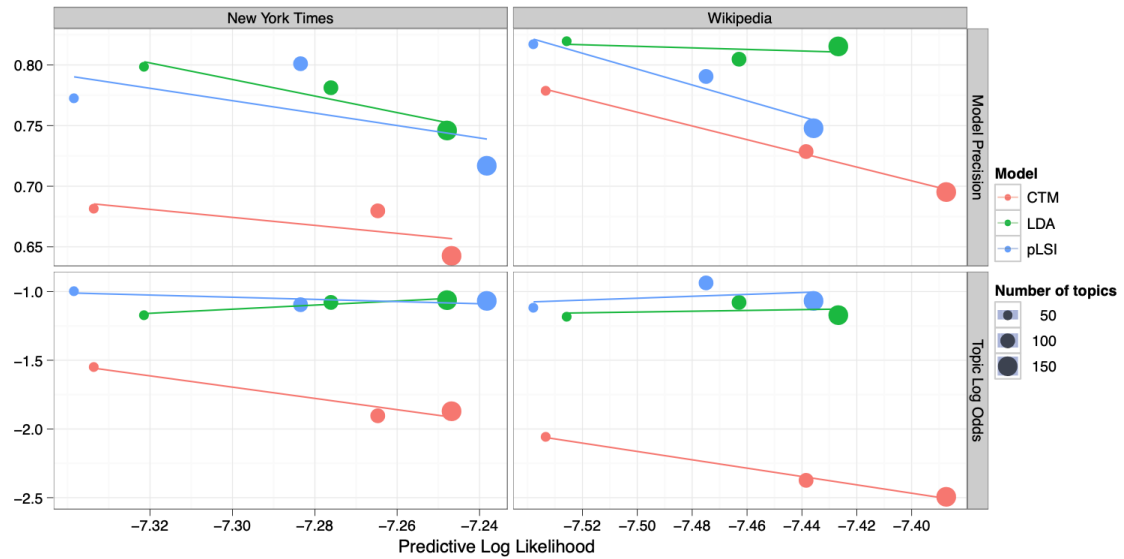


ABBILDUNG 22: VERGLEICH DER MENSCHLICHEN INTERPRETIERBARKEIT DER ERGEBNISSE CTM UND LDA NACH [CHANG ET AL., 2009, S. 294]. DIE GRAFIKEN ZEIGEN EINE BESSERES FITTING VON CTM BEI HOHEN THEMENZAHLN JEDOCH EINE NIEDRIGERE INTERPRETIERBARKEIT FÜR BEIDE AUFGABENTYPEN.

die mit ihr einhergehende geringere Präzision der Themenbestimmung auf Dokumenten. In Verbindung mit der besseren menschlichen Interpretierbarkeit von Ergebnissen bietet Standard-LDA ein gutes Mittel für den Einsatz auf Lehrmedien mit geringen Textmengen.

Während Korrelationen zwischen Themen wertvolle Hinweise bezüglich der Zusammenhänge in den nicht annotierten analog gespeicherten Veröffentlichungen in den vergangenen 60 Jahren liefern, bieten Lehrmedien aufgrund der Zuordnung zu Veranstaltungen und Lehrplänen, sowie des gemeinsamen Auftretens von Lehrmedien im Rahmen von Lehrveranstaltungen präzisere Meta-Informationen zur Inferenz von Zusammenhängen. Die Vorteile von CTM allein sind im Anwendungsgebiet der Lehre zur Einbindung von Metainformationen nicht ausreichend. Aus diesem Grund wurde für das Einbeziehen von Meta-Informationen und zur Erweiterung der Inferenz von LDA im Rahmen dieser Arbeit das Structural Topic Modeling untersucht. Das nachfolgend beschriebene Modell gilt als Weiterentwicklung von CTM und findet in dieser Arbeit Anwendung.

3.3.7 STRUCTURAL TOPIC MODEL

Das Structural Topic Model (STM) ist eine Weiterentwicklung zu CTM und wurde in Form eines Frameworks [Roberts et al., 2015] implementiert und veröffentlicht. Structural Topic Models erweitern LDA durch eine Inklusion kovariater Informationen auf Dokumenten-Ebene. Während LDA Informationen ausschließlich statistisch aus den Wörtern innerhalb einer Menge von Dokumenten bezieht und hierbei von globalen

Dirichlet-Priors ausgeht, ergänzt STM den Prozess um die Einbindung von relevanten Kovariaten in die Priors zur Inferenz der Dokument-Themen-Verteilung und Wort-Themen-Verteilungen. Laut [Roberts et al., 2014, S. 1067] sind die Themen-Prävalenz (beispielsweise die Frequenz, mit der ein Thema auftritt) und der Themen-Inhalt (beispielsweise die relevanten Begriffe des Themas) über einzelne Dokumente und abhängig von ihnen zugeordneten Kovariaten variabel. Relevante Kovariate können den Dokumenten anhängende Informationen wie die Herkunft, Zielgruppe, der Zeitpunkt der Erstellung oder gar enthaltene Meinungsbilder sein. Speziell im Einsatz sozialer Wissenschaften ist es möglich, Zusammenhänge zwischen Kovariablen auf Dokumentenebene und der inhärenten semantischen Themenstruktur dieser Dokumente zu untersuchen. So können sowohl Meta-Informationen wie das Geschlecht des Autors die Art der verwendeten Ausdrücke und den Inhalt (die Wortverteilung β) von Themen beeinflussen, als auch unterschiedliche Kontexte wie Meinungsbilder im Rahmen einer Diskussion (siehe Abbildung 23) zu Veränderungen der Themenwahrscheinlichkeiten auf Dokumenten (θ) eben dieser Meinungsgruppen führen [Roberts, 2017, S. 26]. Kovarianzen werden für

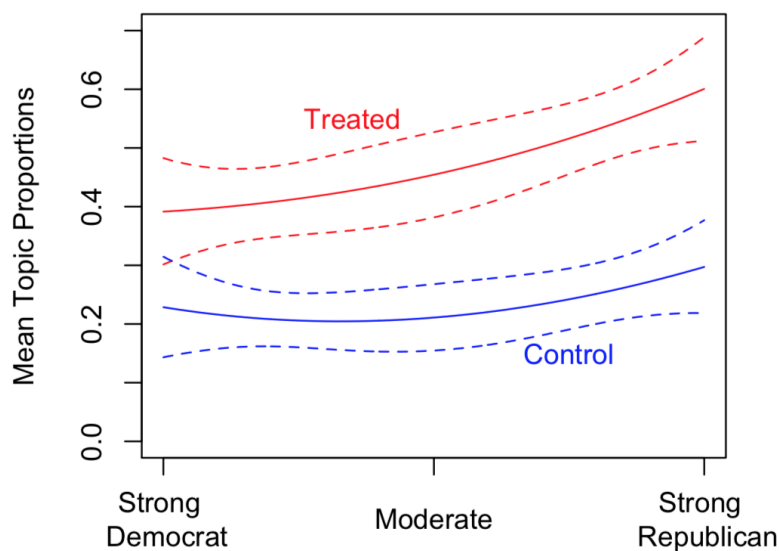


ABBILDUNG 23: BEISPIEL FÜR DIE THEMEN-PRÄVALENZ DER THEMEN “TREATED” UND “CONTROL” ÜBER ALLE DOKUMENTE IN RELATION ZUR KOVARIATEN (X) POLITISCHEN AUSRICHTUNGEN IHRER VERFASSER [ROBERTS, 2017, S. 31]

STM mit entsprechenden Matrizen abgebildet. Abbildung 24 zeigt die von Roberts et. al. in [Roberts et al., 2016] beschriebenen Abhängigkeiten der Verteilungen des Structural Topic Models. Wie auch bei CTM sind Inferenzmechanismen wie das Gibbs-Sampling durch die fehlende Konjugation zwischen der logistischen Normalverteilung und der Multinomial Likelihood nicht einsetzbar. Aus diesem Grund beschreibt [Roberts et al., 2016] die Inferenz durch das Optimierungsverfahren des Collapsed-Expectation-Maximization (EM) Algorithmus ähnlich der in Abschnitt 3.3.5 beschriebenen Variational Inference.

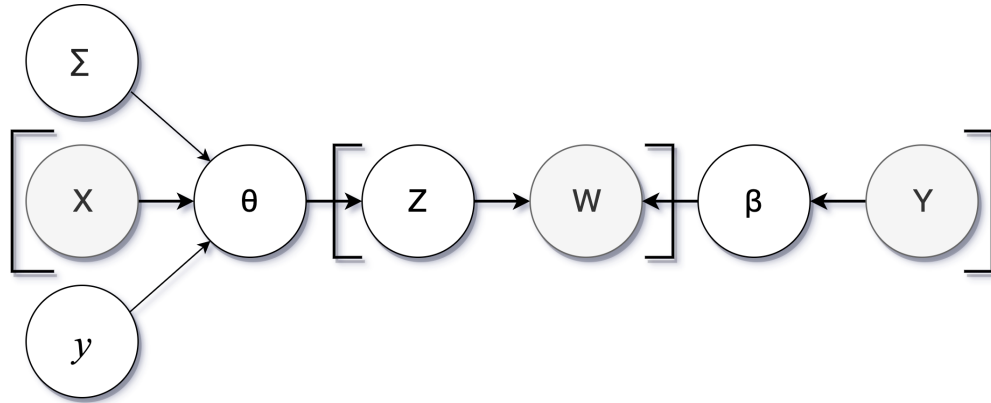


ABBILDUNG 24: ABHÄNGIGKEITEN DES STRUCTURAL TOPIC MODELINGS NACH [ROBERTS ET AL., 2016]. DIE ZUWEISUNG VON THEMEN ZU DOKUMENTEN θ GESCHIEHT ABHÄNGIG VON DER THEMENKORRELATIONEN Σ (SIEHE CTM 3.3.6), DER THEMEN-PRÄVALENZ KOVARIATEN DES DOKUMENTS X (BESCHRIEBEN IN [MIMNO AND MCCALLUM, 2008]) UND DER KOEFFIZIENTEN DER THEMENPRÄVALENZ γ . DIE WORT-VERTEILUNG DER THEMEN WIRD IN ABHÄNGIGKEIT IHRER KOVARIANTEN Y BESTIMMT. SOWOHL X_d , Y ALS AUCH $W_{(d,n)}$ SIND FÜR DIE INFERENZ BEOBACHTBAR.

Als grobe Aufteilung fasst [Roberts et al., 2014] in einer Fußnote die Bestimmung des gemeinsamen Optimums für θ und die wortbasierte Themenzuweisung z als teil des Expectation-Schritts und die Bestimmung der Parameter k, y, Σ zur Kontrolle der Priors von Themen-Prävalenz und Inhalt im Maximization-Schritt zusammen.

Zusammengefasst beschreiben [Roberts et al., 2014, S. 1067f] die folgenden drei Hauptunterschiede gegenüber LDA, welche in einer Vorbereitung der Priori-Verteilungen der Inferenz durch Zusatzinformationen liegen und im Folgenden kurz dargestellt werden.

1. Topics sind miteinander korreliert (entsprechend CTM).
2. Jedes Dokument hat eine durch Kovariablen (X) beeinflusste eigene Ausgangsverteilung über Themen θ .
3. Wortverteilung innerhalb eines Themas β kann durch die Menge der Kovariablen (Y) auf Dokumentebene variiert werden.

Themen-Prävalenz STM geht davon aus, dass die Kovariaten zur Prävalenz X in Form einer Dokument-Metadaten-Zuweisung aus Themen und Kovariaten beobachtbar sind. Abweichend zu LDA, bei dem die Dokument-Themen-Verteilung θ über den gesamten Korpus konstant ist, ist die Inferenz von θ bei STM mit Σ entsprechend des in Abschnitt 3.3.6 beschriebenen CTM korreliert und a-priori durch eine Menge von Kovariaten in Matrix X (und Koeffizienten γ) über ein Standard-Regressions-Modell $\theta \sim \text{LogisticNormal}(X\gamma, \Sigma)$ bestimmt.

Kumuliert beschreiben [Roberts et al., 2014, S. 1069] die Themen-Prävalenz in Bezug zu Kovarianten als Grad der Assoziation zwischen einer Dokument-Kovariaten X und den durchschnittlichen Anteilen des Dokuments an inferierten Themen. So schreiben beispielsweise manche Autoren häufiger über bestimmte Themen als andere. Kapitel 6.2.2 verwendet die Zeit als Kovariate und ermöglicht die Darstellung der Relevanz von Themen im Verlauf einer Vorlesung.

Regressionen zwischen Kovariablen und der Häufigkeit des Auftretens bestimmter Themen (Prävalenz) sind somit berechenbar. Die Themen-Prävalenz kann auf Dokumentenebene mit beliebigen Kovariablen variiert werden.

Themen-Inhalte Dokumentbasierte Kovarianten Y beeinflussen die Wort-Themen-Zuweisung β . Die Wortverteilung in Themen β ist durch Abweichungen von der globalen Wort-Frequenz (m) im logarithmischen Raum $\beta_k \propto e^{m+\kappa_k}$ und einer optionalen Menge Y von Kovariaten (beispielsweise besonders aussagekräftige Begriffe) bestimmt.

Bezogen auf die Kovariaten beschreibt [Roberts et al., 2014, S. 1069] den Themen-Inhalt als Grad der Assoziation zwischen einer Dokument-Kovariaten Y und der Häufigkeit, mit der das Wort in einem bestimmten Thema verwendet wird. So verwenden beispielsweise manche Autoren bestimmte Begriffe häufiger im Kontext eines Themas als andere. Die Häufigkeit der Benutzung bestimmter Wörter in Themen wird mit einer multinomialen logistischen Regression mit Kovariaten, beispielsweise Eigenschaften diskutierender Individuen, in Zusammenhang gebracht. Diese Informationen erlauben die Identifikation besonders repräsentative Dokumente bezüglich Themen und Kovariablen. Zur Beschreibung von Themen kann über die allgemeine Aufzählung von Wörtern mit hoher Wahrscheinlichkeit in $\beta(k)$ auch die Exklusivität der Begriffe in jeweiligen Themen hinzugezogen werden. Das sogenannte Simplified Frequency Exclusivity (FREX) Scoring [Roberts et al., 2013] bietet hierfür ein geeignetes Maß.

Abschnitt 3.3.6 beschrieb die geringere menschliche Interpretierbarkeit der Ergebnisse bei Correlated Topic Models im Vergleich zu den Ergebnissen der Latent Dirichlet Allocation. Hierbei wurden Menschen gebeten, Ausreißer in Gruppen von Wörtern mit hoher Wahrscheinlichkeit bezüglich eines Themas zu identifizieren. Das Structural Topic Modeling begegnet diesem Ergebnis mit einer verbesserten semantischen Kohäsion (gemeinsames Auftreten von Wörtern in Dokumenten gleicher Themen) in Kombination mit einer erhöhten Exklusivität der relevanten Begriffe in Bezug auf ihr Erscheinen in anderen Themen [Bischof and Airoldi, 2012]. Evaluationen in [Roberts et al., 2014, S. 1075] zeigen im Vergleich zwischen STM und der menschlichen Analyse und Klassifikation von Texten eine hohe Übereinstimmung. Gleichzeitig besitzen die Ergebnisse von STM, nicht zuletzt aufgrund der eher binären menschliche Klassifikation von Aussagen, einen höheren Detailgrad.

Bezogen auf die Fragestellung dieser Arbeit sind Kovariablen nicht nur als statische

Meta-Daten bei der Erstellung und Verbreitung von Lehrmaterialien zu sehen. Vielmehr wird untersucht, auf welche Weise Studenten im Rahmen ihrer Lernaktivitäten Kovariablen erzeugen, die Hinweise auf die durch Studenten wahrgenommene Themen-Prävalenz und Themen-Inhalte liefern. Kapitel 6.6.2 führt die Ergebnisse hierzu aus.

3.4 ZUSAMMENFASSUNG

Abschnitt 3.1 und Abschnitt 3.3 bilden die Hauptbereiche dieses Kapitels. Abschnitt 3.1 erläuterte die Grundlagen didaktischer Verarbeitungsprozesse, Theorien zur Beobachtung dieser und leitete in eine Übersicht zu Möglichkeiten der Abbildung in verschiedenen Studentenmodellen, Business-Process-Modellen und Topic Maps in Abschnitt 3.2 über.

Begonnen wurde mit einer Spezialisierung der Definitionen von Daten, Informationen und Wissen aus der Sicht des Wissensmanagements. Daten bilden reale Artefakte dieser Welt ab. Informationen sind verbundene Strukturen und Resultat der Verarbeitung von Daten und Transformation von Wissen. Wissen existiert im Wahrnehmungskontext eines Menschen und muss für eine Kommunikation in Informationen transformiert werden. Die Definitionen führten zu dem Schluss, dass menschliches Wissen als solches nicht beobachtbar ist. Als beobachtbare Variablen verbleiben lediglich Informationsflüsse auf Daten. Offen blieb, in welchem Zusammenhang die Erstellung und Verarbeitung von Informationsflüssen mit der menschlichen Wissensverarbeitung stehen.

Zur Klärung dieser Frage beschrieb Abschnitt 3.1.2 verschiedene Ebenen des Verständnisses. Deep- und Surfacelearner korrelieren mit der aktiven und passiven Verarbeitung von Lehrinhalten. Eine aktive Auseinandersetzung mit dem Lehrstoff ist ausschlaggebend für die Beobachtbarkeit von Lernprozessen. Die Abbildung von Aktionen am Lehrstoff auf nicht beobachtbare innere Prozesse der Wissensverarbeitung wird durch die in Abschnitt 3.1.3 vorgestellte generativen Lerntheorie gestützt. Nach ihr treffen Informationen beim Lernenden in Form von Stimuli ein. Diese werden entweder an passende Anknüpfungspunkte mit dem bestehenden Vorwissen des Lernenden assoziiert oder führen im Fall einer konfliktbehafteten Wahrnehmung zur Anpassung einer bestehenden Wissensumwelt durch Akkomodation.

Die Filterung eintreffender Stimuli geschieht in Anlehnung an das Select-Organize-Integrate (SOI) Framework. In ihm sind sowohl beteiligte Speicher als auch Wahrnehmungs-, Selektions- und Organisationsprozesse beschrieben, welche eine direkte Auswahl auf die Verarbeitung eintreffender Informationen haben. Im Zusammenspiel mit konkreten Interaktionen am Lehrstoff ließen sich sogenannte (SOI-Prozesse unterstützende) Coding-Strategien ableiten.

Im Zusammenspiel lassen sich im Folgenden durch die Beobachtung geeigneter Coding-Strategien Rückschlüsse auf SOI-Prozesse und die Verarbeitung eintreffender Stimuli ziehen. In Kombination mit der generativen Lerntheorie lassen sich Aussagen über Wis-

sensverarbeitende Prozesse im Lernenden ableiten. Diese Grundlagen dienen in Kapitel 4 der Formalisierung von Komponenten und Prozessen im Lehr- und Lernprozess und der in Kapitel 5 beschriebenen Konzeption und Umsetzung eines Werkzeugs zur Beobachtung von Lernprozessen.

Abschnitt 3.2 beschrieb die Zwischenschicht zwischen didaktischen Theorien und mathematischen Methoden. In ihm wurden Methoden zur Modellierung mentaler Zustände und Prozesse vorgestellt. Während semantische Netze im Speziellen Topic Maps als Modellgrundlage für die spätere Abbildung mentaler Zustände und Metriken dienen, beschrieben die Abschnitte zur Business Process Model and Notation und zu Modellen des Knowledge-Tracings Verfahren zur formalen Betrachtung von Lehr- und Lernprozessen. Kapitel 4 definiert diese im Kontext des generativen Lernens im Detail.

Abschnitt 3.3 gab eine Einführung in die für diese Arbeit relevanten Technologien zur semantischen Analyse natürlichsprachlicher Lehrinhalte. Hierzu gehörte eine Überblick über verschiedene Verfahren des Natural Language Processing. Es wurden Methoden zur Reduktion natürlichsprachlicher Artefakte wie Stoppwörter und grammatikalische Verformungen sowie Verfahren zur Filterung relevanter Begriffe entsprechend ihrer Frequenz vorgestellt.

Um einen Überblick über Methoden zur Verarbeitung natürlichsprachlicher Texte zu erhalten, wurden verschiedene Ansätze in Bezug auf ihre Vor- und Nachteile diskutiert. Die Spanne vorgestellter Verfahren reichte von einfachen wörterbuchbasierten Ansätzen über Cluster Methoden sowie Mixture Model Topic Modeling Ansätze. Für Topic Modeling Ansätze wurden die Verfahren der Latent Dirichlet Allocation, das Correlated Topic Modeling und das Structural Topic Modeling beschrieben und relevante Herleitungen, Parameter, Relationen und Inferenzmechanismen vorgestellt. Die in Abschnitt 3.3 vorgestellten Technologien bilden die Basis der in Kapitel 6 beschriebenen Methoden zur Inferenz semantischer Informationsstrukturen aus Lehrinhalten.

4 VON LERNTHEORIEN ZU FORMALISMEN FÜR DIGITALE SYSTEME

Die in diesem Kapitel beschriebenen Formalismen dienen als Ausgangspunkt für die Konzeption und Umsetzung der in den folgenden Kapiteln 5 und 6 vorgestellten Methoden, Prototypen und Modelle. Die folgenden Formalismen dienen als Brücke zwischen den in Kapitel 3.1 anhand von Lehr- und Lerntheorien beschriebenen Phänomenen und einer für die Arbeit mit computergestützten Verfahren notwendigen systemtheoretischen Modellsicht. Sie werden bei der Beschreibung des Aufbaus, des Transfers und der Verarbeitung von Informationen und Wissen im weiteren Verlauf dieser Arbeit referenziert.

Die folgenden Abschnitte 4.1.1 und 4.1.2 beginnen mit einer formalen Präzisierung der in Abschnitt 3.1.1 vorgestellten Einteilung von Daten, Informationen und Wissen. Weiterführend werden die Prozesse der Wissenstransformation, Übertragung und Aufnahme mit Hilfe des Business Process Modelling erläutert.

4.1 EIN MODELL ÜBER DIE STRUKTUR DES WISSENS

Ausgehend von der in Abschnitt 3.1.1 beschriebenen Einteilung von Wissen, Informationen und Daten beschreibt dieser Abschnitt die Bausteine Informationen und Daten. Für die Formalisierung von Wissen, welches per Definition nur im Gehirn eines Menschen existiert, wird im folgenden Abschnitt 4.1.2 ein abstrakteres Modell eines semantischen Netzes verwendet. Der Schwerpunkt des Modells liegt ausschließlich auf der Identifikation und Verarbeitung semantischer Informationen. Neben der Beschreibung des semantischen Netzes werden alle Annahmen und Aussagen interner menschlicher Prozesse an entsprechenden Stellen mit Verweisen zu den in Abschnitt 3.1 beschriebenen Lehr- und Lerntheorien gestützt. Die Vereinfachung des Modells entspricht den Merkmalen zur Reduktion der in [Stachowiak, 1973] beschriebenen allgemeinen Modelltheorie.

4.1.1 DATEN, INFORMATIONEN UND RELATIONEN

Wird Wissen außerhalb des Erfahrungskontexts des menschlichen Gehirns manifestiert, beispielsweise für die Speicherung oder die Übertragung von einem Individuum zu einem anderen, so wird es in eine Menge von Informationen transformiert. Informationen bestehen per Definition im Kontext des menschlichen Wissensmanagements (Abschnitt 3.1.1) aus Mengen verarbeiteter Daten und Strukturen. Im weiteren Verlauf dieser Arbeit werden Daten (atomare Aussagen zur Abbildung der Welt) als Fakten und Mengen von Fakten als Themen bezeichnet. Strukturinformationen zwischen nichtleeren Mengen von Fakten werden durch Assoziationen zwischen Themen beschrieben. Fakten, Themen und Assoziationen werden im Folgenden definiert. Sie bilden die deklarative “Nutzlast” der anschließend beschriebenen Lehr- und Lernprozesse.

Definition 4.1. Informationen sind definiert als Tupel aus der Menge aller atomarer Fakten F , einer Zuordnung von Fakten in eine Menge aller Themen T und die Menge der strukturbildenden Assoziationen zwischen Themen A .

$$Information = (F, T, A) \quad (23)$$

Fakten F sind laut Abschnitt 3.1.1 unverbundene rohe Artefakte beziehungsweise wahrnehmbare Einheiten. Sie bilden Teile der realen Welt ab. Fakten lassen sich durch semantische Verarbeitung Kontexten zuordnen. Im Folgenden wird dies durch eine Zuordnung von Fakten-Teilmengen zu Themen T abgebildet.

Definition 4.2. Ein Thema T_i umfasst eine nichtleere Teilmenge von Fakten, die über einen gemeinsamen semantischen Kontext miteinander verbunden sind. Fakten können in beliebig vielen Themen vertreten sein und sind Teil mindestens eines (des eigenen) Themas.

$$F = \{f_1, f_2, \dots, f_m\} \quad (24)$$

$$T = \{T_1, \dots, T_n | T_i \subseteq F, T_i \neq \emptyset\} \quad (25)$$

$$\forall f_j \in F \exists T_i : f_j \in T_i \quad (26)$$

Neben der Kapselung von Fakten in Themen existieren strukturbildende Relationen zwischen Themen. Themen können durch Relationen in Form von Assoziationen A verbunden sein.

Definition 4.3. Die Menge der Assoziationen A beinhaltet ein Tupel von je zwei Themen T_i und T_k , sobald sich beide Themen mindestens ein Faktum teilen.

$$A = \{a_{1,1}, \dots, a_{n,n} | a_{j,k} = (T_j, T_k), T_j \cap T_k \neq \emptyset\} \quad (27)$$

Assoziationen zwischen zwei Themen besitzen darüber hinaus eine Wichtung $\omega(a_{T_1, T_2})$. Diese bestimmt sich sowohl über die Größe der Menge der gemeinsamen Fakten als auch durch die Relevanz der Fakten für entsprechende Themen. Dies wird durch die Funktion $r_t(f)$ abgebildet. Für die Relevanz eines Faktums in einem Thema können verschiedene Features herangezogen werden. Ein einfaches wäre die Häufigkeit, mit dem dieses Faktum in Medien dieses Themas vertreten ist. Ein weiteres wäre die Exklusivität, mit der ein Faktum in besagtem Thema vertreten ist. Eine geeignete erste Annäherung wäre auch die Bestimmung des Informationsgehalts nach Shannon [Shannon, 2001]. Die Abschnitte 6.2 und 6.3 beschreiben Verfahren zu Ermittlung relevanter Themen und Relationen im Detail. Unter Verwendung der Relevanzfunktion $r_t(f)$ werden Assoziationen und die Stärke ihrer Verbindung wie folgt definiert:

Definition 4.4. Die Wichtung $\omega(a_{T_j, T_k})$ einer semantischen Verbindung zwischen Thema T_j und Thema T_k wird durch die Summe der multiplizierten, quadrierten Relevanzen $r(f)$ der gemeinsamen Fakten beider Themen approximiert.

$$\omega(a_{T_j, T_k}) = \sum_{i=1}^{|T_j \cap T_k|} r_{T_j}(f_i)^2 * r_{T_k}(f_i)^2 \quad (28)$$

$$f_i \in T_j \cap T_k, W(r) = [0, 1] \quad (29)$$

Hierfür spricht, dass eine höhere assoziativ Verknüpfung beider Themen gegeben ist, je mehr gemeinsame, relevante Fakten in einem Thema vorhanden sind und eine Verbindung zwischen Themen nur durch ein Faktum mit hoher Relevanz in beiden Themen deutlicher gestärkt wird.

Da Fakten, Themen und Assoziationen bisher keinen Bezug zur realen Welt haben, wird abschließend ein Scope S definiert.

Definition 4.5. Ein Scope S beschreibt einen Raum in der realen Welt, in dem Fakten und Themen existieren. Es ist eine zusammenhängend auftretende Menge von Fakten. Eine Sequenz von Scopes beziehungsweise Medien wird im Zuge der Lehre als Lecture L zusammengefasst.

$$L = \{S_1, \dots, S_n\} \quad (30)$$

$$L \neq \emptyset, S_i \subseteq F, S_i \neq \emptyset \quad (31)$$

Diese Arbeit nutzt als Beispielszenario für die Vermittlung von Wissen das Lehrkonstrukt der Vorlesung. Eine der Definition 4.5 entsprechende Vorlesung beinhaltet mindestens eine Vorlesungsfolie. Vorlesungsfolien beinhalten ein oder mehrere Fakten. Abhängig von diesen Fakten ist eine Vorlesungsfolie einem oder mehreren Themen zugehörig. Die entstehende Verknüpfung von Folien und Themenstrukturen beschreibt eine semantische “Meta-Struktur” sozusagen das Wissen über eine Vorlesung. Der folgende Abschnitt beschreibt semantischen Netze zur Abbildung dieser Meta-Struktur. Kombiniert mit der in diesem Abschnitt beschriebenen Definition von Informationsstrukturen über Themen und Assoziationen bilden diese semantischen Netze das Ausgangsmodell dieser Arbeit zur Darstellung von Wissenszuständen.

4.1.2 WISSEN UND SYMBOLORIENTIERTE WISSENSNETZE

Wie zu Beginn dieses Kapitels erläutert, verwendet diese Arbeit ein abstraktes Modell zur Abbildung mentaler Informationsstrukturen. Als Ausgangslage dienen die in Abschnitt 4.1.1 beschriebenen Fakten, Themen und Assoziationen. Diese Bausteine bilden die Grundlage der abzubildenden Elemente und werden in diesem Abschnitt in ein semantisches Netzwerk überführt. Abschnitt 4.1.3 diskutiert konnektionistische und sym-

bolorientierte Ansätze in Bezug auf die Anforderungen und Ziele dieser Arbeit und zeigt die Vorteile der Verwendung symbolorientierter Wissensmodelle.

Als Vertreter symbolorientierter Wissensnetze wurden verschiedene Modelle (vgl. 3.2.2) bezüglich ihrer Repräsentation von Daten-, Informations- und Wissensrepräsentation beschrieben. In diesem Abschnitt wird die Struktur der Topic Maps für die Abbildung der Ergebnisse aus Kapitel 5 und 6 erweitert.

Wie bereits in [Lucke and Martens, 2010] beschrieben eignen sich Topic Maps im Kontext der Lehre zur Abbildung von Learning Objects (LO) [IGI Global, 2021] auf reale Ressourcen. Es existiert somit eine direkte Schnittstelle zur Verknüpfung realer Ressourcen mit einer abstrakten Topologie von Themen beziehungsweise Lehrzielen. Während Informationen als Bausteine in realen Ressourcen verankert sind, bilden Themen die Kontexte, welche mit diesen Ressourcen verbunden sind.

Topic Maps gehen in ihrer natürlichen Form von binären Verbindungen zwischen Themen und realen Objekten aus und nutzen zur Identifikation von Themen eindeutige Unified Resource Identifier (URI). Das Modell wird für eine Abbildung semantischer Relationen zwischen Themen wie folgt angepasst: Abschnitt 4.1.1 beschreibt Wissen zusammenfassend als eine Menge unterschiedlich stark verknüpfter Themen. Themen sind nicht durch eine eindeutige ID, sondern als Cluster von Fakten und Daten definiert. Gemeinsame Assoziationen zwischen Themen entstehen durch geteilte Fakten zwischen Themen (beispielsweise durch eine gemeinsame Verknüpfung mit Ressourcen). Fakten und Daten selbst entspringen aus Artefakten der realen Welt. Um die Intensität von Relationen zwischen Themen und die Zugehörigkeit von Fakten zu Themen zu beschreiben, ist es hilfreich, sowohl die Relationen zwischen Themen und Ressourcen als auch die Relationen zwischen Themen um Gewichte zu erweitern. Abbildung 25 skizziert den Aufbau einer gewichteten Topic Map.

Bezogen auf die in Abschnitt 3.1.1 beschriebenen Arten von Wissen dient diese angepasste Topic Map der vereinfachten Darstellung des mentalen Modells eines Menschen bezüglich der Organisation von Informationen aus aufgenommenen Stimuli. Es erlaubt zudem die Modellierung von Themenverbindungen und zugehörigen Medien beziehungsweise “Erinnerungs-Chunks” durch Relationen unterschiedlicher Intensität. Einen ähnlichen Ansatz beschreiben [Lucke and Martens, 2010] im Zuge der Lernerzentrierung durch die Abbildung von Lernobjekten und individuellen Lernpfaden mit Topic Maps. Kapitel 5 und Kapitel 6 werden dieses Modell aufgreifen und ihre jeweiligen Ergebnisse in dieses überführen.

4.1.3 ABGRENZUNG ZU KONNEKTIONISTISCHEN MODELLEN

Bei der Betrachtung der Signalverarbeitung im Gehirn, die als Grundlage zu Verarbeitung kognitiver Prozesse angesehen wird, erscheint die Abstraktion eines menschlichen Gehirns durch digitale neuronale Netze naheliegend. Neuronale Netze eignen sich (wie

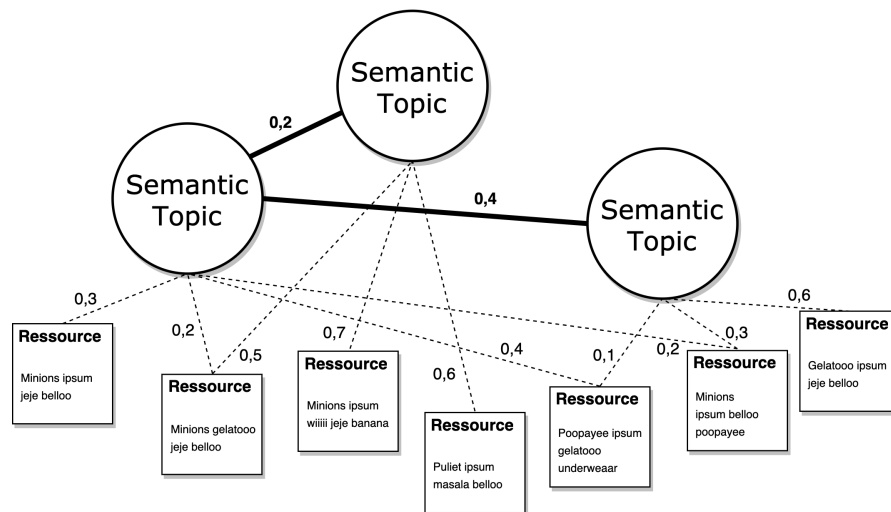


ABBILDUNG 25: BEISPIEL EINER TOPIC MAP. SEMANTISCHE ABSTRAKTE THEMENBEGRIFFE, WELCHE ÜBER ASSOZIATIONEN MITEINANDER VERBUNDEN SEIN KÖNNEN. REALE RESSOURCE SIND ALS OCCURRENCES ANGEKNÜPFT

die aktuellen Entwicklungen im Deep-Learning belegen) gut zur Simulation bestimmter kognitiver Fähigkeiten beziehungsweise Aufgaben der schwachen KI, wie z. B. dem Erkennen schematisch ähnlicher Sachverhalte, dem Erkennen von Sprache und der Bilderkennung. Auch für die Analyse kognitiver Prozesse und die Erklärung von Vorgängen im menschlichen Gehirn aus biologischer Sicht ist die Simulation durch neuronale Netze sehr gut geeignet, wie Henry Markram mit dem Blue Brain Projekt zur Simulation einer Korkalen Säule belegt [Henry, 2021]. Für die Erklärung kognitiver Modelle aus logischer Sicht sind neuronale Netze weniger geeignet. Hierfür sprechen folgende Gründe:

Neuronale Netze verarbeiten Informationen durch einfache Schalteinheiten, die durch gewichtete Kanten miteinander verbunden sind. Aus menschlicher Sicht ist es nur schwer möglich, aus der Topologie eines Neuronalen Netzes mit mehreren Schichten Rückschlüsse auf dessen Verhalten zu ziehen. Die Modellierung eines bestimmten Verhaltens durch die manuelle Anpassung der Topologie eines Netzes ist nicht effizient. Für Neuronale Netze ist das Verhalten ein emergentes Resultat vieler, durch einen Lernprozess angepasster, Einzelkomponenten.

Im Vergleich zum Standard neuronaler Netze mit festen Kantenverbindungen, in denen Informationen ausschließlich in Gewichten gespeichert sind, bieten neuronale Netze – entwickelt durch evolutionäre beziehungsweise genetische Algorithmen (NeuroEvolution of Augmenting Topologies (NEAT) in [Stanley and Miikkulainen, 2002]) – durch eine mit Hilfe von Selektions und Mutationsprozessen angepasste Topologie eines Neuronalen Netzes etwas mehr Interpretationsmöglichkeiten.

Bei NEAT-Netzen würde sich ein lernender Geist als Neuronales Netz mit willkürlich angeordneten und verbundenen Neuronen, verschiedensten Schaltfunktionen und Ge-

wichten modellieren lassen. Die Qualität der Bewältigung kognitiver Aufgaben wird hierzu auf einen Fitness-Wert abgebildet. Mit dem Ziel der Optimierung des Fitness-Wertes entwickelt sich ein solches Netzwerk durch Mutation und Fortpflanzung über genügend viele Generationen zu einer problemlösenden Struktur.

Anders als die “fest verdrahteten” Standard-Netze speichern NEAT-Netze ihre Resultate auch in ihrer Struktur. Bis auf die Ausprägung bestimmter Merkmale von “Spezies” ist jedoch kaum eine Korrelation von Netzstruktur zur Problemlösung zu erkennen. Bei verschiedenen Durchläufen zur Lösung von Problemen fallen die Netz-Topologien sehr unterschiedlich aus.

In dieser Arbeit liegt der Schwerpunkt in der Auswertung der Menge und der Struktur gespeicherter Informationen. Es ist notwendig, verarbeitete Informationen (auch in Bezug auf verwendete Lehr- und Lerninhalte) und ihre Relationen aus einer Netztopologie abzuleiten. Die Verwendung Neuronaler Netze zur Abbildung dieser Prozesse würde entsprechend vertiefende Methoden der Auswertung benötigen. Begleitend zu dieser Arbeit wurden Untersuchungen im Bereich Reinforcement-Learning und NeuroEvolution of Augmenting Topology durchgeführt. Der Einsatz dieser Ansätze liefert keine signifikanten Vorteile gegenüber dem Einsatz semantischer Netze. Die Erweiterung der Topic Map durch eine Anpassung von Kantengewichten und Bildung von Verbindungen anhand analysierter Medien ist in stark abgewandelter Form den Lernmethoden Neuronaler Netze nachempfunden.

4.2 WISSENSVERARBEITENDE PROZESSE IN VORLESUNGEN

Vorlesungen dienen dieser Arbeit als praktisches Beispiel zur Beschreibung situierter Lehr- und Lernvorgänge. Für diese Arbeit relevante Abläufe innerhalb dieser Vorgänge werden im Folgenden in Form von Business Process Model and Notation (kurz BPMN), beschrieben in Abschnitt 3.2.1, vorgestellt. Die Prozesse der folgenden beiden Abschnitte wurden im Rahmen dieser Arbeit im Zusammenhang mit Knowledge Tracing Models in [Nicolay and Martens, 2020] diskutiert und veröffentlicht.

4.2.1 LEHREN - VOM KONZEPT ZUR ERZÄHLUNG

Basierend auf der vorangegangenen Definition von Informationen wird im Folgenden der Prozess zur Generierung von Lehrinhalten am Beispiel der Erstellung von Vorlesungen beschrieben. Das Ausgangskonzept bildet das mentale Modell des Dozenten. Ergänzt wird dies durch verfügbare mediale Inhalte. Entsprechend der Definitionen in Abschnitt 3.1.1 wird an dieser Stelle der Prozess der Transformation nichtkommunizierbaren Wissens in eine Menge kommunizierbarer Informationen beschrieben. Die Herleitung dieses Prozesses basiert sowohl auf Lehrtheorien im Rahmen des Constructive Alignment (Kapitel 3.1.2 als auch auf Interviews, die im Zuge der Knowledge Elicitation mit Dozenten

geführt wurden. Abbildung 26 zeigt, wie Themen einer Vorlesung nach Analyse von Relevanz und nach einer für die Zielgruppe angemessenen didaktischen Reduktion in einer Menge von Lehrmedien manifestiert und iterativ in eine Sequenz überführt werden.

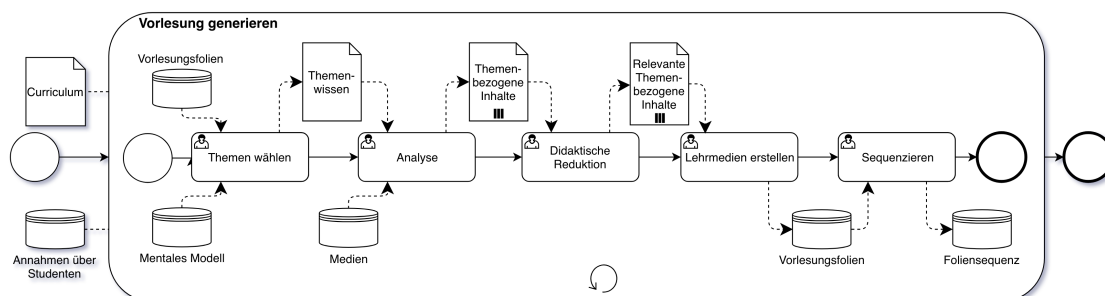


ABBILDUNG 26: BPMN ZUM PROZESS DER GENERIERUNG VON VORLESUNGEN

Prozess-Abbildung 27 beschreibt die Übertragung vorab erstellter narrativer Lehrinhalte an Studenten im Rahmen einer Vorlesung. Laurillard beschreibt den Prozess der Kommunikation von Lehrinformationen mit Hilfe des “Conversational Frameworks of Learning” [Laurillard, 2012] als Übertragung einer theoretischen Repräsentation durch Artikulation und Reartikulation zur konzeptuellen Repräsentation im Studenten. Zur maschinellen, automatisierten Identifikation übertragener und verarbeiteter Inhalte ist es notwendig, die Sequenz aus Informationen, die während einer Veranstaltung vom Dozenten an einen Studenten übertragen wird, in einzelne Teile zu zerlegen. Eine korrekte Zerteilung des Lehrstoffs unterliegt verschiedenen Faktoren. Sie wird unter anderem durch die Art des Inhalts, die Aufbereitung durch den Dozenten und das Format der Veranstaltung beeinflusst. Da in diesem Bereich bisher keine allgemeingültigen Standards existieren, werden die Vorlesungsfolien selbst als diskrete Einteilung des übertragenen Wissens angesehen. Für dieses Vorgehen sprechen Untersuchungen zur Struktur von Informationen auf Vorlesungsfolien in [Alley and Neeley, 2005, S. 420] und [Hayama et al., 2008], sowie eine im Rahmen dieser Arbeit entstandene Abschlussarbeit [Grabinsky, 2016, S. 14f] zur Verwendung von Layout und Gliederungen für eine Identifikation relevanter Aussagen. Häufig werden mehrere aufeinander folgende Folien verwendet um das aktuelle Thema weiter vorzuführen. Unterstützende Ergebnisse für diese Annahme werden in Kapitel 6 vorgestellt.

Eine Menge von Folien kann dementsprechend als eine Menge von Bausteinen gesehen werden, die jeweils einem oder mehreren Themen zugeordnet sind. Bezogen auf den Ablauf einer mediengestützten (multimodalen) Vorlesung, bestehend aus der Artikulation von Information und visueller Präsentation von Vorlesungsfolien, werden entsprechend dieser Bausteine als diskrete Informationsstimuli an zuhörende Studenten übertragen.

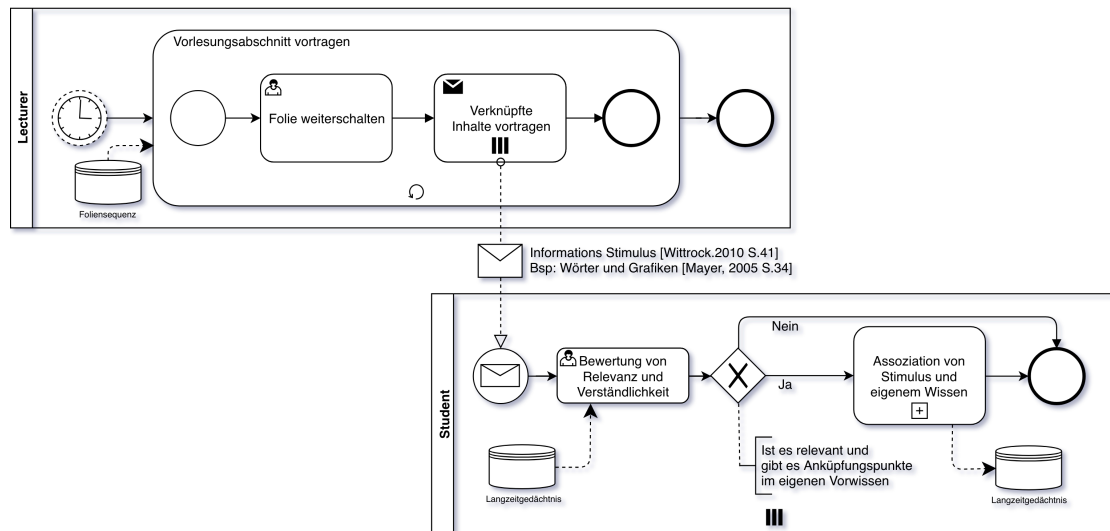


ABBILDUNG 27: BPMN ZUR ÜBERTRAGUNG VON STIMULI AN LERNENDE

4.2.2 LERNEN - VON DER ERZÄHLUNG ZUM KONZEPT

In Anlehnung an das in [Fiorella and Mayer, 2016] beschriebene “Select, Organize and Integrate” (kurz SOI) Modell des Lernens (siehe Abschnitt 3.1.3) wird die Bewertung der Relevanz, der Organisation von Wissen und der Integration der Informationsstrukturen auf verschiedene kognitive Speicher verteilt. Der Lernprozess durch die Verarbeitung eintreffender Stimuli lässt sich in Anlehnung an die in SOI [Fiorella and Mayer, 2016, S. 719] beschriebenen Speicher und die Prozesse der Assimilation und Akkomodation (siehe Abschnitt 3.1.3) konkreter, eintreffender Stimuli wie folgt abbilden:

- Im Rahmen dieser Arbeit wird der Informationskanal zur Übermittlung von Stimuli als störungsfrei (deterministisch und verlustfrei) angesehen. Die Betrachtungen beginnen mit dem eingetroffenen Stimulus unabhängig von Übertragungsqualität oder Modalität.
- Der Prozess startet durch das Eintreffen von Stimuli (oder auch Instruktionen) über einen Informationskanal. Beispiele für Stimuli sind laut [Mayer, 2005, S. 34] neu erfasste Wörter und Grafiken. In unserem Kontext sind dies Mengen von Fakten gebündelt um ein oder mehrere aktuelle Themen. Abbildung 27 beschreibt diesen Stimulus als Resultat des Vortragens von Vorlesungsinhalten verknüpft mit Vorlesungsmedien.
- Im sensorischen Speicher findet die in Abbildung 27 beschriebene Bewertung von Relevanz und Verständlichkeit der eintreffenden Stimuli statt. Abhängig vom Ergebnis wird der Stimuli verworfen oder zur Assoziation mit dem Langzeitgedächtnis ins Arbeitsgedächtnis geleitet.

Eine Vorlesung ist laut dieser Betrachtung ein Wissenstransfer aus Fakten und Relationen, dessen Stimuli durch Assimilationsprozesse in bestehende Wissenssysteme integriert werden. Kognitive Strukturen (sogenannte Wissensseinheiten) werden gebildet und in das mentale Modell im Langzeitgedächtnis integriert. Laut [Hembrooke and Gay, 2003, S. 50] führen Aktivierungen im Vorwissen zu Verknüpfungen mit relevanten Aspekten neu eintreffender Informationen. Die Anzahl verbundener Assoziationspunkte bestimmt die Stärke des Lerneffekts. Konflikte zwischen neuen Informationen und der eigenen Sicht der Welt führen darüber hinaus zum Prozess der Akkomodation der eigenen Wissensumwelt. Die durch Akkomodation herbeigeführte Veränderung des Langzeitgedächtnisses beeinflusst wiederum die Grundlage für die Deutung neuer Stimuli (siehe auch Abschnitt 3.1.3).

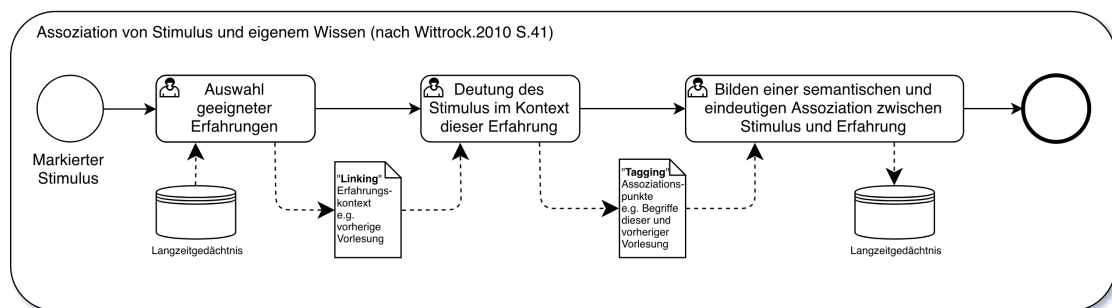


ABBILDUNG 28: BPMN ZUM PROZESS DER ÜBERTRAGUNG VON STIMULI IN LANGZEITGEDÄCHTNIS ANGELEHNT AN WITTROCKS ([WITTRICK, 2010]) BESCHREIBUNG GENERATIVER LERNPROZESSE.

Die internen Prozesse zur Verarbeitung von Informationen entsprechend Abbildung 28 werden in folgende Schritte unterteilt:

- Im Arbeitsspeicher werden in Bezug auf das eigene Langzeitgedächtnis die eingetroffenen Informationen interpretiert. Im Rahmen des eigenen Erfahrungskontexts werden geeignete Anknüpfungspunkte ermittelt.
- Anhand dieser Anknüpfungspunkte wird anschließend eine kontextbehaftete Interpretation und Strukturierung der Informationen zu langzeitgedächtniskompatiblen Modellen vollzogen.
- Anschließend wird das angepasste kognitive Modell ins Langzeitgedächtnis übertragen. Dies geschieht sowohl durch eine assimilative Erweiterung, als auch durch eine akkomodative Abwandlung bestehender Strukturen.

Zusammenfassend diskretisieren die BPMN-Prozesse die jeweiligen Schritte zur Transformation von Wissen in übertragbare Information, die Übertragung von Informationen in Vorlesungen, sowie die Aufnahme dieser als Stimuli durch Studenten und die abschließende Verarbeitung von Informationen durch Assoziationsprozesse. Die folgenden

Kapitel beschreiben die Konzeption und Umsetzung von Werkzeugen für die Analyse dieser Prozesskette. Während Kapitel 6 mit Hilfe von Natural Language Processing die einer Informationssequenz zugrundeliegenden Konzepte und semantische Struktur ermittelt, beschreibt Kapitel 5 ein auf der Generativen Lerntheorie basierendes Werkzeug zu Beobachtung der Wissensaufnahme und Organisation in Vorlesungen.

4.3 ZUSAMMENFASSUNG

Dieses Kapitel präzierte ausgehend von den Grundlagentheorien der Abschnitte 3.1 und 3.2 Mengen, Relationen, Zustände und Prozesse im Lehr- und Lernvorgang auf formaler Ebene. Begonnen wurde zur Bestätigung von These 4 mit einer Definition einer Grundstruktur von Fakten, Themen und Assoziationen zu späteren maschinellen Verarbeitung von Informationsflüssen und Datenmengen. Die Formalismen zur Beschreibung von Fakten, Themen und Assoziationen liefern die Grundlage der in den folgenden Kapiteln beschriebenen Metriken zu semantischen Korrelationen und Kontexten in Lehrmaterialien.

In einem weiteren Schritt wurde die Form der Topic Maps für die Beschreibung von “Wissensstrukturen” angepasst. Ziel war die Abbildung semantischer Informationsstrukturen und ihrer Datenquellen zur Skizzierung mentaler Modelle entsprechend These 7. Sowohl die Metriken zur Beobachtung von Lernprozessen in Kapitel 5 als auch die Metriken der semantischen Inferenz aus Kapitel 6 werden auf die hier beschriebene erweiterte Topic Map abgebildet. Somit wird ein Vergleich der Ergebnisse der Beobachtung von Lernprozessen und der Inferenz semantischer Strukturen im beteiligten Lehrmaterial möglich.

Der dritte Schwerpunkt dieses Kapitels bildete die Beschreibung von Lehr- und Lernprozessen unter Verwendung der Business Process Model and Notation. Ausgehend von der Generativen Lerntheorie wurden zur Bearbeitung der Thesen 5 und 6 die Prozesse des Wissensaustauschs zwischen Dozent und Student modelliert und diskutiert. Begonnen wurde mit der Transformation von Wissen in Informationen am Beispiel der Erstellung von Vorlesungsinhalten. Weiter ging es mit der Übertragung von Informationen durch einen Dozenten und der Verarbeitung von Stimuli durch rezipierende Studenten. Der Abschluss bildete eine Verknüpfung generativer Verarbeitungsprozesse mit beobachtbaren Interaktionen am Lehrstoff. Die in diesem Abschnitt beschriebenen Prozesse bilden das Fundament der in den folgenden Kapiteln beschriebenen Konzeptionen und Umsetzungen von Beobachtungswerkzeugen zur Analyse von Lehr- und Lernprozessen.

5 DIGITAL GESTÜTZTES LERNEN – VON DER ERZÄHLUNG ZUM KONZEPT

Abschnitt 4.2.2 beschreibt Formalismen der narrativen Übertragung von Informationen in Vorlesungen. Informationen werden im Rahmen einer “Erzählung” entwickelt von einem Dozenten mit Lehrabsicht an die Teilnehmer einer Vorlesung übermittelt. Diese entnehmen der Erzählung Informationen durch die Identifikation relevanter Inhalte und Assoziation identifizierter Inhalte in die eigene Wissenswelt. Während die in diesem und dem folgenden Kapitel dargestellten Methoden auf viele verschiedene Formate der Informationsübermittlung im Rahmen der Lehre anwendbar sind, dient die Vorlesung im Rahmen der Hochschullehre, als gutes Beispiel zur Demonstration der Methoden und Auswertung der Ergebnisse. Hierfür sprechen die vorgegebene Unterteilung eines Informationsflusses in analysierbare Präsentationsfolien, eine klare Reihenfolge vorgetragener Informationen und eine relative hohe Anzahl gleichzeitiger Empfänger.

Dieses Kapitel befasst sich mit der Übertragung von Informationen im Rahmen einer Vorlesung und der Beobachtung von Verarbeitungsprozesse durch Lernende. Der Prozess der Erstellung einer solchen “Erzählung” wird im folgenden Kapitel 6 beleuchtet.

Im Kontext der semantischen Analyse von Vorlesungen wurde im Rahmen dieser Arbeit ein Ansatz zur Ableitung eines semantischen Modells veröffentlicht [Nicolay, 2014]. Dieser Ansatz erläutert mögliche Erweiterungen von Vorlesungsinhalten für Lernende durch semantische Annotationen und Relationen. Beispiele für semantische Annotationen auf Vorlesungsmaterialien sind:

- Arten beziehungsweise Ziele von Informationseinheiten, wie das zusammenfassen, definieren und das Vorstellen von Beispielen
- Hervorheben relevanter Fakten, beispielsweise durch Schlagwörter und die Betonung semantischer Schwerpunkte
- Hervorheben von Kontexten durch die Hervorhebung von Abhängigkeiten zwischen Inhalten und Verknüpfungen zum Vorwissen
- Zielorientierte Themenpfade beziehungsweise Annäherungen an Schwerpunkte
- Individuelle Hervorhebung, möglicher Konflikte mit der individuellen Wissensumwelt beispielsweise zur Vermeidung von Misconceptions [Baeten et al., 2016, S. 44f]

Vorlesungen sind aktuell in vielen Hochschulen eine der Hauptformen der Lehre. Mediengestützte Vorlesungen beinhalten darüber hinaus durch Präsentationsmedien digital analysierbare Informationsträger im visuellen Kanal und können durch Transkriptionen des gesprochenen Wortes des Dozenten im auditiven Kanal erweitert werden. Neben verschiedenen Informationskanälen bietet die Art der Informationsübermittlung weitere Herausforderungen.

Ein Dozent sequenziert kontextbehaftete, komplexe Informationsstrukturen und übermittelt diese mit Hilfe oben genannter Informationskanäle an eine Gruppe von Zuhörern. Nicht selten bauen diese Informationen entlang der Sequenz aufeinander auf. Einer Gruppe von Zuhörern obliegt die Aufgabe, in dieser multimodalen Sequenz von Informationen relevante Faktoren zu identifizieren und in die eigene Wissensstruktur zu integrieren. Ziel ist, vorgetragene Teile des Expertenmodells des Dozenten angepasst an den eigenen Wissensstand nachzubilden. Die Natur einer Vorlesung erschwert die für den Lernenden notwendigen Verknüpfungsprozesse in einem besonderen Maße. Zunächst sind die Informationen in einem auditiven und verbalen Daten-Strom enthalten und somit flüchtig. Aufgrund hoher Teilnehmerzahlen sind Informationen zudem nicht auf die Geschwindigkeit und Bedürfnisse (beispielsweise der Vorbildung) einzelner Individuen abgestimmt.

Da sich Kontexte erst im Verlauf der Erläuterung eines Themas erschließen, sind Informationen oft vorerst lose Fakten entsprechend der in Abbildung 2 in Abschnitt 3.1.2 beschriebenen quantitativen Phase. Neues akademisches Wissen ist für Studenten häufig nur schwer mit bestehenden Wissenstrukturen verknüpfbar und die Menge erhaltener und verknüpfter Fakten mit dem Voranschreiten der Veranstaltung und einem stetigen Erhalt neuer Informationen nur schwer aus dem Gedächtnis abrufbar. Strukturelle Informationen, wie Themenbereiche und Inhaltsübersichten werden häufig nur einleitend gezeigt und sind im weiteren Verlauf von Veranstaltungen nicht mehr präsent. Ein resultierender Verlust der strukturellen Orientierung erschwert die Identifikation geeigneter Anknüpfungspunkte für eintreffende Stimuli.

Betrachtet man Vorlesungen entsprechend ihres Ursprungs – dem Vortragen von Buchinhalten, da eigene Exemplare für Studenten nicht verfügbar waren [Fend, 2006, S. 85] – fehlt es im Vergleich zum direkten Lesen von Fachbüchern an Methoden der dauerhaften Hervorhebung aktueller Themenbereiche und Themenrelationen sowie einer schnellen Möglichkeit zum Nachschlagen vorangegangener Informationen durch Glossare oder Inhaltsverzeichnisse. Darüber hinaus besitzt der zielorientierte Lerner keine Möglichkeit, Informationen je nach Relevanz zu “überfliegen”.

Ein Beispiel hierfür ist die Millersche Zahl oder auch “Seven, Plus or Minus Two” [Miller, 1956]. Nach ihr können Mensch im Schnitt im Kurzzeitgedächtnis 5 bis 9 Ziffern speichern. Eine gespeicherte Zahl aus 5 bis 9 Ziffern rückwärts wiederzugeben, spricht: die Arbeit an Informationen im Kurzzeitgedächtnis ist eine nicht triviale Aufgabe. Auch wenn es, wie zusätzlich in [Miller, 1956] gezeigt, Menschen die Wiedergabe von Objekten leichter fällt, ist der stetige Fluss flüchtiger audio-visueller Inhalte im Lernprozess zu verarbeiten eine Herausforderung. Die Herausforderung der Reorganisation und Assoziation aktueller und vergangener Stimuli eines flüchtigen Erzählstroms in die eigene strukturierte Wissenswelt sind komplexe kognitive Operationen. Details zu diesen Anforderungen werden in Abschnitt 5.1.2 beschrieben.

Im weiteren Verlauf dieses Kapitels wird beschrieben, wie eine Schnittstelle zur Un-

terstützung und Beobachtung von Verarbeitungsprozessen bei der Aufnahme von Lehrinformationen aussehen könnte. Hierzu werden Thesen über kognitive Prozesse, gestützt durch Theorien des Generativen Lernens aus Kapitel 4 und das SOI Framework (beschrieben in Abschnitt 3.1.3) zusammengetragen. Mit Hilfe dieser Thesen werden Anforderungen an eine Schnittstelle zur aktiven Unterstützung von Lernprozessen definiert und Konzepte zur Erfüllung dieser Anforderungen entwickelt.

5.1 ZUR BEOBACHTUNG DER REKONSTRUKTION VON WISSEN

Die Beobachtung der Verarbeitung neuer Informationen durch Zuhörer einer Vorlesung bietet die Möglichkeit, im Zuge des Learning Analytics Rückschlüsse auf Lehr- und Lernvorgänge zu ziehen. Richtig interpretiert dienen sie als Feedback für Dozenten und Studenten und unterstützen eine zielgerichtete Anpassung des Lern- und Lehrprozesses im Sinne von Biggs “What the student does” [Biggs, 1999]. Die im Folgenden beschriebenen Methoden und Untersuchungen im didaktischen Bereich wurden zusammen mit dem Institut HIE-RO der Universität Rostock unter anderem in [Nicolay et al., 2015b] publiziert.

Thesen und Anforderungen aus anschließenden Abschnitten münden in einer praktischen Umsetzung eines Prototypen in Abschnitt 5.2.2. Dieser Prototyp zur Interaktion mit Vorlesungsinhalten im Rahmen eines Lernprozesses dient dieser Arbeit sowohl als Beispiel zur Erläuterung weiterer Ansätze, als auch als Beleginstrument und zur Auswertung beschriebener Methoden.

5.1.1 BEOBACHTUNGSGEGENSTAND UND MERKMALSSTRUKTUR

Bevor Thesen und Anforderungen an eine Beobachtung der oben beschriebenen Prozesse formuliert werden können, ist es notwendig, kurz die Eigenschaften der zu erwartenden Ergebnisse zu skizzieren. Während ein Einsatz mathematischer Inferenzverfahren auf Lehrmaterialien, wie in Kapitel 6 beschrieben, quantitative Rückschlüsse auf Themen und Inhaltsstrukturen erlaubt, ist die Menge an verwertbaren Beobachtungen an Teilnehmern einer Vorlesungsveranstaltung häufig überschaubar. Ein Großteil der Beobachtung ist qualitativ nach [Mayring, 1993, S. 59] zu bewerten. Im Fokus liegt die Innenperspektive der Probanden in einem menschlichen, natürlichsprachlichen, kognitiven Verarbeitungsprozess. Gestützt durch die in 3.1 und 4 beschriebenen Lerntheorien und Prozesse sollen später Annahmen über innere Abläufe im Verarbeitungsprozess von Vorlesungen möglich werden. Die Thesen zu möglichen Beobachtungen werden im Zuge der Grounded Theory explorativ und hypothesengenerierend ermittelt.

Zur Gliederung des Ablaufs einer qualitativen Analyse beschreibt [Mayring, 1993, S. 53] eine Vorbereitung durch die Eingrenzung des zu beobachtenden Materials und seiner Entstehungssituation, sowie einer formalen Charakterisierung des selbigen. Neben

der formalen Beschreibung der Entstehungsprozesse in Kapitel 4 wurde eine Inferenz von Informationen und Inhaltszusammensetzungen am Ausgangsmaterial (den Vorlesungsinhalten) durchgeführt. Die Ergebnisse sind in Kapitel 6 beschrieben. Die Erkenntnisse zu Inhalt und Aufbau von Lehrmaterialien fließen in die Thesen und Anforderungen dieses Kapitels über die zu verarbeitenden Informationen bereits mit ein.

Offen bleiben die Festlegung der Analyserichtung, die Differenzierung der Fragestellung und die Bestimmung der Analysetechniken. Da im Zuge dieser Arbeit neue Applikationen entwickelt und verwendet wurden und der Grund dieser Verwendung und die genaue Art der Erfassung von Daten während der Einweisung von Probanden offen kommuniziert wird, handelt es sich um eine offene, teilnehmende Beobachtung. Die Probanden, sowohl Dozenten als auch Studenten, interagieren aktiv mit dem System. Typische Phänomene einer anfänglichen Probier- und Orientierungsphase bei der Nutzung von Prototypen können nicht ausgeschlossen werden. Diese Phänomene liefern Informationen über die Vorprägung der Probanden in Bezug auf die angewandten Methoden. Aussagen über innere Lernprozesse sollen anschließend speziell durch Lerntheorien im Bereich des Codings möglich werden. Verläuft die Beobachtung von Lernprozessen und Ableitung von Aussagen über innere Lernprozesse erfolgreich, können im weiteren Verlauf sowohl dem Lernenden als auch dem Lehrenden Rückmeldungen zu Lern- und Lehrerfolg gegeben und beide Seiten bei der Justierung ihrer Prozesse unterstützt werden. Eine Beschreibung möglicher Aussagen und Rückmeldungen im Kontext des eigenverantwortlichen und studentenzentrierten Lernens ist in [Nicolay et al., 2015a] veröffentlicht.

5.1.2 ANNAHMEN UND ANFORDERUNGEN IM GENERATIVEN LERNEN

Ausgangspunkt sind die mit dem Generativen Lernen verknüpften Grundlagen zur Interaktion zwischen Publikum und Vorlesungsinhalt und Erkenntnisse über die aktive Auseinandersetzung mit eintreffenden Informationen (Stimuli) während einer Lehrveranstaltung im Rahmen des Codings. Mit Hilfe des in Kapitel 4 beschriebenen Modells zur Informationsübertragung und -aufnahme sind jeweilige Teilschritte im Folgenden eindeutiger adressierbar.

Abbildung 29 zeigt die Verarbeitungsprozesse multimedialer visueller und auditiver Inhalte nach Richard E. Mayer und stellt das Einsatzgebiet der in dieser Arbeit entwickelten Schnittstelle genauer dar. Ziel des Lernenden in Lehrveranstaltungen ist die Rekonstruktion der kohärenten Struktur, des sogenannten Wissensmodells, aus sequenziell übermittelten Informationen. Für ein tiefgreifendes Erlernen im Sinne des Deep Learning (Abschnitt 3.1.2) müssen mehrere kognitive Prozesse forciert werden [Mayer, 2005].

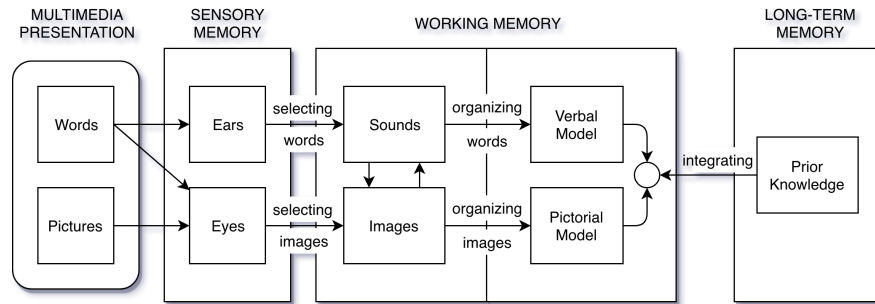


ABBILDUNG 29: VERARBEITUNG MULTIMEDIALER PRÄSENTATIONEN NACH [MAYER, 2005, S. 37]

Mit dem Ziel neue Informationen in die eigene Wissensumwelt zu integrieren, gehören hierzu:

- Die Auswahl relevanter Stimuli,
- Die Organisation ausgewählter Stimuli im Modell,
- Die Verknüpfung von Informationen des Wort- und Bildmodells zur Integration in das eigene Vorwissen.

Die Ebenen des Surface und Deep Learnings (Abschnitt 3.1.2) sowie Theorien des Generativen Lernens (Abschnitt 3.1.3) und der Strukturgenese (Kapitel 3.1.3) bei der Aufnahme neuer Stimuli in eine bestehende Wissensstruktur führten zu den in Abschnitt 4.2 hergeleiteten Prozessmodellen der Informationsverarbeitung. Basierend auf diesen Modellen, sowie den ermittelten Einflussfaktoren auf Lernprozesse wie dem Coding im Rahmen des Active Learning, ergeben sich folgende Thesen bezüglich Lehr- und Lernvorgänge in Vorlesungen:

- Eine Vorlesung als Strom von Informationen wird von Studenten als Sequenz distinkter Stimuli rezipiert. (Abschnitt 3.1.3 und Abbildung 27 in Kapitel 4)
- Studenten klassifizieren eingetroffene Stimuli bezüglich Relevanz und späterer Verarbeitungsziele. ([Wittrock, 2010])
- Als relevant klassifizierte und organisierbare Stimuli werden mit erhöhter Wahrscheinlichkeit in ein bestehendes Wissensmodell integriert. (Abbildung 28 in Abschnitt 4.2.2)
- Studenten assoziieren eingetroffene Stimuli durch Organisation und Strukturierung in das eigene mentale Modell im Langzeitgedächtnis. ([Mayer, 2005, S. 37])
- Konfliktbehaftete Stimuli mit Inkompatibilität zur eigenen Wissenswelt führen zur Akkomodation des eigenen Langzeitwissens durch Reorganisation und Restrukturierung. (Kapitel 3.1.3)

- Die zur Verfügung stehenden visuellen und auditiven Kanäle sind in ihrer Kapazität begrenzt. ([Mayer, 2005, S. 34])
- Die Verwendung einer Schnittstelle zur Interaktion mit aktuellem Lehrmaterial im Sinne des Codings erhöht die Einbindung und Aktivierung von Studenten. [Lee et al., 2008, S. 115]
- Eine aktive Einbindung des Lernalers vertieft das Verständnis über den Lernstoff im Zuge des Active Learning (Abschnitt 3.1.2).

Die Integration von Wissen geschieht mitunter durch Prozesse des Generativen Lernens sowie der Strukturgenese je nach Kompatibilität mit der eigenen Wissensumwelt durch Assoziation oder Akkomodation. Die kapazitiven Eigenschaften sind unter anderem durch die Dual-Channel-Assumption des SOI Frameworks oder durch die Aktivierung mit Methoden des Coding und Active Learning bestimmt.

5.2 KONZEPTION EINER INTERAKTIONSSCHNITTSTELLE FÜR VORLESUNGEN

Bezogen auf die in Abschnitt 3.1.3 beschriebene Theorie des Codings und das situierte Lernszenario der Vorlesung werden im Folgenden die Anforderungen für eine Schnittstelle zur Interaktion mit den vorgetragenen Informationen einer Vorlesung hergeleitet. Die aus diesen Anforderungen abgeleiteten Konzepte werden im Anschluss vorgestellt und am Beispiel einer prototypischen Umsetzung beschrieben und diskutiert.

5.2.1 ANFORDERUNGEN AN EINE INTERAKTION MIT VORLESUNGSMATERIAL

Bezüglich der kognitiven Kapazität von Lernprozessen in Vorlesungen im Rahmen der Dual-Channel Assumption beschreibt [Mayer, 2005, S. 34] zwei separate Kanäle für die Verarbeitung visueller und auditiver Informationen mit begrenzter Aufnahmefähigkeit. Diese Begrenzung der menschlichen Auffassungsgabe kann erhöht werden, indem die aktive Einbindung des Lernenden bei der Identifikation und Selektion relevanter Inhalte sowie bei der Organisation eintreffender Informationen unterstützt wird. Es ergeben sich zwei Anforderungsbereiche. Der erste Anforderungsbereich bezieht sich auf die in Abschnitt 5.1.2 beschriebenen Thesen bezüglich der generativen Aktivierung und Unterstützung von Verarbeitungsprozessen:

- Die Schnittstelle sollte Studenten zu einer aktiven Auseinandersetzung mit Stimuli der Vorlesung motivieren.
- Für eine studentische Interaktion mit Stimuli der Vorlesung muss diese in sinnvolle Einheiten unterteilt sein und Methoden zur Organisation, zur Klassifikation und zum Nachschlagen dieser Inhalte bieten.

- Für die Organisation von Informationen und für die sukzessive und dynamische Strukturierung von Inhalten wird eine flexible und offene Menge von Annotationsmarkern benötigt.
- Zur Klassifikation von Inhalten bezüglich Relevanzen, auftretender Konflikte oder geplanter anschließender Verarbeitungsvorgänge wird eine klar definierte, begrenzte Menge von Annotationsmarkern benötigt.
- Zur Erhöhung der strukturellen Übersicht und des Bewusstseins wird eine Möglichkeit zur individuellen Organisation von Themenbereichen durch Abgrenzung von Abschnitten und die Abbildung von Übersichten (beispielsweise Inhaltsverzeichnisse) benötigt.
- Das System soll vorangegangene Informationen verfügbar halten, aber keine explorative Informationsumgebung darstellen. Ein negatives Beispiel über die Ablenkung durch eine explorative Verwendung von Laptops im Unterricht beschreiben [Hembrooke and Gay, 2003, S. 59].

Weiterhin existieren Anforderungen für die Nutzbarkeit des Systems. Wie eingangs erwähnt muss darauf geachtet werden, das System so wenig invasiv wie möglich für den Lern- und Lehrprozess zu gestalten. Hierzu gehört eine niedrige Einstiegshürde, eine automatische, passive Aktualisierung der Inhalte, einfache und effiziente Interaktionsvorgänge, Robustheit gegen Ausfälle und eine hohe Kompatibilität trotz sehr heterogener Gerätelandschaft.

Bezüglich rein technischer Anforderungen an eine Annotationsschnittstelle für Informationsmengen in Textcorpora geben [Neves and Ševa, 2019] einen Überblick über verfügbare Werkzeuge für das manuelle Annotieren von Dokumenten zur Weiterverarbeitung im Bereich des Machine Learning und Natural Language Processing. Die hier beschriebenen Anforderungen sind für das Anwendungsfeld dieser Arbeit relevant. Nach [Neves and Ševa, 2019, S. 3f] sollen die Werkzeuge eine hohe Verfügbarkeit ohne lange Einrichtungszeit besitzen, stabil während eines Experiments funktionieren und die Konfiguration eines eigenen Schemas (beispielsweise von Labels) ermöglichen. Während die ersten drei Punkte mit geeigneten technischen Mitteln einfach realisierbar sind, ist der letzte Punkt eher als Anforderung für die funktionale Konzeption dieses Annotationssystems relevant. Die relevanten, funktionalen Anforderungen werden zusammengefasst als:

- Verfügbarkeit von Multi-Label Annotationen, von Dokumenten-Level-Annotationen und Annotation von Relationen
- Von Unterstützung semantischer Strukturen wie Ontologien und Terminologien
- Handhabung großer Texte und teilweiser Speicherung von Dokumenten

- Unterstützung zur Hervorhebung und sukzessiven Organisation selektiver Inhalte
- Eine Unterstützung von Nutzern, die Gewährleistung des Datenschutzes und die Verfügbarkeit in verschiedenen Sprachen

Es müssen Ansprüche bezüglich des Datenschutz an das System gestellt werden. Ein erster Schritt sollte eine anonyme Teilnahme sein. Gleichzeitig muss ein persistenter Zugang zu den eigenen privaten Daten gewährleistet sein. Anforderungen im Bereich des Datenschutzes und der Sicherheit sind zwar umgesetzt, werden aber im Zuge dieser Arbeit nicht gesondert wissenschaftlich ausgewertet.

5.2.2 KONZEPTION UND PROTOTYPISCHE UMSETZUNG

Ausgehend von den vorab beschriebenen Anforderungen an eine Interaktionsschnittstelle werden im Folgenden sowohl auf Dozenten- als auch auf Studentenseite Lösungskonzepte identifiziert, diskutiert und zu Demonstrations- und Evaluationszwecken exemplarisch als Prototyp umgesetzt. Der eigens für diese Arbeit implementierte Prototyp wird im Folgenden als Scarlett (kurz für “Super Cool Annotate and Reflect LEcture Turbo Tool”) bezeichnet.

Mit dem Ziel, den Vorlesungsprozess zu unterstützen und aufzuzeichnen, wurden zwei Forschungsbereiche für die Software festgelegt. Zum einen, ein Werkzeug zur Unterstützung der Durchführung von Vorlesungen auf der Dozentenseite (Scarlett-Presentation), zum anderen, ein Werkzeug zur Unterstützung der Verarbeitung von Vorlesungsinhalten auf Studentenseite (Scarlett-Audience). Das komplette Scarlett System umfasst mehrere Module. Die im folgenden beschriebenen Konzepte befassen sich mit dem Präsentations-Werkzeug für Vorlesungen. Weitere Module zur Inferenz von Informationen werden im folgenden Kapitel 6 vorgestellt.

Scarlett-Presentation und -Audience sind als Schnittstelle zwischen Vorlesungsmaterial und Vorlesungsteilnehmern konzipiert und ermöglichen die Durchführung von Vorlesungen und eine Anbindung des Publikums zur Interaktion mit Vorlesungsmaterial (Abbildung 30).

Der Ablauf der Vorlesung mit Nutzung dieser Werkzeuge entspricht dem üblichen Vorgehen bei der Durchführung von Lehrveranstaltungen. Der Dozent öffnet einen Presentation-Webclient auf dem Vortragsdisplay. Als Werkzeug zur Präsentation von Vorlesungsmaterialien rendert dieser Client Vorlesungsinhalte und stellt Verbindungsinformationen zur Verfügung. Studenten verwenden den Audience-Client, verbinden sich mit der Vorlesung und erhalten die Inhalte synchronisiert zur Vorlesung auf ihr Laptop oder Mobilgerät. Mit Hilfe des Audience-Clients haben Studenten die bisherigen Informationen der Vorlesung abrufbar und können individuell mit diesen interagieren. Abschnitt 5.2.3 beschreibt die Konzeption der Interaktionsschnittstelle für Vorlesungen in Hinblick auf die in Abschnitt 5.2.1 definierten Anforderungen. Ergänzend hierzu definiert Abschnitt



ABBILDUNG 30: WEBBASIERTER PRÄSENTATIONSCLIENT SCARLETT-PRESENTATION FÜR DEN DOZENTEN UND SCARLETT-AUDIENCE ALS WEBBASIERTER INTERAKTIONSCLIENT AUF DEN ENDGERÄTEN DER TEILNEHMER

5.2.4 Konzepte zur Umsetzung eines passenden Präsentationsclients angelehnt an die Qualitätsmerkmale von Software nach ISO 25010.

5.2.3 KONZEPTIONEN ZUM DIGITALEN CODING IN VORLESUNGEN

Die digitale Umsetzung von Coding-Strategien (eingeführt in Abschnitt 3.1.3) in Vorlesungen besitzt zwei Hauptaufgaben: Zum einen die Unterstützung des Lernenden in Coding-Prozessen am Lehrstoff, zum anderen eine gleichzeitige Aufzeichnung von Verarbeitungsprozessen zur späteren Analyse. Während die Unterstützung durch die Aktivierung des Lernenden und eine verbesserte Verfügbarkeit von Informationen stattfindet, benötigt eine Aufzeichnung von Verarbeitungsprozessen beobachtbare Interaktionen des Lernenden mit dem Vorlesungsstoff. Ausgangspunkte der technischen Konzeption sind die Nutzung persönlicher Geräte und das Zusammenspiel aus Aktivierung und Bereitstellung geeigneter Interaktionsmetaphern mit dem Lehrstoff zur Unterstützung der individuellen Identifikation, Bewertung und Reorganisation von Lehrinhalten. Letzteres wird durch ein vorab festgelegtes Anwendungsziel motiviert. Für die prototypische Konzeption des Audience-Clients dieser Arbeit wird die Interaktion mit dem Lehrstoff zur Erstellung eines lernerzentrierten, individuellen Vorlesungsskripts genutzt. Das studen-

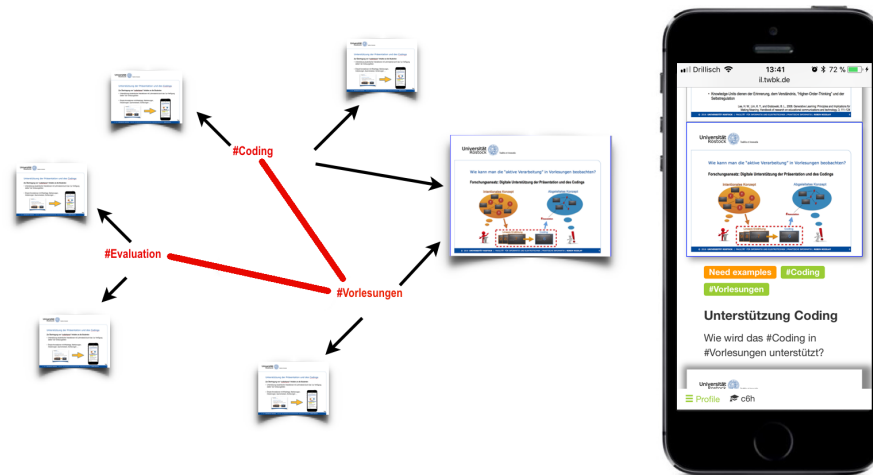


ABBILDUNG 31: WEBBASIERTER INTERAKTIONSCIENT SCARLETT-AUDIENCE FÜR ENDGERÄTE DER TEILNEHMER

tische Vorlesungsskript soll durch studentische Annotationen am Lehrstoff unter dem Einfluss individueller Reflektionsprozesse und Bedürfnisse entstehen. Beispiele hierfür wären das Markieren von Inhalten mit fachrelevanten Schlagwörtern, das Verknüpfen zusammenhängender Inhalte oder das Anheften von Vermerken für ein anschließendes Nacharbeiten.

Da der Audience-Client in erster Linie für den Einsatz in Vorlesungen konzipiert wird, liegt der Fokus auf dem Einsatz einfacher Coding-Strategien. Die Arbeit am Lehrmaterial unter Verwendung der Schnittstelle kann in den Phasen der Nachbereitung fortgeführt werden. Hierzu ist eine Aufzeichnung der iterativen Änderungen von Annotationen während Wissenstransfer, Analyse und Elaboration vorgesehen. Welche Coding-Strategien für die jeweiligen Phasen der Nachbearbeitung geeignet sind, ist in [Nicolay et al., 2015a] veröffentlicht.

Eine Hauptaufgabe des Audience-Clients liegt in der Beobachtung von Prozessen zur Organisation eintreffender Informationen durch Lernende.

Ein bekanntes Beispiel für die Organisation von Wissen durch Annotationen beschreibt die Denkmachine von Niklas Luhmann [Schmidt et al., 2018]. Die Denkmachine umfasst einen "Zettelkasten" mit über 90.000 Einträgen. Sie beziehen sich unter anderem auf verschiedene Formen der Gesellschaftstheorie. In Form von kurzen Aussagen werden im Zettelkasten Gedanken und Inhalte aus verschiedenen Medien mit Quellenangaben zusammengetragen. Diese Einträge sind nicht in einer direkten Reihenfolge organisiert. Wichtigstes Mittel zur Navigation ist eine themenspezifische Verlinkung von Inhalten ähnlich dem heutigen Prinzip von Labels, Hashtags und direkten Referenzverweisen. Aktuelle Untersuchungen der Universität Bielefeld ([Schmidt et al., 2018]) fassen die Organisation mit einer nichthierarchischen Organisationsstruktur, einem Nummerie-

rungssystem, einem Verweisungssystem und einem Schlagwortverzeichnis zusammen.

Die Aufgabe des Audience-Clients kann demnach als Werkzeug zur Unterstützung der sukzessiven Synthese einer strukturierten Denkmaschine mit Hilfe geeigneter Interaktionen am Lehrstoff in Lehrveranstaltungen gesehen werden. Im situierten Lernprozess einer Vorlesung und somit im Szenario des Wissenstransfers kann die Restrukturierung sequenziell empfangener Informationen selbstverständlich nicht über aufwendige Nummerierungssysteme und Verweisungssysteme erfolgen. Interaktionen mit Inhalten müssen effizient, schnell und so wenig ablenkend wie möglich sein und dennoch eine strukturelle Aufbereitung der Inhalte im Sinne des Lernenden bieten. Zur Bestimmung geeigneter Interaktionsmetaphern für eine Unterstützung der Verarbeitung von Vorlesungsinhalten wurden verschiedene Lerntheorien und Studien vergangener Jahre untersucht. Die folgenden Grundprinzipien der generativen Verarbeitung von Vorlesungsinhalten wurden in Zusammenarbeit mit dem Bereich der Kommunikationsforschung am Institut HIE-RO der Universität Rostock entwickelt und sind in [Nicolay et al., 2015b, S. 271] veröffentlicht.

Generatives Lernen (vorgestellt in Abschnitt 3.1.3), das heißt die Assoziation neuer Informationen in das bestehende mentale Modell eines Lernenden, erfordert im Rahmen von Lehrveranstaltungen eine aktive Verarbeitung und produktive Reaktionen auf eintreffender Stimuli. Dieser Prozess wird, wie in Abschnitt 4.2 beschrieben, auch durch eine Vorlesungspräsentation ausgelöst. Die Reaktionen auf Stimuli beinhalten sowohl die Selektion relevanter Inhalte und Erstellung individueller Hinweise als auch die Reorganisation von Informationen und Bildung kontextueller Verknüpfungen jenseits des linearen Charakters einer Vorlesung.

Generative Strategien wie das Coding haben zum Ziel, Rekonstruktions- sowie Restrukturierungsprozesse zu verstärken. Sie unterstützen durch eine Aktivierung des Lernenden zusätzlich das individuelle Bewusstsein für die eigene Wahrnehmung und somit einen sozialen Austausch im Lernprozess [Hannafin et al., 2014]. Aufgrund der herausfordernden situierten Lernform in Vorlesungen, der Vermeidung von Ablenkungen, der punktuellen Intervention während einer Vorlesung und Auslastung im Zuge der Dual-Channel Assumption liegt der Schwerpunkt der Unterstützung auf einfachen Simple-Coding-Strategien.

Während aufwendige Coding-Strategien wie das Zusammenfassen häufig bei der Elaboration von Wissen zum Einsatz kommen, werden die identifizierten Strategien zur Unterstützung der generativen Verarbeitung in die drei Prinzipien Marking, Linking und Conflicting eingebettet. Marking, Linking und Conflicting bezeichnen die Kernkomponenten der in dieser Arbeit behandelten Interaktion mit Vorlesungsinhalten. Das Coding kann sowohl handschriftlich als auch digital geschehen. Untersuchungen nach [Wei et al., 2014] zeigen keine relevanten Unterschiede im Lerneffekt zwischen digitalem oder analogem Verfassen von Notizen. Sie betonen darüber hinaus, dass das Anfertigen

von Notizen den Lerneffekt deutlich gegenüber einer passiven Verarbeitung erhöht. Der Lerner nimmt in diesem Fall eine aktive Rolle in der Verarbeitung von Inhalten ein. Zusammengefasst umschreiben sie die folgenden Coding-Strategien bei der Verarbeitung von Inhalten einer Vorlesung:

- Schnelles Hervorheben von Inhalten, Verarbeitungszielen und Ausdruck bestehender Konflikte.
- Notation von Fließtext und assoziativer Verknüpfung von Aussagen zur Klassifikation von Inhalten
- Bildung einer individuellen Struktur über Lehrinhalte.

Die folgenden Paragraphen beschreiben die Prinzipien des Marking, Linking und Conflictings im Detail und erläutern ihre Herleitung.

Marking – Hervorheben von Inhalten Genau genommen besitzt eine Vorlesung einen überwiegend dirigierenden Charakter. Als Teil des akademischen Lernprozesses geht es auch im Rahmen der Vorlesung weniger um die Vermittlung und Speicherung von Informationen als eher um eine Richtungsweisung im Lernprozess [Laurillard, 2012, S. 54ff]. Beim Lernenden finden sowohl Verarbeitungs- und Aufnahmeprozesse als auch Planungsprozesse für das weitere Vorgehen statt. Markierungen erlauben sowohl die Einordnung von Informationen nach Relevanz und Kontext zur Identifikation zu verarbeitender Information, als auch die Verknüpfung von Inhalten mit Handlungsanweisungen zur späteren Weiterverarbeitung. Die Menge verschiedener Markierungen wird als endlich festgelegt. So ist sowohl die Quantität vergebener Relevanzen von Inhalten ordinal abbildbar als auch die Menge möglicher Reaktionen. Es wird davon ausgegangen, dass die wahrgenommene und notierte Relevanz mit der Abbildung 27 in Abschnitt 4.2.2 gezeigten relevanzbedingten Verarbeitung von Stimuli korreliert.

In Bezug auf die Interaktionsmetaphern wurden für Vorlesungsinhalte passende Codingstrategien ermittelt: Zum einen die Vergabe von Labels zur Einordnung von Inhalten in eine endliche Menge uniformer Klassen, zum anderen die Vergabe von Überschriften zur Markierung von Themenbereichen. Labels sind für schnelle zweckgebundene Markierungen von Inhalten vorgesehen. Sie können sowohl zum Hervorheben genutzt werden (beispielsweise “Wichtig für die Prüfung”) als auch zum Ausdruck von Handlungsanweisungen (beispielsweise “Später nochmal reinschauen”).

Die Einteilung des Informationsstroms in Themenbereiche durch die Vergabe von Überschriften kann an eine automatische Synthese eines Inhaltsverzeichnisses gekoppelt werden. Überschriften ermöglichen das Einfügen von Ankern in den linearen Pfad der Vorlesung. Sie steigern die strukturelle Übersichtlichkeit durch das Einfügen einer Navigationsebene und beschleunigen das Nachschlagen von Informationen.

Linking – Organisation von Inhalten Im Prozess der Wissensverarbeitung nimmt die Restrukturierung und Modellbildung von Informationen, beschrieben in Abschnitt 4.2 Abbildung 28, eine wichtige Rolle ein. Zur Unterstützung von Verknüpfungsprozessen sowohl im Bereich der Medien untereinander, als auch in Bezug zu Kontexten und Themenbereichen (Identifikation geeigneter Anknüpfungspunkte im Langzeitgedächtnis) sind in heutigen sozialen Plattformen oder auch in Literaturverwaltungsprogrammen verschiedene Funktionen im Einsatz: Zum einen direkte Mechanismen zur Abbildung erkannter Verknüpfungen zwischen konkreten Medien, zum anderen Mechanismen zur Einordnung von Inhalten in eine dynamische und sukzessiv erweiterbare Themenstruktur.

Die direkte Verknüpfung zwischen Vorlesungsmaterialien erlaubt eine direkte Verbindung beliebiger Aussagen in Vorlesungsmedien. Auf diese Weise lassen sich voneinander getrennte Stimuli über den narrativen Charakter einer Vorlesung hinweg zusammenfassen. Eine direkte thematische Verknüpfung von Medien ermöglicht zudem die Zusammenfassung semantischer Annotationen verschiedener Medien zur Bildung neuer Kontexte.

Die Einordnung von Inhalten mittels einer dynamischen Menge von Annotationsklassen ermöglicht die Organisation von Stimuli entsprechend ihrer sukzessiv anwachsenden semantischen Struktur. Die durch soziale Plattformen etablierte Verwendung von Hashtags in Fließtext zur dezentralisierten Organisation von Inhalten bietet hierfür einen sehr guten Ansatz. Hashtags erlauben eine dezentrale Zuordnung von Inhalten in eine dynamische Menge von Labels. Mit Hilfe von Hashtags ist eine Verbindung verschiedener Medien in einem durch Hashtag-Themen definierten Wissensnetz möglich. Eine semantische Verbindungen zwischen Themen ist durch das gemeinsame Auftreten von Hashtags auf Medien möglich.

Conflicting – Reflektion der Wahrnehmung Wie beim Marking ist nach dem Selektieren und Hervorheben eines Inhalts auch die Annotation potentieller Verarbeitungskonflikte notwendig. Hierbei geht es sowohl um die Rückmeldung von Verarbeitungserfolgsmisserfolgen, als auch um eine Förderung der Identifikation epistemischer (erkenntnisfördernder) Konflikte. Sie treten auf, wenn eintreffende Stimuli der Vorlesung mit der Verständnisswelt im situierten Lernprozess der Vorlesung nicht vereinbar sind. Formulierten Konflikte mit dem Lehrstoff können Hinweise für negative Auswirkungen auf Assoziationsprozesse oder die Notwendigkeit der Akkomodation von Vorwissen liefern. Die Menge der potentiellen Konfliktarten ist wie die Menge der künftigen Verarbeitungsarten endlich. Zu möglichen Verarbeitungskonflikten zählen beispielsweise die Angabe des Verständnislevels und die Annotation möglicher Lösungshinweise für Konflikte (beispielsweise “Bitte Beispiele einfügen”).

Die hier vorgestellten leichten Strategien sind hauptsächlich für den Einsatz inner-

halb von Vorlesungen konzipiert. Sie lassen sich nichtsdestotrotz auch in anschließenden Phasen der Nachbereitung Analyse und Elaboration einsetzen [Nicolay et al., 2015a]. Dies zeigt die Implementation der für Scarlett entwickelten Strategien des Marking und Linking in einem weiteren Projekt der Universität Rostock. Die Multiscript-Plattform speziell entwickelt zur kollaborativen Nachbereitung von Vorlesungsinhalten, nutzt die in dieser Arbeit entwickelten Methoden der Interaktion mit Präsentationsfolien im Rahmen gemeinschaftlicher, interaktiver Elaborationsprozesse erfolgreich [Islam et al., 2016].

5.2.4 KONZEPTIONEN ZUM PRÄSENTIEREN UND TEILEN VON LEHRMEDIEN

Während die Interaktionsschnittstelle für Studenten den wissenschaftlichen Schwerpunkt beider Systemteile ausmacht, stehen beim Präsentationsclient für den Dozenten, angelehnt an die Qualitätsmerkmale von Software nach ISO 25010, die Kompatibilität, Gebrauchstauglichkeit, Stabilität, Sicherheit und Modularität im Vordergrund. Weitere Anforderungen wie Lasttests, Verschlüsselungen und Redundanzen sind, da es sich um einen Forschungsprototypen mit eher geringer Auslastung handelt, nicht im Fokus dieser Arbeit und werden nicht näher theoretisch fundiert aufgearbeitet. Sind aber aufgrund des Einsatzes des Prototypen in der Hochschullehre in der Praxis umgesetzt. Obwohl es sich bei der Umsetzung nur um einen Prototypen handelt, sind diese Faktoren aufgrund des Einsatzes in realen Vorlesungen der Hochschullehre an der Universität Rostock und Hochschule Neubrandenburg relevant. Mit Hilfe mehrerer Dozenten konnten die folgenden anwendungsorientierten Anforderungen und Lösungskonzepte für eine technische Umsetzung eines flexiblen Präsentationswerkzeugs ermittelt werden.

Hohe Kompatibilität durch den Einsatz von Webtechnologien Studenten besitzen ein sehr heterogenes Ensemble an Geräten verschiedener Geräteklassen. Zur Umsetzung einer auf verschiedenen Systemen lauffähigen Applikation ohne vorherige Installation ist ein webbasierter Ansatz naheliegend. Hierbei ist auf die Verwendung unterstützter Bibliotheken für gängige Browser zu achten. Um Unterschiede in Performance- sowie Darstellungskapazitäten auszugleichen, empfiehlt sich ein responsives Interfacedesign und eine Unterstützung gängiger Eingabemethoden verschiedener Geräte, wie Tastatur, Präsentationsfernbedienungen sowie eine optionale Bildschirm-Eingabe für Touchscreens.

Für eine unabhängige Erreichbarkeit für Dozenten und Studenten sollte der Webserver des Systems über eine öffentliche Netzanbindung und eine stabile bidirektionale Kommunikation verfügen. Sowohl studentische Interaktionen als auch die Inhalte des Dozenten müssen ohne lange Verzögerung an die übrigen Teilnehmer einer Session übertragen werden können. Ein übliches Vorgehen im Bereich der Webanwendungen ist hier der Einsatz von Socketschnittstellen.

Eine hohe Gebrauchstauglichkeit bei geringer Einstiegshürde durch ein schlankes Interface Lange Eingewöhnungsphasen oder eine nicht triviale Handhabung des Systems erschweren den Einsatz in Vorlesungen. Sowohl für den Dozenten als auch für die Zuhörer einer Vorlesung muss der Einstieg in die Nutzung eines solchen Systems eine möglichst geringe Hürde darstellen. Hierzu gehört nach [Erlhofer and Brenner, 2018] eine bedürfnisorientierte, übersichtliche und einfache Schnittstelle. Diese wird realisiert durch eine transparente Nutzerführung, kurze Navigationspfade, einen leichten Zugriff auf wesentliche Funktionen, klares Feedback für Anwender durch eine übersichtliche Bereitstellung relevanter Informationen sowie eine Vermeidung von Bedienfehlern durch eine selbsterklärende Steuerung und Konfiguration.

Die Anbindung einer großen Anzahl Studierender muss unkompliziert und schnell vonstatten gehen. Im Bereich der Webtechnologien eignen sich die URL des Systems sowie ein leicht zu erfassender Identifikator der Veranstaltung. Zusätzlich sollten individuelle Konfigurationen persistent gespeichert werden. Cookies bieten eine weit verbreitete Möglichkeit zur Speicherung vorgenommener Einstellungen.

Stabilität durch Offline-Rendering und automatisches Verbindungsmanagement Dozenten müssen sich auf ihre Vorlesungswerkzeuge verlassen können. Fehler im System führen häufig zum Verlust der Zuhörer und eine Zunahme von Stress beim Dozenten. Die Ausfallsicherheit im Einsatz in realen Vorlesungen besitzt eine sehr hohe Priorität. Einmal geladen, muss der Präsentationsclient auch beim Ausfall der Netzwerkverbindung zuverlässig arbeiten. Hierzu gehören sowohl die Durchführung der Präsentation, wie das Rendern von Präsentationsfolien, als auch die Verarbeitung und Speicherung der gesammelten Daten. Studentische Interaktionen dürfen nicht verloren gehen. Die Verbindung sollte wenn möglich autonom vom System ohne Unterbrechung des Dozenten reinitialisiert und eine Synchronisation der Inhalte durchgeführt werden. Selbst der Ausfall des Präsentationsgeräts (beispielsweise Reboot oder Browserabsturz) sollte eine komplikationslose Wiederkehr zum Vorlesungsgeschehen ermöglichen. Auch hier können Cookies die Sicherung von Session-Informationen übernehmen.

Sicherheit durch Authentifizierung und Verschlüsselungen Um das Verteilen fremder Inhalte an die Zuschauer zu verhindern, sind sowohl die Präsentation als auch die Übertragungen an die Zuschauer gegen Manipulationsversuche zu sichern. Sowohl die des Clients der Zuhörer als auch des Dozenten enthalten sensible Daten. Für Webtechnologien ist eine HTTPS-gesicherte Verbindung sowie die Verwendung privater Session-Schlüssel üblich. Entsprechende Informationen zur Authentifizierung müssen manipulationssicher vom Server an die jeweiligen Präsentationsclients bei ihrer Initialisierung übertragen werden und im gesamten Verlauf der Veranstaltung gesichert sein.

Adaptive Datensammlung durch Modularität und unabhängige Schnittstellen Der für diese Arbeit konzipierte Präsentationsclient ist nur ein möglicher Prototyp zur Erstellung und Übertragung von Inhalten. Vorlesungen im Bereich der Hochschullehre nutzen eine große Anzahl etablierter Werkzeuge zur Durchführung multimedialer Präsentationen. Im Zuge der Ersetzbarkeit von Clients zur Sammlung von Daten ist eine Modularisierung durch eine Minimierung technischer Abhängigkeiten von Client und Server erforderlich. Dies kann über eine minimale, gut definierte Schnittstelle erreicht werden, die ausschließlich zum Austausch von Informationen wie dem Abfragen und dem Einloggen in aktuelle Sitzungen und das Hoch- und Herunterladen von Inhalten verwendet wird. Clientspezifische funktionale Abhängigkeiten vom Server sind zu vermeiden. Für den Austausch von Daten ist ein gut unterstütztes, flexibles und leichtes Standardformat zu bevorzugen. Ein schlankes Format mit gleichzeitiger Unterstützung für No-SQL Datenbanken und Datenstrukturen von Javascript und Python ist beispielsweise JSON [Nurseitov et al., 2009].

5.3 DIE PROTOTYPEN SCARLETT-PRESENTATION UND -AUDIENCE

Abbildung 32 zeigt den Teil des Scarlett-Prototyps, der im Rahmen dieser Arbeit in Vorlesungen zum Einsatz kam. Er implementiert die vorab beschriebenen Konzepte und ermöglicht ihren praktischen Einsatz zum Zwecke der Evaluation. Die folgenden Ab-



ABBILDUNG 32: ÜBERBLICK ÜBER DEN AUFBAU DES SCARLETT-PROTOTYPEN ZUR ERFASSUNG VON LEHR- UND CODING-PROZESSEN IN VORLESUNGEN.

schnitte geben einen Überblick über den technischen Aufbau des Systems und die Umsetzung beschriebener Coding-Strategien.

Anhand dieser Strategien werden in Abschnitt 5.4 beobachtbare, studentische Interaktionen mit dem System im Lehrprozess, auf Änderungen im Lernermodell des interagierenden Studenten abgebildet.

5.3.1 AUFBAU DER CLIENTS UND ÜBERTRAGUNG VON MEDIEN

Die technische Umsetzung der Clients steht angesichts der Verwendung eines verbreiteten Technologie-Stacks nicht im Vordergrund und wird hier nur knapp zusammengefasst. Ausgangspunkt ist ein in Python [Darnell and Taylor, 2009] implementiertes Tornado Backend. Auf ihm werden sowohl der Presentation-, Audience- als auch der Inferenz-Client gehostet. Das Backend besitzt eine Schnittstelle zur Datenbank (NonSQL-Datenbank MongoDB [Ryan et al., 2009]) und führt notwendige Berechnungen (beispielsweise zur LDA-Inferenz) durch. Der Datenaustausch zwischen Frontend und Backend findet unter Verwendung von JSON-Objekten über eine full-duplex SockJS [Kahle et al., 2011] Socketverbindung statt.

In seiner Standardkonfiguration arbeitet der Server auf einer virtuellen Maschine mit CentOS, 2 CPUs, 4GB RAM und 40GB Festplatte. Da ein stabiles WLAN mit Internetanbindung nicht überall verfügbar ist, wurde der Server im Rahmen einiger Tests in Räumen ohne eigene Infrastruktur auch auf einem Raspberry 3B+ als Server und Accesspoint für 20 Studenten betrieben.

Die Frontend-Clients sind als responsive Webapplikationen (HTML5, Javascript, CSS und Twitter Bootstrap [Otto, 2011]) implementiert. Die Webclients sind Singlepage Applikationen. Einmal geladen, arbeiten sie als autonome Anwendungen und rendern ihre Inhalte anhand empfangener JSON-Daten. Webclients und Webserver tauschen nach der Initialisierung des Clients diese Daten über die Socketverbindung aus. Auf diese Weise ist eine serverseitige Aktualisierung von Inhalten und ein autonomes Arbeiten der Clients während eines zeitweiligen Abbruchs der Verbindung möglich.

Die Präsentationsschnittstelle des Dozenten ist als Werkzeug zur Präsentation und Aufzeichnung von Vorlesungsmaterialien in Hinblick auf einfache Bedienkonzepte implementiert. Angelehnt an die üblichen Nutzungsmodalitäten von Präsentationswerkzeugen wie PowerPoint und Adobe Reader erlaubt das System das lokale Laden, Rendern und Anzeigen von PDF-Inhalten. Die Anzeige dieser Inhalte wird auf dem Bildschirm bzw. Beamer mit Hilfe von PDF.js [Gal, 2011] durchgeführt. Sowohl das Laden, Rendern als auch die Anzeige geschehen mit Blick auf die Ausfallsicherheit im Browser. Im Hintergrund extrahiert das Präsentationsinterface die Textinhalte und Folieninhalte und überträgt diese als Data-URL [Hickson, 2014] in JSON-Objekten zum Server. Der Zugang zu einer Vorlesung wird über eine automatisch generierte “Lesson-ID” geregelt. Diese wird beim Start der Präsentationsoberfläche vergeben und über die Präsentationssicht veröffentlicht. Sie ermöglicht teilnehmenden Studenten eine einfache Verbindung zur angezeigten Vorlesung.

Der webbasierte Audience-Client dient als visueller und interaktiver Kanal zwischen Publikum und Vorlesungsmaterialien. Sein responsives Bootstrap-Design [Otto, 2011] erlaubt sowohl eine Verwendung mit Computer Systemen (Abbildung 33) als auch eine Nutzung von Mobilgeräten (Abbildung 31). Zur Identifikation erhalten Studenten eine anonyme Nutzer-ID. Diese ermöglicht das Wiedererkennen einzelner Personen und das Bereitstellen ihrer Daten, verhindert jedoch die Nutzung der Daten zur Beurteilung von Leistungen. Ein erfolgreich verbundener Client wird über die SockJS-Verbindung stetig mit aktuell geteilten Vorlesungsinhalten seiner Lesson-ID aktualisiert. Alle Vorlesungsinhalte werden in Form einer Liste im Client angezeigt. Abbildung 33 zeigt die Durchführung einer Annotation an Vorlesungsinhalten.

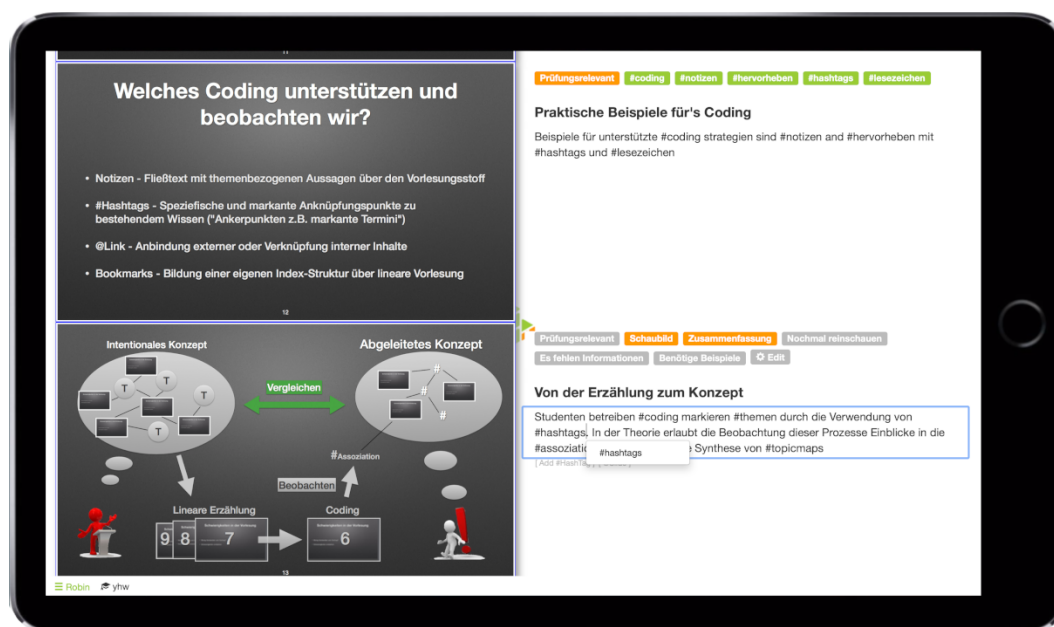


ABBILDUNG 33: BEISPIEL EINER ANNOTATION IM SCARLETT-AUDIENCE PROTOTYPEN

Während der Vorlesung werden aktuelle und vergangene Präsentationsinhalte per Socket-Verbindung synchron zur Vorlesung an den Client übertragen. Alle angezeigte Inhalte der Vorlesung werden in Form einer scrollbaren Liste auf dem Bildschirm angezeigt. Studenten können mit Hilfe des Clients mit einzelnen Vorlesungsfolien interagieren. Die Interaktionen werden verknüpft mit der “Lesson-ID” und der generierten “Studenten-ID” an den Server übertragen und gespeichert. Die Studenten können jederzeit gespeicherte Vorlesungen und Annotationen abrufen. Der Server ermöglicht zudem einen Download der Folien und Annotationen als PDF.

5.3.2 TECHNISCHE UMSETZUNG AUSGEWÄHLTER METHODEN DES CODINGS

Es folgt ein Überblick über den technischen Aufbau der Interaktionsschnittstelle und die Implementation ausgewählter Coding-Strategien. Im Anschluss diskutiert Abschnitt

5.4 die einzelnen Komponenten im Bezug zu den vorab formalisierten Verarbeitungsprozessen. Abbildung 33 zeigt zwei Folien in der Liste übertragener Vorlesungsbeiträge im Audience-Client. Die obere Folie ist ein bereits annotierter Vorlesungsbeitrag. Neben der unteren Folie ist das offene Annotationsmenü zu sehen. Die Annotation einer Folie wird durch Anklicken gestartet. Am oberen Rand des Menüs ist eine Liste von Labels zu sehen. Anzahl und Art der Labels sind vom Nutzer editierbar. Inaktive Labels sind grau dargestellt. Durch das Antippen aktivierter Labels werden orange hervorgehoben. Labels erlauben eine schnelle Einordnung von Inhalten im Sinne der Konfliktformulierung und späteren Nachbereitung.

Unter den Labels befindet sich ein Feld zur optionalen Vergabe von Überschriften. Überschriften sind durch fette Schrift hervorgehoben. Überschriften markieren Themenbereiche in Vorlesungen und helfen bei der Navigation. Das System bildet aus vergebenen Überschriften einen Index. Dieser wird während des Scrollens am Bildschirmrand angezeigt. Die Auswahl von Einträgen im Index führt dazu, dass die Oberfläche zum entsprechend markierten Eintrag springt. Überschriften erhöhen das strukturelle Bewusstsein, indem sie Bereiche von Vorlesungen zusammenfassen [Lucke and Martens, 2010, S. 91] und ermöglichen durch die Erstellung eines Indexes gleichzeitig eine Beschleunigung im Nachschlagen von Informationen.

Im Notizfeld können freie Texte zu den jeweiligen Inhalten verfasst werden. Im Fließtext können Hashtags und Referenzen verwendet werden. Hashtags und Referenzen ermöglichen es Annotationen und Inhalte mit semantischen Schlüsselwörtern zu verknüpfen. Hashtags bieten eine durch soziale Medien etablierte Möglichkeit zur Verwendung einer sukzessiv wachsenden freien Einordnung von Beiträgen (Vorlesungsinhalten) in Themen. Abbildung 31 skizziert in Form einer Topic Map das semantische Netz, welches im Verlauf der Verwendung von Hashtags in Vorlesung entsteht.

Eine weitere Art der Verknüpfung von Inhalten ermöglicht die Verwendung von Referenzen im Fließtext. Referenzen werden verwendet, um mit Hilfe von Unified Resource Identifiers (URI) Inhalte und Aussagen untereinander zu verknüpfen.

Wie am oberen Vorlesungsbeitrag zu sehen, erzeugt jedes vergebene Hashtag, jedes aktivierte Label und jede Referenz ein entsprechendes Badge am jeweiligen Inhalt. Badges können als Knotenpunkt eines semantischen Graphs betrachtet werden. Durch Auswählen eines Badges, beispielsweise des Badges “Coding”, werden die in Abbildung 31 dargestellten Verlinkungen ermittelt und identifizierte Ressourcen in einem Modal-Dialog angezeigt.

Am unteren Rand stehen die “Lesson-ID” der aktuellen Veranstaltung sowie optional Hinweise zur aktuellen Verbindung. Über das Menü kann mit Hilfe von Nutzernamen und Passwort die “Studenten-ID” durch einen weiterhin anonymen MD-5 Hashwert ersetzt werden. Zusätzlich besteht die Möglichkeit zum Download des Skripts bestehend aus Vorlesungsmaterialien und Annotation in Form einer gerenderten PDF-Datei.

5.4 ABBILDUNG BEOBACHTETER INTERAKTIONEN IN DAS LERNERMODELL

Basierend auf den in Abschnitt 5.1.2 beschriebenen Thesen, unterstützen simple Coding-Strategien die aktive Verarbeitung von Lehrinhalten. Abschnitt 5.2.3 beschreibt Konzepte und Absatz 5.3 die auf diesen Konzepten basierende praktische Umsetzung einer Schnittstelle zur Unterstützung und Aufzeichnung von Coding-Prozessen in Vorlesungen. Diese aufgezeichneten Interaktionen mit Lehrstoff sollen nun auf die auslösenden Verarbeitungsprozesse von Informationen beschrieben in Abschnitt 4.2.2 abgebildet werden. Die beobachteten Variablen werden in Bezug zu jeweiligen Prozessschritten diskutiert und anschließend in einem Lernermodell zusammengeführt. Da der Fokus dieser Arbeit im Bereich der Informatik liegt, werden die Beobachtungen, die gemessenen Variablen und ein daraus synthetisiertes Lernermodell in ihrer Herleitung ausschließlich mit Hilfe der in Abschnitt 3.1 in Zusammenarbeit mit dem HIE-RO Institut vorgestellten Theorien begründet. Der Inhalt dieser Arbeit stellt demnach ein Werkzeug für weiterführende Arbeiten dar. Für eine tiefere Analyse von Kommunikations- und Lernprozessen auf Basis der gesammelten Daten sind weitere Untersuchungen qualifizierter Fachbereiche mit Schwerpunkt auf Kommunikations- und Bildungswissenschaften notwendig.

5.4.1 VERARBEITUNGSPROZESSE IN VORLESUNGEN

Die Synthese eines auf Reflektionsprozessen basierenden Studentenmodells aus den Daten der Beobachtung von Interaktionen mit Vorlesungsinhalten mit Hilfe der oben beschriebenen Coding-Metaphern ist Teil der ablaufenden Prozesse zur Bewertung eintreffender Stimuli und der Assoziationen von Informationen. Abbildungen 27 auf Seite 78 und 28 auf Seite 79 skizzierten diese Prozesse. Die im folgenden Kapitel 6 beschriebenen Erkenntnisse zum Aufbau von Vorlesungen sind bereits mit den in diesem Kapitel beschriebenen Prozesse verknüpft und erlauben eine anschließende Kompatibilität zwischen dem Studentenmodell dieses Kapitels und dem ermittelten (Experten-)Modell eines Dozenten aus Kapitel 5, welches den konzeptionellen Ausgangspunkt der Erstellung einer Vorlesung beschreibt.

Prozess: Der Empfang neuer Stimuli Abbildung 27 auf Seite 78 zeigt den Prozess im Studenten nach Erhalt eines neuen Informationsreizes. Zusammengefasst in Abbildung 34, ist dies unter Einbeziehung des eigenen Vorwissens eine Bewertung der eingetroffenen Information nach Relevanz und Verständlichkeit und der von dieser Bewertung abhängigen Assoziation des Stimulus in das eigene Vorwissen. Durch die Verwendung des Audience-Clients in einer Vorlesung wird die Übertragung des Stimulus durch die Übertragung der aktuellen Vorlesungsfolie auf das Gerät des Lernenden begleitet. In Bezug zum eigenen Vorwissen und zur Möglichkeit des Nachschlagens vorheriger Vorlesungsinhalte unterstützt der Client die Klassifikation vorgetragener Inhalte in Hinblick

auf Verständlichkeit und Relevanz. Je nach Klassifikation des Inhalts finden unterschiedliche Markierungsprozesse im Client statt. Irrelevante Inhalte, die im Client nicht hervorgehoben werden, stehen für ein späteres Nachschlagen und eine Neubewertung, zum Beispiel aufgrund neuer Informationen, zur Verfügung. Relevante und unverständliche Inhalte erzeugen Konflikte in der eigenen Wissenswelt. Die Notwendigkeit zur Nacharbeit sowie die Klassifikation von Inhalten in Konfliktkategorien (wie das Fehlen von Informationen) werden über die beschriebenen Metaphern zur Klassifikation im Client direkt an jeweiligen Medien annotiert.

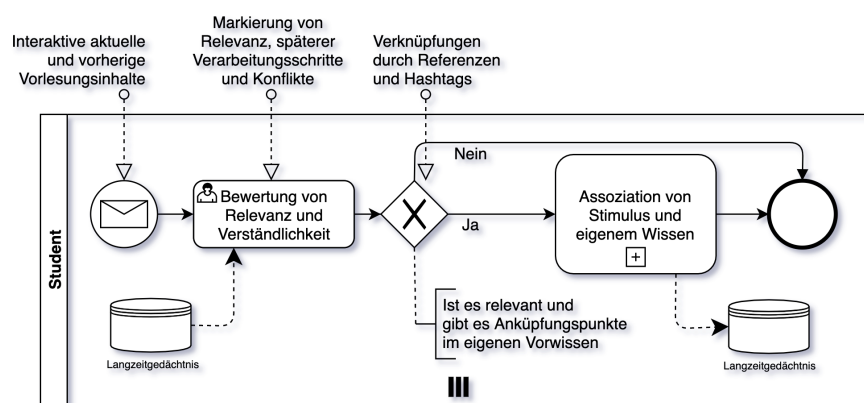


ABBILDUNG 34: CODING-STRATEGIEN DES AUDIENCE-CLIENT IN VORLESUNGEN

Formulierte Konflikte im Audience-Client erzeugen kein unmittelbares Feedback für den Dozenten. Es wurden am Rand dieser Arbeit Untersuchungen mit inhaltsbezogenem Live-Feedback in Form von Diagrammen und Wordclouds durchgeführt. Konflikte von Lernenden sind stark individuell. Sie können während einer Vorlesung von einem Dozenten nur schwer kognitiv gehandhabt oder individuell betreut werden und erzeugen eine zusätzliche kognitive Belastung. Detaillierte Untersuchungen in diesem Bereich sind eher als Erweiterung von Classroom-Response-Systemen zu sehen und werden in dieser Arbeit nicht weiter betrachtet. Die anonymisierten studentischen Annotationen sind im Zuge der Nachbereitung abruf- und auswertbar.

Prozess: Die Assoziation neuer Stimuli Abbildung 28 auf Seite 79 beschreibt den Prozess der Assoziation empfangener, verständlicher und als relevant klassifizierter Stimuli. Ausgehend von der eigenen Wissenswelt, identifiziert der Lernende im Kontext des neuen Stimulus geeignete Erfahrungen. Diese Erfahrungen dienen als Anknüpfungspunkt für den Stimulus. An dieser Stelle finden sowohl Markierungs- als auch Organisationsstätigkeiten statt. Fehlerhaft identifizierte Anknüpfungspunkte werden als Misconceptions bezeichnet. Misconceptions bezeichnen fälschlich erstellte Bezüge zwischen empfangenem Stimulus und eigener Erfahrungswelt [Baeten et al., 2016, S. 44f]. Identifizierte Anknüpfungspunkte können durch die Verwendung von Schlagworten (wie den in Ab-

bildung 35 beschriebenen Hashtags) an jeweiligen Inhalten annotiert werden.

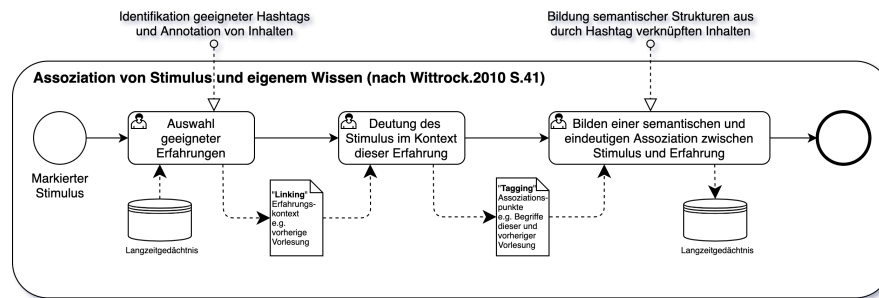


ABBILDUNG 35: CODING-STRATEGIEN ZUR ASSOZINATION IM AUDIENCE-CLIENT IN VORLESUNGEN

Der empfangene Stimulus wird im Kontext der identifizierten Erfahrung interpretiert und entsprechend in eine passende “Knowledge-Unit” überführt. Es wird sowohl die empfangene Information als auch die eigene Wissenswelt angepasst. Die Bildung einer eindeutigen, semantischen Assoziation zwischen einem neuem Stimulus und der eigenen Erfahrungswelt ist begleitet durch das Aufdecken neuer Verknüpfungen zwischen bestehenden Wissensseinheiten und einer einhergehenden Erweiterung des eigenen Verständnisses [Biggs and Tang, 2011, S. 83]. Identifizierte Verknüpfungen auf Ebene der Medien können neben der Verwendung von Hashtags durch direkte Referenzen auf diese annotiert werden. Erkannte Wechsel ganzer Kontexte beziehungsweise Themenbereiche sind durch die Vergabe von Überschriften am Vorlesungsmaterial vermerkbar.

5.4.2 ÜBERTRAGUNG EMPFANGENER STIMULI IN DAS LERNERMODELL

Zur Approximation des studentischen Wissensstandes sowie assoziierter und akkommodierter Informationen werden diese in ein mentales Modell übertragen. Abschnitt 3.2.2 beschrieb hierzu verschiedene Arten geeigneter semantischer Netzwerke. Aus dieser Auswahl werden die in Abschnitt 4.1.2 erweiterten Topic Maps verwendet. Topic Maps sind erprobte Werkzeuge zur Modellierung mentaler Strukturen [Lucke and Martens, 2010, S. 91]. Ursprünglich entwickelt zur Verwaltung von Ressourcen digitaler Bibliotheken erlauben sie eine sehr flexible Verknüpfung von semantischen Informationen und realen Medien. Wichtig für die Verbindung verschiedener Modelle sind gute Mergingeneigenschaften verschiedener Netze und eine emergente Ausbildung thematischer Schwerpunkte [Hunting, 2003, S. 47ff][Pepper, 2002].

Für den Ansatz einer Vergleichbarkeit zwischen dem mentalen Modell eines Dozenten beim Erstellen einer Vorlesung und dem Lernermodell des Studenten beim Besuch dieser Vorlesung werden die gesammelten Daten aus Kapitel 6 und die Beobachtungen beschrieben in diesem Kapitel, in das erweiterte Modell der Topic Map überführt. Der Prozess zur Synthese einer Topic Map aus den Ergebnissen des Topic Modelings in Ka-

pitel 5 ist in Abschnitt 6.5 beschrieben. Abbildung 36 zeigt die Einbindung gesammelter Daten durch die Beobachtungen von Reflektionsprozessen während der Vorlesung.

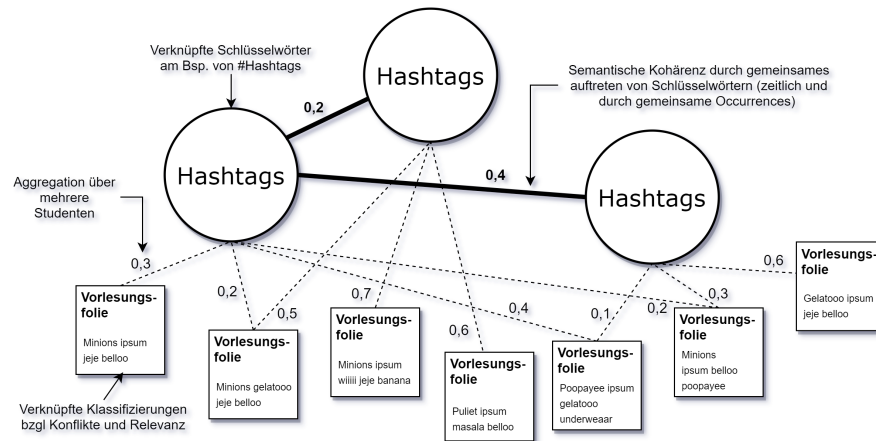


ABBILDUNG 36: EINBINDUNG BEOBACHTETEN CODINGS IN TOPIC MAP

Topics in Topic Maps sind semantische Kernaussagen, sie sind eindeutig identifizierbare Subjekte, über die Aussagen getroffen werden sollen [Kivela, 2017]. Dies kommt der Verwendung von Hashtags in sozialen Medien zur dynamischen Gruppenbildung durch aussagekräftige Schlagwörter gleich. Weitere Ansätze beschreiben eine kollaborative Entstehung soziosemantischer Netze durch das Taggen zur Lehre geeigneter Ressourcen [Dominguez Garcia et al., 2009, S. 31].

Von diesen Konzepten abgeleitet, liefern die eindeutigen Schlüsselwörter, welche im Prototypen des Audience-Clients in Form von “Hashtags” erfasst werden, Aussagen über Hervorhebungen und Organisationsvorgänge in Lehrinhalten. Die Verwendung von Hashtags ist demnach als Äquivalent zur Festlegung von Kernaussagen über Inhalte in Medien zu sehen. Damit sind Topics in einer Topic Map durch Hashtags in ihrer Rolle als Unified Identifier repräsentierbar.

Neben der Vergabe von Hashtags werden Inhalte (Occurrences) auch durch die Markierung von Konflikten und Hinweisen zur weiteren Verarbeitung klassifiziert. Diese Konflikt- und Hinweisklassen (beispielsweise “relevant für die Prüfung”) erzeugen ihrerseits Topics. Occurrences, die als “relevant für die Prüfung” klassifiziert wurden, werden zusätzlich an das entsprechende “relevant für die Prüfung”-Topic gehängt. Darüber hinaus erhalten weitere mit dem Occurrence verbundene Hashtag-Topics diese Klassifikation “relevant für die Prüfung” als Typ. Laut dem ISO-Standard der Topic Map werden Topics entsprechend ihrer Ausprägung mit Typen versehen. Typen müssen als eigenständige Topics in der Topic Map vertreten sein. Eine hohe Anzahl als “relevant” klassifizierter Occurrences erhöhen demnach die Relevanz verknüpfter Schlüsselbegriffe.

Da die Ausprägung der Topics im Prototypen durch die vergebenen Hashtags bestimmt ist, können folglich verknüpfte – mit Hashtags annotierte – Medien als die mit

den Topics verknüpften Occurrences angesehen werden. Hashtags werden zur Organisation mehrerer Medien unter gleichen Schlagwörtern verwendet. Topics sind auf diese Weise mit mehreren Occurrences und Occurrences mit mehreren Topics verknüpfbar. Assoziationen zwischen Topics sind durch die zeitliche Abfolge der Verarbeitung von Lehrinhalten bedingt. Je nach Verwendung von Hashtags im zeitlichen Verlauf der Vorlesung sind gemeinsam auftretende Schlagwörter assoziativ verknüpft.

Sowohl in sozialen Medien als auch im Audience-Client ist die Nutzung mehrerer Hashwörter zu Annotation eines einzelnen Mediums üblich. Occurrences, welche durch die Verwendung mehrerer Hashtags annotiert sind, sind entsprechend mit mehreren Topics verbunden. Darüber hinaus wird eine semantische Kohärenz zwischen auf Medien gemeinsam auftretenden Hashtags angenommen. Diese Kohärenz zwischen Topics wird durch Associations verdeutlicht. Dieses Vorgehen entspricht dem etablierten Prozess der dezentralen Verknüpfung von Inhalten in sozialen Netzwerken mit Hilfe von Hashtags. Soziale Medien verwenden diese Mechanik, um Inhalte unterschiedlicher Personen und Quellen unter gemeinsamen Schlagworten zusammenzufügen. Im Anwendungsfall der Lehre liegt der Schwerpunkt auf einer Unterstützung eines inhärenten und nicht selten unbewussten übergeordneten “Linkings” von Informationseinheiten im sequentiellen Informationsverarbeitungsprozess (beispielsweise Vorlesungen).

Das in diesem Kapitel vorgestellte Verfahren dient zur Aufzeichnung und Analyse der studentischen Reflektionsprozesse. Dies geschieht anhand der beobachtbaren Größe des “Codings”. Ausgehend von Lehrinhalten werden hier relevante Inhalte, Konflikte und thematische Strukturierungen durch Studenten annotiert. Biggs beschreibt in [Biggs and Tang, 2011, S. 23], dass sowohl Dozenten als auch Studenten eine Zielvorstellung im Lehr- und Lernprozess besitzen. Während die in diesem Kapitel beschriebenen Verfahren eine Methode zur Beobachtung der studentischen Zielstellung beschreiben, gibt das folgende Kapitel Einblicke auf die semantischen Inhalte und Strukturen von Lehrmaterialien und somit Einblicke in die Intention des Lehrstoffs. Hierzu liefern verschiedene Verfahren des Topic Modelings Aussagen über die in Lehrinhalten enthaltenen semantischen Themen und Thementransitionen.

Für einen Vergleich von Zielvorstellungen zwischen Lehr- und Lernprozess liefert Kapitel 6 demnach Einblicke in die Ausgangsstruktur der Lehrinhalte. Am Ende des folgenden Kapitels werden die Ergebnisse in eine entsprechende Topic Map überführt. Die Zusammenführung beider Modelle zielt abschließend auf eine Gegenüberstellung von Verarbeitungsprozessen und Lehrintentionen ab. Mit Hilfe der Aggregation studentischer Interaktionen zum hier vorgestellten Modell und der Mergingseigenschaften von Topic Maps werden beide Modelle hierfür im Kapitel 7 auf Korrelation untersucht.

5.5 ZUSAMMENFASSUNG

Die in diesem Kapitel beschriebene Schnittstelle zur Aufzeichnung von Verarbeitungsprozessen dient zur Analyse von Wechselwirkungen zwischen Lernaktivitäten am Beispiel der Rezeption von Vorlesungsinhalten und mentalen Modellen Lernender. Zusammengefasst wurde dieser Schritt als “Von der Erzählung zum Konzept” bezeichnet.

Zur Konzeption und Umsetzung einer solchen Beobachtungsschnittstelle zur Bearbeitung von These 8 und 9 wurden in diesem Kapitel Annahmen zu Lernaktivitäten auf Basis der in Abschnitt 3.1 beschriebenen Lerntheorien getroffen. Diese besagte, dass Lernende einen Strom von distinkten Stimuli rezipieren und mit Hilfe von Klassifikations- und Organisationsmechanismen verarbeiten. Die Qualität dieser Verarbeitung wird durch eine aktive Rolle des Lernenden positiv beeinflusst und kann durch die Beobachtung von Coding-Prozessen im Zuge der aktiven Auseinandersetzung mit Lehrinhalten beobachtet werden. Hierbei muss auf eine begrenzte Kapazität der audiovisuellen Verarbeitungskanäle geachtet werden.

Anhand abgeleiteter Annahmen wurden Anforderungen an eine Interaktionsschnittstelle zur Unterstützung einer aktiven Verarbeitung von Lehrinhalten gestellt. Diese Anforderungen beinhalten die Unterstützung einer sukzessiven Organisation und Strukturbildung bei der Verarbeitung sequenziell eintreffender Informationsstimuli. Die Menge der Kategorien zur kritischen Klassifikation von Stimuli ist zu begrenzen, die Kategorien strukturbildender Klassen zur sukzessiven Organisation von Inhalten sind dynamisch, unbegrenzt aber möglichst uniform zu halten. Neben den Anforderungen zur Verarbeitung von Inhalten wurden weitere Anforderungen für die technische Umsetzung einer solchen Schnittstelle definiert.

Im weiteren Verlauf dieses Kapitels wurde eine Schnittstelle basierend auf definierten Anforderungen konzipiert und Lösungsansätze diskutiert. Hierbei wurde das so entstandene System, zusammengesetzt aus Presentation- und Audience-Client, beschrieben. Während der Presentation-Client der Präsentation von Inhalten dient, diese im Hintergrund analysiert, zerlegt und aufzeichnet, überträgt er vordergründig präsentierte Inhalte an den Audience-Client. Der Audience-Client bietet dem Rezipienten eine Schnittstelle zur Interaktion mit geteilten Inhalten. Abgeleitet aus den Anforderungen wurden schnelle Coding-Strategien für die Interaktion mit Inhalten entwickelt. Diese umfassen das Marking zum Hervorheben, das Linking zur Organisation und das Conflicting zur kritischen Auseinandersetzung mit Inhalten.

Im Anschluss an die Konzeption wurde die Umsetzung des Systems “Scarlett” beschrieben und vorgestellt. Im Kontext der in Abschnitt 4.2.1 formalisierten Prozesse wurden die implementierten Interaktionsmechanismen des Clients diskutiert. Anschließend wurden entsprechende Metriken zur Beobachtung von Lernaktivitäten entsprechend These 10 in das in Abschnitt 4.1.2 beschriebene Topic-Map-Modell zur Abbildung mentaler Modelle integriert.

In diesem Kapitel stand die Beobachtung des Lernenden und seine Verarbeitung von Lehrinformationen im Vordergrund. Offen bleibt, welche Informationsstrukturen dem Lernprozess zugrundeliegen. Im folgenden Kapitel geht es daher darum, eine Inferenz von Informationsstrukturen aus den am Lernprozess beteiligten Lehrinhalten zu ermöglichen. Auf diese Weise werden im weiteren Verlauf die aufgezeichneten Beobachtungen an Lernenden mit dem von Georg Siemens in seinem Vortrag [Siemens, 2020] zur Analyse von Lernprozessen geforderten Lehrkontext verbunden.

6 DIGITAL GESTÜTZTES LEHREN – VOM KONZEPT ZUR ERZÄHLUNG

Kapitel 5 beschrieb die Modellierung konzeptuellen Wissens entsprechend der Modelle des Lernfortschritts in [Biggs, 1999] als stark vernetzte Strukturen. In diesem Kapitel wird durch die Analyse von Lehrmedien mit Verfahren des Topic Modelings ein hierzu kompatibles semantisches Modell approximiert. Ziel ist es, die in Lehrvorgängen befindlichen semantischen Themenschwerpunkte zu identifizieren und die Art ihrer Relationen zueinander in einem Dozenten-Modell abzubilden. Als Ausgangspunkt dienen die in Abschnitt 4.2, Abbildung 26 dargestellten Prozesse zur Erstellung von Lehrmaterialien anhand von Analyse, Reduktion und der Sequenzierung von Expertenwissen. Die Gegenüberstellung beider Modelle, dem Studenten-Modell zu Reflektionsprozessen in Vorlesungen, gewonnen aus der Beobachtung von Coding-Prozessen (Kapitel 5), und dem Dozenten-Modell zu semantischen Inhalten in Vorlesungen, gewonnen durch die in diesem Kapitel beschriebenen Verfahren, hat das Ziel, vergleichbare Informationen zu Lehr- und Lernerfolg in Vorlesungen zu generieren.

Ein Lernender durchläuft nach [Mayer, 2005, S. 37] drei Hauptprozesse bei der Verarbeitung visueller und auditiver multimedialer Inhalte:

- Eine Selektion relevanter Wörter und Abbildungen zur weiteren Verarbeitung,
- Die Organisation, beziehungsweise Rekonstruktion der Informationen als kohärentes Modell,
- Eine Integration des Modells in das eigene Vorwissen.

Abbildung 28 in Abschnitt 4.2 beschreibt diesen Vorgang. Der Faktor der Kohärenz (des schlüssigen Zusammenhangs) ist in diesem Prozess ein ausschlaggebender Parameter für den Erfolg des Lernenden. Richard E. Mayer beschreibt zwei wichtige Implikationen für multimediales Design. Das präsentierte Material muss:

1. eine in sich geschlossene (kohärente) Struktur aufweisen,
2. den Lernenden bei der Nachbildung kohärenter Strukturen führen.

Besteht beispielsweise der Inhalt einer Vorlesung aus losen, nicht als relevant erkannten oder nicht mit den Vorwissen verknüpfbaren Fakten, sind diese Anforderungen nicht erfüllt. In diesem Fall sind Lernende nur schwer in der Lage, ein kognitives Modell über den Lehrstoff zu rekonstruieren. Fehlt es an Anweisungen, wie Lernende Themen und Inhalte miteinander verknüpfen sollen, ist die Aufgabe während einer Vorlesung nur schwer zu bewältigen und die Bildung kognitiver Strukturen und Übernahme ins eigene Wissensmodell schlägt fehl.

Zwei Ansätze zur Identifikation von Informationsstrukturen in Vorlesungen im Hinblick auf die Kohärenz von Lehrinhalten sind in [Nicolay, 2014] veröffentlicht. Der erste

Ansatz bezieht semantische Informationen von der Dozenten-Seite. Er beschreibt Methoden zur Unterstützung des Dozenten bei der Vorbereitung von Lehrmaterialien durch die Verwendung eines Annotationswerkzeugs. Dieses Werkzeug unterstützt den Dozenten bei der Synthese semantischer Markierungen und Hervorhebungen an Lehrmedien. Hierzu gehören: die Formulierung von Verwendungszielen an Medien (z. B. Zusammenfassen, Verdeutlichen, Belegen), die Einteilung von Medien in Themenbereiche durch die Verwendung von Schlüssel-Begriffen und die Verknüpfung von Schlüsselbegriffen zur Verdeutlichung semantischer Zusammenhänge. Die Unterstützung eines realen Dozenten bei der semantischen Anreicherung eigener, erstellter Lehrinhalte begünstigt subjektive Annotationen. Diese Subjektivität kann sich aufgrund des Einflusses der Intention des Dozenten auf die Annotationen positiv auswirken. Weiterhin sind diese Annotationen Resultate eines konkreten Erstellungsprozesses, welcher auf einen konkreten Verwendungskontext ausgerichtet ist. Eine semantische Verknüpfung über den jeweiligen Verwendungskontext hinaus, beispielsweise durch eine Verbindung zwischen Vorlesungen verschiedener Dozenten, tritt häufig in den Hintergrund.

Entgegen dem ersten Ansatz bezieht der zweite Ansatz lernende Studenten in die Identifikation semantischer Schwerpunkte in Lehrmedien ein. Er basiert auf einer Zusammenführung studentischer Annotationen am Lernmaterial zur Bestimmung eines Konsenses in Wahrnehmung und Verarbeitung. Diese Ansatz rückt die Intention des Dozenten in den Hintergrund. Der durch die Subjektivität des Dozenten eingrenzende Verwendungskontext wird durch den jeweilig wahrgenommenen Lernkontext des Studenten ersetzt. Dieser erstreckt sich über verschiedene Informationsquellen und Lehrangebote mit dem Ziel, Informationen über die Grenzen einzelner Vorlesungen hinaus zu sammeln und zu strukturieren.

Die Strukturanalyse mit Hilfe studentischer Annotation aus diesem zweiten Ansatz wurde in Kapitel 5 vorgestellt. Dieses Kapitel ersetzt die assistierte Annotation des Dozenten – und die damit einhergehende Eingrenzung durch den Verwendungskontext aus dem ersten Ansatz – durch ein autonomes Verfahren zur Verarbeitung großer Dokumentmengen basierend auf Algorithmen des Topic Modelings.

Die in Abschnitt 4.1.2 eingeführten Topic Maps [Marius et al., 2008] dienen als Basis-Modell. Sie erlauben die Bildung einer semantischen Struktur über den linearen Charakter von Vorlesungsfolien und erfüllen die folgenden Anforderungen:

- Eine Darstellung semantischer Themen und Beschreibung ihrer Relationen
- Eine Einbindung von Themen und Relationen in semantische Kontexte
- Die Verknüpfung entstehender semantischer Strukturen mit realen Ressourcen

6.1 SYNTHESE VON WISSENSMODELLEN AUS DIGITALEN LEHRMEDIEN

Um das Grundmodell mit Daten zu füllen, ist zu klären, welche Schwerpunkte in Lehrmedien enthalten sind und in welcher erläuternden Verknüpfung diese Themen miteinander in Verbindung stehen. Zur Identifikation semantischer Themen und Relationen in Lehrmedien richtet sich das Ziel der Analyse auf die Identifikation von Subjekten (Schwerpunkte) und sich um diese sammelnden deklarativen Aussagen (Fakten). Die Relation zwischen Subjekten ist in erster Instanz durch die Menge gemeinsamer Fakten (entsprechend des Informationsmodells in Abschnitt 4.1.1) bestimmt. Prozedurales Wissen als Gegenstück zum deklarativen Wissen rückt im Rahmen von Hochschulvorlesungen in den Hintergrund. Die Demonstration der Ergebnisse in dieser Arbeit beschränkt sich auf das Lehrszenario der Vorlesung. Die Vermittlung praktischer prozeduraler Fähigkeiten findet im Allgemeinen in Form von Übungen und Projekten statt. Diese heterogenen Formate bieten eine weniger einheitliche Vorgehensweise bei der Verwendung digitaler Lehrmedien und sind zur Demonstration der folgenden Methoden weniger geeignet.

Im Folgenden wird am Beispiel eines im Rahmen dieser Arbeit implementierten Systems demonstriert, welche Rückschlüsse aus einer Sequenz von Vorlesungsfolien in Hinblick auf eine überspannende semantische Struktur von Lehrthemen und Informationsrelationen gezogen werden können. Hierzu wird eine Methode zur Analyse sequenzieller Lehrmaterialien in Bezug zu den in Kapitel 4 beschriebenen Prozessen der Erstellung und Verarbeitung von Lehrmaterialien vorgestellt. Die Abbildung der Ergebnisse dieses Kapitels in das Modell der Topic Maps in Abschnitt 6.5 ermöglicht eine Verbindung zwischen inferierten semantischen Strukturen und Metriken aus Lehrmaterialien und beobachteten studentischen Verarbeitungsprozessen (vgl. Abschnitt 5.4.2).

Informationen und Informationsstrukturen in Lehrmedien werden in dieser Arbeit in Hinblick auf das Fachwissen ihrer Urheber untersucht. Der folgende Abschnitt beschreibt das in dieser Arbeit entwickelte Vorgehen zur Extraktion semantischer Informationen aus einer Sequenz digitaler Textmedien. Ausgehend von einer gegebenen Sequenz von Lehrinhalten wird im Folgenden ein automatischer Prozess zum “Reverse-Engineering” des in Abbildung 26 auf Seite 77 beschriebenen Prozesses zur Erstellung von Vorlesungen durch Verfahren des Topic Modelings erläutert. Ziel ist es, aus einer Menge nicht-annotierter Lehrmaterialien semantische Strukturen in Form semantischer Netze abzuleiten, um Erkenntnisse über die zugrundeliegende Zusammensetzung von Informationen zu gewinnen. Am Beispiel einer Menge von Vorlesungsfolien bedeutet dies:

- Die Analyse einer Sequenz von Medien zur Identifikation relevanter Themen
- Die Synthese einer semantischen Topologie über diese Themen
- Eine Abbildung der Reihenfolge der Sequenz als intendierter Lehrpfad durch diese Topologie

Dieses Vorgehen ermöglicht die Identifikation von Abhängigkeiten zwischen semantischen Themen in Lehrmedien bezogen auf unterschiedliche Lehrziele. Ein Lehrpfad durchläuft eine Menge von Inhalten mit der Absicht, Themen zu vermitteln, die die Grundlage für folgende Themen bilden. Unterschiedliche Pfade zu einem semantischen Thema zeigen verschiedene Möglichkeiten zur didaktischen Annäherung an ein bestimmtes Informationsgebiet.

Für die Identifikation von Themen und semantischen Strukturen in natürlich sprachlichen Konstrukten kommt eine Mehrzahl von Methoden infrage. Abschnitt 3.3 gibt einen Überblick über die gängigsten Ansätze in diesem Bereich. Die Verfahren des Topic Modelings (wie die Latent Dirichlet Allocation und das Structural Topic Modeling) sind im Anwendungsbereich digitaler Medien wie Vorlesungsfolien und Analyse natürlichsprachlicher Aussagen die geeignetsten Methoden. Dies lässt sich wie folgt begründen:

- Im Vergleich zu alternativen Clustering-Verfahren besitzt LDA die Eigenschaft der Mixture-Modells. Zuordnungen von Folien zu Themen finden nicht eindeutig, sondern als multinomiale Verteilung über mehrere Themen statt.
- Wörterbuchbasierten Ansätzen fehlt es im Bereich menschlichen Expertenwissens und flexibler Themenbereiche an klaren definierten relevanten Begriffen (Wörterbüchern).
- Für überwachte Lernverfahren fehlt, wie auch schon bei wörterbuchbasierten Ansätzen, an einer eindeutigen "Ground Truth".
- Während die gewählten Methoden unnötige Komplexität vermeiden und nachvollziehbare, menschenlesbare Resultate liefern sollen, sind einfachere Ansätze wie die Latent Semantic Analyse und das Probabilistic Latent Semantic Indexing (erläutert in Kapitel 3.3.3) für kurze Texte weniger geeignet.

Die Inferenz auf kurzen Texten wird bei der Latent Dirichlet Allocation und dem Structural Topic Modeling durch die eigens hierfür eingefügten Dirichlet-Parameter unterstützt. Beide Verfahren bedienen sich darüber hinaus der "Bag-of-Words"-Assumption zur Kompensation nicht eindeutiger Textverteilungen.

Wie in Kapitel 5 beschrieben, wurde der Scarlett-Prototyp zum einen für den Einsatz in Vorlesungen entwickelt. Präsentationswerkzeug und Annotationsschnittstelle wurden in Kapitel 5 ausführlich diskutiert. Zum anderen gehört zu den Aufgaben des Werkzeugs, neben der Aufzeichnung studentischer Interaktionen mit dem Lehrstoff, auch die Aufzeichnung der Verwendung von Medien in Vorlesungen auf Seite der Dozenten. Für diese aufgezeichneten Medien wurde ein Werkzeug zur Inferenz semantischer Strukturinformationen und Visualisierung der Ergebnisse implementiert. Die Konzeption des

Werkzeugs und die mit ihm gewonnenen Daten werden im Folgenden für eine praxisbezogene Erläuterung folgender Verfahren kurz skizziert.

Die Aufzeichnung von Vorlesungsinhalten geschieht, während das System als Präsentationswerkzeug im Einsatz ist. Als Präsentationsmedien werden aktuell Dokumente im verbreiteten PDF-Format unterstützt. Präsentationsmedien erstellt mit Werkzeugen wie Powerpoint [Microsoft, 2019] und Prezi [Arvai, 2019] können schnell in dieses Format überführt werden. Während der Präsentation der Vorlesung wird die aktuelle Seiten der PDF-Datei durch PDF.js [Gal, 2011] auf einem HTML-Canvas gerendert. Dies geschieht offline unabhängig vom Server. Für eine Übertragung wird das Bild vom Canvas als Base64-String codiert und in ein JSON eingefügt. In diesem JSON wird es zusammen mit weiteren Meta-Informationen, wie Anzeigezeitpunkt und -dauer über eine Socket-Schnittstelle an den Server übertragen. Der Server rendert hieraus das entsprechende Bild und speichert es unter der Seiten-ID im Verzeichnis der Lesson-ID. Clients können diese Ressourcen über Standard-Requests laden und bei Bedarf im Cache speichern.

Da PDFs keine eindeutige Text-Formatierung und Reihenfolge besitzen, werden zusammenhängende Textstücke entsprechend ihrer Größe und Position miteinander in Verbindung gebracht. Folien besitzen nicht selten verstreut auftretende Textbausteine. Durch die anschließende Verwendung geeigneter Inferenzmethoden (LDA nutzt die “Bag of Words”-Assumption Abschnitt 3.3.1) ist die Position der Wörter innerhalb eines Textes oder auf einer Präsentationsfolie nicht relevant. Dennoch werden für eine weiterführende Analyse von Relevanz und Wichtung einzelner Aussagen in Inferenzprozessen Positions- und Größen-Informationen von Texten gespeichert.

Zur Skizzierung des Prototyps und verwendeter Methoden wird kurz der Ablauf einer Inferenz beschrieben. Nach dem Laden eines Foliensatzes startet ein Nutzer im in Abbildung 37 gezeigten Menü. Alle Informationen über zugrundeliegenden Daten können im Lecture Content Data eingesehen und angepasst werden. Textinhalt und Stil-Informationen jeweiliger Seiten der PDF-Datei befindet sich im Text- und Styles-Attribut im TextContent-Objekt, welches einen Teil der Metainformationen abbildet. Die abgebildeten Werte entsprechen den Parametern der in Abschnitt 6.2.1 vorgestellten Beispiel-Inferenz. Mit dem Start der LDA-Berechnung wird das JSON-Dokument mit entsprechenden Parametern an den Python-Tornado-Server gesendet. Auf dem Server werden Sonderzeichen entfernt, alle Wörter separiert und unter Verwendung von Filter- sowie Stemming-Verfahren ([Porter et al., 2015][Yoshiki Shibukawa, 2015]) das Vokabular reduziert. Anschließend wird zur Vorbereitung der Inferenz eine Word-Document-Occurrence Matrix erstellt. Diese Matrix gibt für alle individuellen Wörter und Dokumente an, wie häufig ein Wort in einem Dokument vorkommt und bildet die Grundlage für die mit [lda developers, 2015] durchgeführte Berechnung. Für eine Nachvollziehbarkeit der Ergebnisse wird das Resultat der Filterung, des Stemmings sowie der LDA-Berechnung anschließend im JSON-Format an den Webclient zurückgesendet. Alle

The screenshot displays the LDA inference interface, divided into two main sections: 'LDA Data (Lesson-Content)' and 'Lecture Content Data (JSON)'.

LDA Data (Lesson-Content) Parameters:

- Number of topics:** 5
- Dirichlet Alpha:** 0.1
- Dirichlet Eta:** 0.01
- Number of iterations:** 1500
- Random Seed:** 1
- Display document's top topics:** all
- Displayed topic's top words:** 8
- Remove high frequent words:** 0.6
- Ignore capitalization:** yes
- Stem language:** german
- Remove stopwords:** german
- Minimal word length:** 2
- Remove Numbers:** yes
- Remove no-word slides:** True
- Positive filter text example:** no files selected
- Start LDA:** Button

Lecture Content Data (JSON) Output:

```

{
  "object": {
    "x3h": {
      "0": {
        "receivingTimestamp": -1,
        "textContent": {
          "items": [
            {
              "text": "Wie funktioniert Lernen?\nGenerativer Ansatz\n\nGenerative Lerntheorie - Verstehendes Lernen (zB. Lesen) durch generieren\von Bedeutungen\n\nWittrock 2010 - Learning as a Generative Process, Educational Psychologist\n\nLearning with understanding [...] is a process of generating semantic and\ndistinctive idiosyncratic associations between stimuli and stored\ninformation.\n\nLernen nach Wittrock - Spezifisches und markantes Verbinden neuer\nVorlesungsinhalte mit bekannten Konzepten und Informationen.\n",
              "styles": {
                "g_d0_f4": {
                  "ascent": 0.975,
                  "descent": -0.217,
                  "fontFamily": monospace
                },
                "g_d0_f1": {
                },
                "g_d0_f5": {
                },
                "g_d0_f2": {
                },
                "g_d0_f3": {
                }
              },
              "id": 2015_Ringvorlesung_Int_LDA_p4,
              "creationTime": 03/04/2019, 11:04:34,
              "lessonID": x3h,
              "creationTimestamp": 1554282274581,
              "dataURL": static/lessoncontent/x3h/tmb_2015_Ringvorlesung_Int_LDA_p4.png,
              "dataBlob-Exported": true,
              "privateKey": static/lessoncontent/x3h/tmb_2015_Ringvorlesung_Int_LDA_p4.png,
              "receivingTime": static/lessoncontent/x3h/tmb_2015_Ringvorlesung_Int_LDA_p4.png,
              "dataBlob-Thumbnail-Path": static/lessoncontent/x3h/tmb_2015_Ringvorlesung_Int_LDA_p4.png,
              "talkName": 2015_Ringvorlesung_Int_LDA,
              "dataBlob-Path": static/lessoncontent/x3h/2015_Ringvorlesung_Int_LDA_p4.png,
              "version": 2,
              "type": slide,
              "slideID": x3h_2015_Ringvorlesung_Int_LDA_p4
            }
          ]
        }
      },
      "1": {
      },
      "2": {
      },
      "3": {
      }
    }
  }
}

```

ABBILDUNG 37: PARAMETER UND DATENBASIS FÜR DIE LDA-INFERENZ

Occurrence-Matrizen für LDA und weitere Ergebnisse, wie die Vokabelliste, Dokument-Themen- und Wort-Themen-Verteilungen, gefilterte Wörter, die Stemming-Map und die Daten für die Ausgabe-Graphen, stehen entsprechend im CSV- und JSON-Format für weitere Analysen zur Verfügung.

Die folgenden Abschnitte beschreiben einen Ansatz zur Unterstützung des Learning Analytics mit Hilfe von LDA am Beispiel der Konzeption und Implementation eines Prototyps zur Identifikation von Themen und semantischen Strukturen in Vorlesungen. Das Verfahren der “Latend Dirichlet Allocation” dient als Ausgangspunkt. Im weiteren Verlauf werden weitere Methoden wie die des “Structural Topic Modeling” hinzugezogen.

6.2 INFERENZ SEMANTISCHER THEMEN

Der folgende Abschnitt stellt zwei Verfahren zur Inferenz semantischer Themen in Lehrmaterialien vor. Anhand eines Datensatzes werden der Prozess der Inferenz beschrieben und die Ergebnisse miteinander diskutiert.

Ausgangsmaterial für die semantische Inferenz ist ein für die Inferenz nicht-trivialer Foliensatz mit 30 Folien in deutscher Sprache. Die Verwendung dieses Foliensatzes de-

monstriert in 30 “Dokumenten” die Funktionsweise verwendeter Methoden, zeigt verwertbare Ergebnisse auf, und hebt die Schwierigkeiten bei der Arbeit von Topic Modeling Verfahren im Umfeld echter Vorlesungen hervor. Die Folien bestehen aus vergleichsweise knappen Stichpunkten. Einige wenige Folien beinhalten Textpassagen in englischer Sprache. Zusätzlich ist der Foliensatz mit einem sich schrittweise über den Vortrag entwickelnden Schaubild gefüllt. Dieses stellt die Übermittlung von Informationen durch den Dozenten an den Studenten, studentischer Verarbeitungsprozesse und involvierter mentaler Modelle in Form von Topic Maps dar. Die übrigen Folien besitzen folgenden Aufbau:

- 1-3 Einleitung: Vorstellung des Vortragenden und einer Problembeschreibung
- 4, 8, 10-12 Einführung: Grundlagen Generativen Lernens und Coding mit anschließender Vorstellung des hierzu implementierten Annotationstools
- 14-17 Einführung von Topic Maps zur Modellierung von Dozenten- und Studenten-Modellen
- 19-28 Einführung LDA mit Einschub des Bayes-Theorems auf Folie 27
- 29 Folie mit Schriftzug ”Vorführung LDA”
- 30 Zusammenfassung der Ergebnisse und Modelle

Grob zusammengefasst ergeben sich die fünf in Abbildung 38 gezeigten semantisch interpretierbaren Schwerpunkte im Verlauf der Vorlesung: Einleitung und Zusammenfassung, Grundlagen Generativen Lernens und Coding, Topic Map Modelle, LDA und Topic Modeling, sowie sich stark ähnelnde Schaubilder mit geringem Textinhalt.



ABBILDUNG 38: THEMENVERLAUF ÜBER DIE BEISPIELVORLESUNG AUS SICHT DES DOZENTEN.

Sowohl die Demonstration der Methoden als auch die Diskussion der Ergebnisse am Beispiel eines weiteren Vortrags sind zusätzlich in [Nicolay et al., 2016] veröffentlicht.

6.2.1 INFERENZ VON THEMEN MIT LATENT DIRICHLET ALLOCATION

David Blei beschreibt in [Chang et al., 2009], dass menschliche Beurteilung die einzige Möglichkeit ist, eine Bewertung generierter Themen vorzunehmen. Nach Abschluss des in

Abschnitt 6.1 beschriebenen Berechnungsvorgangs werden hier die Ergebnisse der LDA-Inferenz von Vortragsthemen anhand des Beispieldatensatzes gezeigt und diskutiert.

Im Folgenden wird entsprechend der Termini der LDA von Dokumenten gesprochen. Dokumente stellen die einzelnen Folien des Beispieldatensatzes dar. Die Resultate sind die Verteilungen von Themen über die einzelnen Folien einer Vorlesung sowie die Zuordnung relevanter Begriffe des normierten Vokabulars der gesamten Vorlesung zu inferierten Themen. Vor der Normierung besitzt der Beispieldatensatz ein Gesamtvokabular von $|V| = 567$ unterschiedlichen Wörtern. Als Wörter werden freistehende, zusammenhängende Zeichenketten (inklusive Sonderzeichen) betrachtet. Im ersten Schritt wurde das Rauschen natürlicher Sprache unter Beachtung semantischer Äquivalenz reduziert. Nach einer Entfernung aller Wörter, welche mit über 60 % Häufigkeit auf allen Folien vorhanden waren, Entfernung von Sonderzeichen, Reduzierung von Groß- auf Kleinschreibung, Reduzierung aller Wörter auf ihre Wortstämme, Entfernung aller Stoppwörter, Entfernung aller Wörter mit Wortlänge von 2 Buchstaben oder weniger und Zahlen reduzierte sich die Menge unterschiedlicher Wörter um 30 % auf $|V| = 399$ unterschiedliche Wörter.

Für die Durchführung der Inferenz wurde die LDA-Bibliothek [lda developers, 2015] [Darling, 2011] mit implementiertem Markov-Chain-Monte-Carlo (MCMC) Gibbs-Samplings [Griffiths and Steyvers, 2004] verwendet. Als LDA-Parameter wurden, wie in Abbildung 37 dargestellt, folgende Werte festgelegt: Eine Bestimmung von fünf Themen mit einer Iteration von 1500, und symmetrischem Themen- und Wort-Priors $\alpha = 0.1$ und $\eta = 0.01$ (heuristisch für Texte nach [Zhao, 2008] optimiert).

Das Resultat sind zwei Verteilungen: Eine Wort-Themen und eine Themen-Dokumente Verteilung. Abbildung 39 zeigt einen Ausschnitt der Vortragsfolien mit zugewiesenen Themen nach Abschluss der LDA-Inferenz. Bei der vierten Folie wurden die für Thema 1 relevanten Wörter durch grünes Einfärben und eine Vergrößerung hervorgehoben. Wörter mit geringer Relevanz sind grau eingefärbt, herausgefilterte Wörter rot.

Ergebnisverteilung β – Die Zuordnung von Wörtern zu Themen Die Wort-Themen Verteilung β weist jedem Wort in V eine relative Häufigkeit des Auftretens in diesem Thema zu. Tabelle 1 zeigt einen Ausschnitt aus dieser Verteilung. Die Werte liegen zwischen 0 und 1. Über jeweils ein Thema summieren sich die Häufigkeit des Vorkommens aller Wörter zu 1. Nach dem Preprocessing sind lediglich automatisch generierte individuelle Wortstämme als Vokabular erhalten. Mit Hilfe dieser Tabelle lassen sich für ein Dokument und die in ihm enthaltenen Wörter die jeweiligen Intensitäten der Themen im jeweiligen Dokument berechnen.

Die Ergebnisverteilung β weißt nun allen fünf Themen eine Wahrscheinlichkeit für das Vorkommen aller $|V| = 399$ Wörter zu. Tabelle 2 zeigt für jedes Thema die jeweils fünf von $|V| = 399$ Wörter mit höchster Wahrscheinlichkeit. Bereits diese Wörter las-

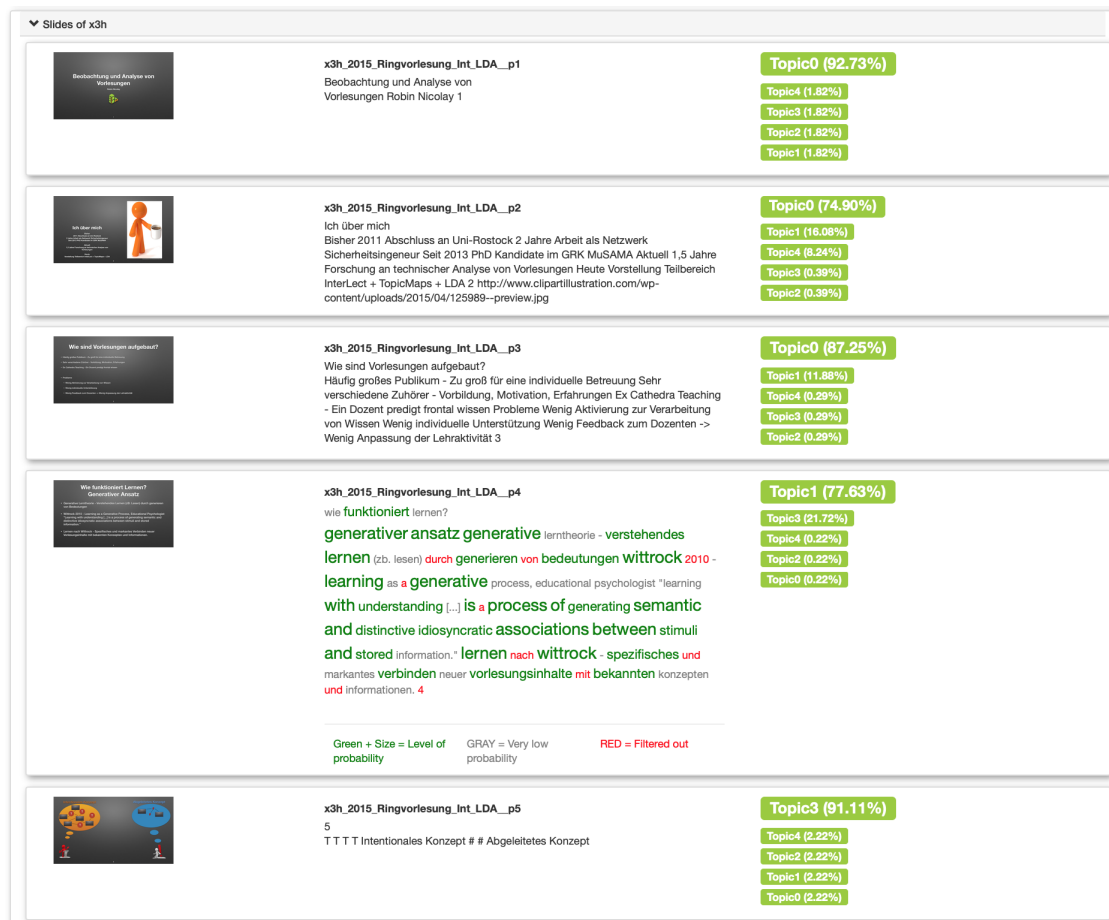


ABBILDUNG 39: SCARLETT SCREENSHOOT: INFERIERTE THEMEN PRO VORLESUNGSFOLIE. IN DER VIERTEN FOLIE SIND DIE IN THEMA 1 RELEVANTEN WÖRTER GRÜN UND VERGRÖßERT HERVorgehoben. HERAUSGEFILTERTE WÖRTER SIND ROT MARKIERT

sen subjektiv einen Bezug zu den vorab beschriebenen Inhalten der Vorlesung erkennen. Allerdings zeigen sich auch Einflüsse, die diese Ergebnisse verzerren. Der Algorithmus gruppiert Themen nach gemeinsam vorkommenden Wortgruppen. Dies ist sinnvoll, wenn von einer annähernd gleichbleibenden Ausdrucksweise des Dozenten ausgegangen wird und sich durch den Wandel über Themen während der Vorlesung hauptsächlich die themenbezogenen Fachausdrücke ändern. Werden einzelne Folien in anderen Sprachen beschrieben (beispielsweise durch die Verwendung von Originalzitaten), bedeutet dies für den Algorithmus ein kompaktes Auftreten einzigartiger Vokabeln. Diese haben ein eigenes Thema zur Folge (in Tabelle 2 vertreten durch Thema 1). An dieser Stelle ist es notwendig, beim Preprocessing zusätzlich die verwendete Sprache in Betracht zu ziehen. Weiterhin können die Häufigkeit des Auftretens von Themen, Informationen über spezielle Formatierungen, sowie die Stückelung des Vorkommens von Themen als grober Indikator für die Identifikation dieser Vorkommen in Betracht gezogen werden.

Wort	Thema 0	Thema 1	Thema 2	Thema 3	Thema 4
aktivier	0,000081974	0,006234953	0,000058143	0,000070927	0,000077525
aktuell	0,000081974	0,000061732	0,000058143	0,000070927	0,015582603
algorithmus	0,000081974	0,000061732	0,011686726	0,000070927	0,000077525
allocation	0,000081974	0,000061732	0,017501018	0,000070927	0,000077525
alt	0,000081974	0,000061732	0,005872434	0,000070927	0,000077525
analogi	0,000081974	0,006234953	0,000058143	0,000070927	0,000077525
analys	0,024674154	0,000061732	0,000058143	0,000070927	0,000077525
anbind	0,000081974	0,000061732	0,000058143	0,007163629	0,000077525

TABELLE 1: AUSZUG AUS DER WORT-THEMEN VERTEILUNG β FÜR DIE BEISPIELVORLESUNG

Thema 0	Thema 1	Thema 2	Thema 3	Thema 4
foli	of	them	konzept	slid
vorles	learning	wort	coding	notiz
beobacht	to	verteil	linear	hashtag
wenig	and	lda	intentional	student
wiss	generativ	dokument	erzahl	topic

TABELLE 2: TOP 5 WORTSTÄMME INFERIERTER THEMEN

Verteilung θ – Die Zuordnung von Themen zu Dokumenten Die Dokument-Themen Verteilung θ weist jeder Vorlesungsfolie $d \in D$ eine Verteilung beteiligter Themen $k \in K$ zu. Auch hier summieren sich die Häufigkeiten zugewiesener Themen pro Dokument auf Eins. Abbildung 40 skizziert die Zuordnung der jeweils häufigsten Themen zu den 30 Folien der Beispielvorlesung.

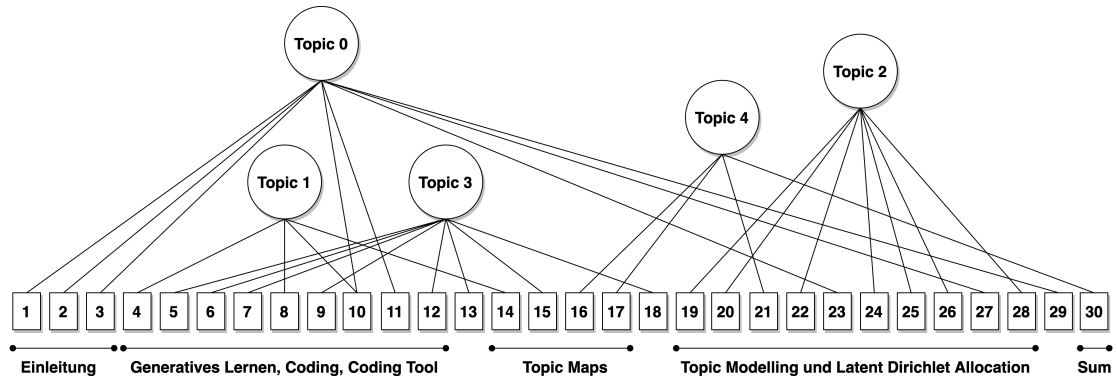


ABBILDUNG 40: TOPIC MAP INFERIERTER THEMENEN EINER BEISPIELVORLESUNG.

Wie beschrieben korreliert die Reihenfolge erkannter Themen nicht mit der Reihenfolge ihres Auftretens. Auch bei der multinomialen Zuordnung von Themen zu jeweiligen Dokumenten θ spielt die Reihenfolge der Vorlesungsfolien keine Rolle. Obwohl das folgende Ergebnis nicht mit Hilfe einer eindeutigen Grundwahrheit validiert ist, zeigen die Resultate der Inferenz in Abbildung 41 ein deutlich gruppiertes Auftreten von Themen.

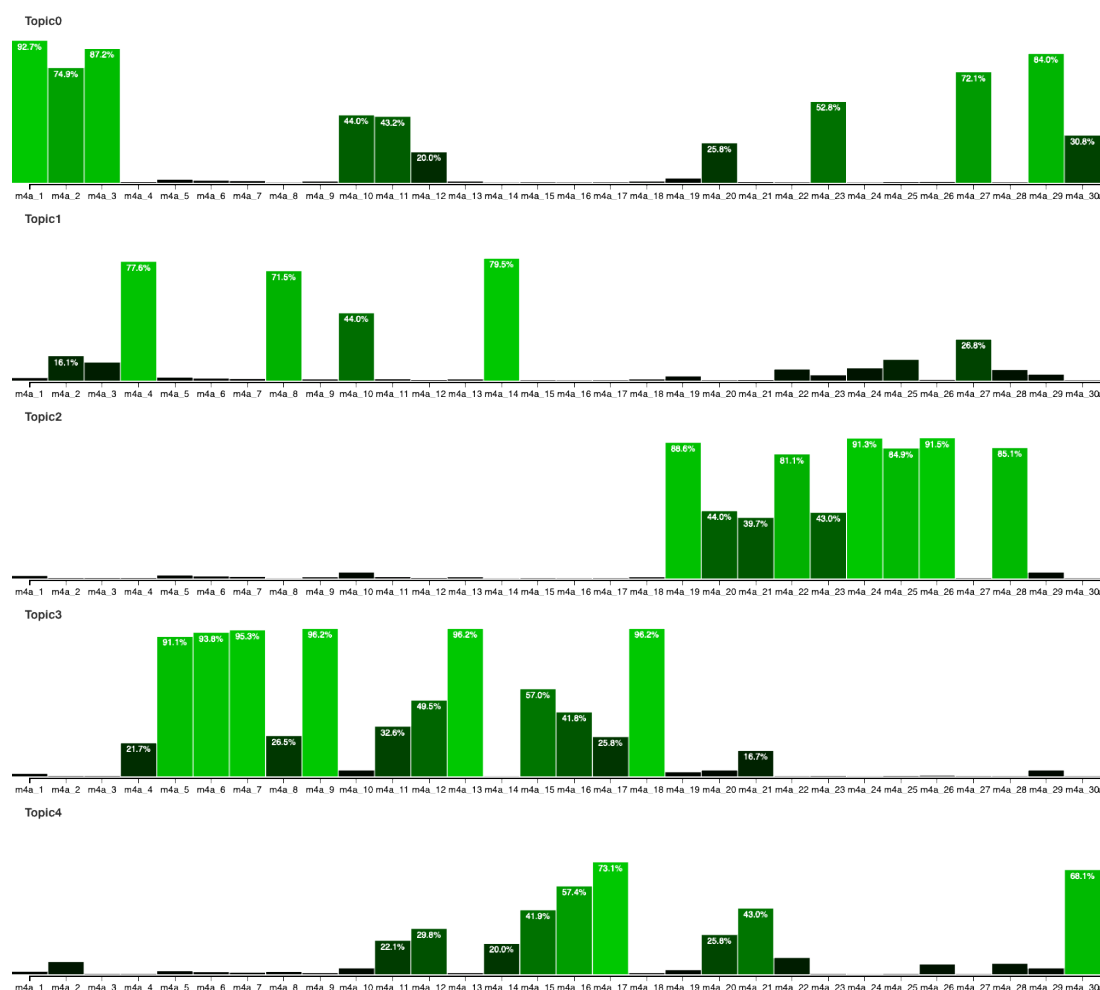


ABBILDUNG 41: BEISPIEL EINES THEMENVERLAUFS ÜBER EINE VORLESUNG. DIE THEMEN SIND ENTSPRECHEND DER TABELLE VON 0 BIS 4 NUMMERIERT.

Eine Bewertung inferierter Themen Der vorgestellte Datensatz ist eine einzelne Vorlesung im Rahmen der Ringvorlesung 2017 an der Universität Rostock. Er wurde (wie der frühe Zeitpunkt belegt) in Hinblick auf die Analyse in dieser Arbeit weder gezielt erstellt, aufgrund seines Inhalts ausgesucht, noch nachträglich angepasst. Da bei den hier vorgestellten Ergebnissen nicht von einer mathematisch präzisen Grundwahrheit bezüglich semantischer Themenkomplexe und Themenrelationen ausgegangen werden kann, sind die hier gezeigten Ergebnisse – obwohl sehr aussagekräftig – dennoch subjektiv und qualitativ zu bewerten.

Thema 0 ist verstärkt am Anfang und am Ende der Vorlesung zu finden. Ein semantischer Zusammenhang zwischen Anfang und Ende ist für den Aufbau einer Vorlesung naheliegend. Einführende Fragestellungen wurden häufig zum Ende einer Veranstaltung

wieder aufgegriffen und im Bezug zum vorgestellten Inhalt in einem Fazit zusammengefasst. In diesem Fall beinhaltet die vorletzte Folie lediglich den Text “Vorführung LDA”. Diese waren auch in der Problembeschreibung prominent enthalten. Grundsätzlich muss beim Ergebnis einer Themenzuweisung zur Vorlesungsfolie darauf geachtet werden, dass Dokumente mit extrem geringer Wortmenge aufgrund eines fehlenden Kontexts keine robusten Aussagen über semantische Inhalte erlauben. Wenige prägnante Wörter auf einer Folie können zwar als stilistisches Mittel eine erhöhte Relevanz besitzen, durch ein fehlendes Einbeziehen beispielsweise umgebener Folien aber auch leicht, beispielsweise in mehrdeutiger Weise Ausreißer erzeugen. In der Beschreibung zu Thema 2 auf Folie 27 wird dieses Problem an einem weiteren Beispiel erläutert.

Thema 1 ist (wie in Tabelle 2 beschrieben) bestimmt durch die Verwendung englischer Sprache. Diese Themen treten im Verlauf der Vorlesung nur vereinzelt auf. Ein möglicher Indikator zur Erkennung solcher Themen ist die Prävalenz des Themas über den gesamten Korpus von Dokumenten. Eine in Abschnitt 43 beschriebene Berechnung der Prävalenz mit STM (dort als Topic 1 bezeichnet) zeigt in Abbildung 42 für dieses Thema einen niedrigen Wert.

Thema 2 beschreibt die Latent-Dirichlet-Allocation im hinteren Teil des Vortrags. Beginnend mit Folie 19 dominiert das Thema mit Unterbrechung in Folie 27 bis zu Folie 28. Die zu Beginn dieses Abschnitts erwähnte Aufteilung des Vortrags beschreibt genau diesen Bereich als Vorstellung des LDA-Ergebnisses. Folie 27 bildet einen Ausreißer. Sie enthält mathematische Formeln des Bayes-Theorem und beinhaltet entsprechend Begriffe wie “Problem”, “Ursache” und “Beobachtung”. Diese sind auch in der Problembeschreibung zu Beginn der Vorlesung sehr präsent. Hier zeigt sich, dass die semantischen Begriffe zwar zugeordnet wurden, es aber unterschiedliche Bedeutungen je nach Kontext gibt. Der Kontext bildet sich (wie auch in Thema 0 bei der vorletzten Folie) aus einem gemeinsamen Auftreten verschiedener Wörter mit hoher Relevanz. Dies war durch eine relative hohe Anzahl englischer Begriffe (zu sehen am Ausschlag in Thema 1) und den allein auf dieser Folie verwendeten bayesschen Fachtermini für den LDA-Algorithmus nur schwer zu erfassen. Verfahren des Smoothing könnten diese Ausreißer beispielsweise durch das Einbeziehen umgebender Themenzuweisungen reduzieren. Die Reduktion durch Smoothing wäre im Gegenzug für eine Analyse der Qualität einer Vorlesung, beispielsweise anhand der Häufigkeit plötzlicher Themensprünge hinderlich.

Thema 3 bildet mit Unterbrechungen einen zusammenhängenden Bereich mit Thema 4. Er besitzt heftige Ausschläge auf den Folien 5, 6, 7, 9, sowie 13 und 18. Wie eingangs beschrieben, enthalten diese Folien ein Schaubild, mit dem während der Veranstaltung Konzepte erläutert werden. Die verschiedenen Schaubilder enthalten eine relativ geringe und sehr ähnliche Menge an Text. Es ist demnach naheliegend, dass der LDA-Algorithmus diese sehr scharf einem Thema zuordnet. Hier könnten eventuell Probleme mit einem Overfitting auftreten. Im aktuellen Ergebnis wurde den zwischenliegenden

Folien folgerichtig ebenfalls eine Präsenz in diesem Thema zugeordnet.

In Thema 4 stellen die Folien 10 bis 12 einen wachsenden Bezug zu den Folien 14 bis 17 her. Der inhaltliche Schwerpunkt liegt auf Annotationen und Topic Maps. Die eingangs gegebene Übersicht beschreibt hierzu, dass mit Folie 10 bis 13 ein Annotationstool vorgestellt wird, welches anschließend von Folie 14 bis 17 in Bezug zu Topic Maps gesetzt wird. Subjektiv erweckt die ansteigende Themenverteilung den Eindruck, dass Topic Maps und Hashtags den Kern dieses Themas bilden und die Intensität des entsprechenden Themas stufenweise im Rahmen der Vorlesung ansteigt. Bei weiteren Untersuchungen von Vorlesungsfolien im Rahmen dieser Arbeit wurden häufig fließend ansteigende und abfallende Themenzugehörigkeiten an den Rändern von Themen-Clustern beobachtet.

Es wurden im Rahmen dieser Arbeit insgesamt über 100 Veranstaltungen an der Universität Rostock und Hochschule Neubrandenburg aufgezeichnet. Diese kamen aus dem Bereich der Theoretischen sowie Praktischen Informatik, der Mathematik, der Informatik-Didaktik und aus dem Bereich der Pflegewissenschaften. Während der Hauptteil der aufgezeichneten Veranstaltungen Vorlesungen waren, gehörten zu den Veranstaltungen auch einige Fachvorträge, die von Studenten im Rahmen von Seminaren gehalten wurden. Die Gruppierung ist ein typisches Phänomen aller analysierten Aufzeichnungen. Es ist aus präziser wissenschaftlicher Sicht mit einer gewissen Vorsicht zu genießen. Die Qualität der Ergebnisse der Inferenz einer Vorlesung kann nicht begründet werden, ohne die Qualität der Vorlesung, welche zu diesem Ergebnis geführt hat selbst zu kennen. Ein möglicher Ansatz hierfür ist die Verwendung eines Werkzeugs zur kollaborativen Annotation von Text-Themen wie [Lin et al., 2013] es vorstellt. Mit diesem ist es möglich, die Verteilung von Themen auf Dokumenten und Textstücken kollaborativ durch menschliche Hand ermitteln zu lassen. Diese Ergebnisse können dann mit den Inferenz-Ergebnissen von LDA abgeglichen werden. Kapitel 7 werden entsprechende Fragestellungen und Evaluationen diskutiert.

Die einzelne vorgestellte Inferenz erlaubt keine fundierte Ableitung allgemeingültiger Aussagen. Es wurde bei der Wahl dieser Beispielvorlesung darauf geachtet, dass diese einen allgemeingültigen Aufbau und typische Phänomene einer üblichen Vorlesung (gemessen an Vorlesungen im Bereich der Informatik) widerspiegelt. Als Zwischenfazit zur Beispielvorlesung lassen sich bereits folgende Einflussfaktoren mit verzerrendem Einfluss auf das Inferenzergebnis ableiten.

- Ein Wechsel der verwendeten Sprache, beispielsweise durch das Einbinden externer Quellen und Beispiele,
- Wiederkehrende Verwendung von Medien (beispielsweise Schaubilder) mit geringer Entwicklung des Textinhalts,
- Medien mit zu geringem Textanteil (Überschriftsfolien).

Während der Wechsel der verwendeten Sprache vorab durch geeignete Filter behoben werden kann, sind für eine Anpassung der semantischen Inferenz aufgrund von Zusatzinformationen erweiternde Verfahren notwendig.

Eine Bewertung der Plausibilität Die Plausibilität der vorgestellten Ergebnisse kann auf zwei Hauptarten untersucht werden: Zum einen durch eine Untersuchung des Modells anhand mathematischer Indikatoren (vgl. Abschnitt 3.3.4), zum anderen durch die Bewertung der Ergebnisse durch einen Menschen. Die statistische Auswertung des Modells erlaubt Aussagen über die Qualität in Bezug auf seine mathematischen Eigenschaften. So ist die Held-Out-Likelihood als Maß für die Fähigkeit eines Modells, neue Daten korrekt zu klassifizieren ein guter Indikator dafür, wie gut ein Modell auf eine Menge von Dokumenten passt. Allerdings ist die “Prediction” nicht Ziel des Natural Language Processing und ermöglicht kaum Aussagen über semantische Inhalte und Kontexte. So schlussfolgert [Chang et al., 2009], dass statistische Bewertungskriterien der Bewertung durch einen Menschen unterlegen sind.

Zur Auswertung von Themen und Themenverteilungen durch den Menschen verwendet [Chang et al., 2009] zwei Verfahren. Die semantische Plausibilität eines Themas wird durch das Erkennen fremder Wörter “Word Intrusion” durch den Menschen überprüft. Dieser Test schreibt ein Wort mit hoher Häufigkeit aus einem fremden Thema zwischen die Wörter mit hoher Häufigkeit des zu testenden Themas. Es wird gemessen, mit welcher Genauigkeit Menschen diese Ausreißer erkennen. In einem weiteren Verfahren “Topic Intrusion” wird ein Dokument durch den Menschen in Themenbereiche eingeteilt. Diese werden anschließend mit den relativen Einteilungen durch das statistische Modell verglichen. Ein Ergebnis einer umfangreichen Evaluation zeigt sogar einen negativen Zusammenhang zwischen “Held-Out-Likelihood” und menschlichen Auswertungen. Somit ist “Held-Out-Likelihood” kein guter Indikator für die menschliche Performance. Anders verhält es sich mit der “Semantic Coherence” (vgl. Abschnitt 3.3.4).

Zur Demonstration der Konvergenz der Ergebnisse bei der Verwendung von LDA wurde die in diesem Abschnitt beschriebene Beispiel-Inferenz mit unterschiedlichen Parametern bezüglich Gibbs-Sampling-Iterationen und Random-Seeds durchgeführt. Es traten nur geringfügige Veränderungen auf. Beispieltabelle 3 zeigt die Ergebnisse bei 10-facher Anzahl von Iterationen und neuem Seed (30). Die Reihenfolge und Bezeichnung der Themen sind ein zufälliges Produkt des Samplings und unabhängig vom Zeitpunkt des Auftretens. Die inferierten semantischen Kernbegriffe der Themen (mit höchster Häufigkeit) sind trotz veränderter Anzahl an Iterationen und anderem Ausgangspunkt gleichartig zur Ausgangsinferenz. Die gleichen Häufigkeiten für wenig relevante Worte innerhalb eines Themas sind auch bei sehr hohen Iterationen des Sampling-Algorithmus (getestet bei 50.000) ein normales Resultat. Aufgrund der eher geringen Textmenge konvergiert die Verteilung von Themen bereits bei wenigen Iterationen zu einem stabi-

Thema 0	Thema 1	Thema 2	Thema 3	Thema 4
student	konzept	foli	them	learning
hashtag	coding	vorles	wort	of
topicmaps	linear	wenig	lda	to
maps	international	beobacht	verteil	and
erst	erzahl	ursach	dokument	information

TABELLE 3: TOP 5 WORTSTÄMME INFERIERTER THEMEN BEI 15.000 ITERATIONEN UND NEUEM SEED

len Ergebnis. Als Dirichlet-Priors wurden die heuristisch für Texte nach [Zhao, 2008] optimierten und neutralen, symmetrischen Themen- und Wort-Priors $\alpha = 0.1$ und $\eta = 0.01$ verwendet. Asymmetrische η -Priors haben laut [Radim Řehůřek, 2013] sowie [Wallach et al., 2009a, S. 1980] für die Berechnung von Wort-Themen-Verteilungen einen negativen Effekt. Die Bevorzugung bestimmter Wörter hat eine Angleichung von Wort-Themen-Verteilungen zur Folge und reduziert die Trennschärfe der Themen untereinander. Für eine Unterstützung der Zuweisung von Themen zu Dokumenten, beispielsweise durch das Einbeziehen von Metainformationen, kann eine asymmetrische Anpassung des α -Priors von Vorteil sein. Abschnitt 6.4 beschreibt Untersuchungen zur Einbeziehung von Metainformationen aus Vorlesungsfolien in die LDA-Inferenz sowie die Berechnung der Trennschärfe von Themen im Detail.

Ein weiterer zu beachtender Faktor ist die Nutzbarkeit von LDA bei geringen Textmengen und Themenanzahlen. Die Verwendung von LDA auf Vorlesungsfolien befindet sich hier im Grenzbereich. Eine Untersuchung limitierender Faktoren der LDA-Inferenz [Tang et al., 2014] beschreibt eine Verschlechterung der Lernraten bei zu hohen Anzahlen von Themen. Dies ist durchaus plausibel, da Overfitting und somit eine Redundanz von Themen die Trennschärfe zwischen Themen senkt um die Zuweisungen der Themen zu Dokumenten anzugleichen. Ebenso ergaben hier selbst hohe Mengen von Dokumenten in Kombination mit jeweilig geringen Wortmengen ($N < 10$) wenig gute Ergebnisse. Das Einsatzgebiet in Vorlesungen arbeitet mit vergleichsweise geringen Dokumentmengen. Die Wortmengen in Dokumenten belaufen sich laut einer Studie von [Brock and Joglekar, 2011, S. 88] um 27,8 Wörter pro Folie und besitzen häufig ein explizit an jeweilige Themen gebundenes (Fach-)Vokabular. Dieses Vokabular bietet eine gesteigerte Erhöhung der Trennschärfe.

Während dieser Abschnitt die Ergebnisse der Inferenz nach menschlichen Gesichtspunkten diskutiert, wird der folgende Abschnitt die hier beschriebenen Aussagen mit einem methodischen Vergleich der Ergebnisse der Latent Dirichlet Allocation und den Ergebnissen des Structural Topic Modelings mit ihren jeweils unterschiedlichen Verfahren des Gibbs-Samplings und der Variational Expectation Maximization untermauern.

6.2.2 INFERENZ VON THEMEN MIT STRUCTURAL TOPIC MODELING

Das in Abschnitt 3.3.7 beschriebene Verfahren der Structural Topic Models erweitert die LDA-Inferenz um die Einbindung von Metadaten. Um einen Vergleich mit Ergebnissen aus Abschnitt 6.2.1 zu ermöglichen und zur Vorstellung einer weiteren Methode zur Inferenz von Themen wird derselbe Datensatz aus Abschnitt 6.2.1 mit Hilfe des Structural Topic Modelings analysiert. Im Gegensatz zum MCMC-Gibbs-Sampling von LDA verwendet STM zur Inferenz von Themen eine Variational-EM-Approximierung. Zusätzlich Meta-Informationen können über Dokumente in Form von Kovariablen einbezogen werden.

Zur Durchführung der Inferenz wurde das STM-Paket für [Roberts et al., 2015] verwendet. Die Daten über den Inhalt der Vorlesung wurden über die oben genannten Schnittstellen aus dem Scarlett-System exportiert. Der Ablauf der Inferenz beginnt in ähnlich der LDA-Inferenz in Scarlett mit der Bereinigung des Vokabulars und der Erstellung von Occurrence-Matrizen für Wortvorkommen in Dokumenten. Als Erweiterung zu LDA werden kovariante Informationen je Dokument im Speicher behalten. So werden die Angabe von Prävalenzen von Dokumenten und die Angabe von Meta-Informationen über den Inhalt von Dokumenten möglich (mehr dazu in Abschnitt 6.4). Für die Inferenz des Modells in diesem Beispiel und zum Abgleich der Ergebnisse mit LDA wurden die Prävalenzen vorerst uniform auf *null* gesetzt. Dennoch wurde die Kovariable des Anzeigzeitpunkts der jeweiligen Folie im Verlauf der Vorlesung als Meta-Information in das Modell übernommen. Diese wird im Anschluss verwendet, um den Verlauf von Prävalenzen einzelner Themen während der Vorlesung zu ermitteln.

Nach Durchführung des Inferenzschrittes zeigt Abbildung 42 einen im R-Paket implementierten Plot zur Intensität der Themen über den gesamten Korpus, inklusive der jeweils wichtigsten drei Wörter. Ein Blick auf die Wörter mit höchster Häufigkeit pro Thema zeigt, dass diese relativ genau mit den durch LDA inferierten Themen übereinstimmen. Die Themen 1, 2 und 5 der STM-Inferenz ordnen den gleichen Begriffen aus V hohe Häufigkeiten zu, wie die Themen der der LDA-Inferenz in Tabelle 2. Themen 3 und 4 weichen in ihrer Zusammensetzung von den bisherigen Ergebnissen ab. Deutlicher wird die starke Ähnlichkeit der Ergebnisse, wenn die Prävalenzen jeweiliger Themen in Relation zur Kovarianten, dem Anzeigzeitpunkt der Folien gesetzt werden. Abbildung 43 zeigt die Prävalenzen der fünf Themen in Relation zu ihrem jeweiligen Anzeigzeitpunkten im Verlauf der Vorlesung (X-Achse). Werden die Ergebnisse der Prävalenzen des STM mit den Ergebnissen der einfachen LDA-Inferenz in Abschnitt 6.2.1 und der dort in Abbildung 41 dargestellten Verteilung von Themen über die Sequenz der Vorlesungsfolien verglichen, wird die Ähnlichkeit der erkannten Themen sehr deutlich. Die Prävalenzen der STM-Themen 1, 2 und 5 teilen sich nicht nur die häufigsten Begriffe, sie ähneln stark den dargestellten Häufigkeitsverläufen von “Topic 1”, “Topic 2” und “Topic 3”. Während die STM-Themen 3 und 4 keine eindeutigen Begriffe mit

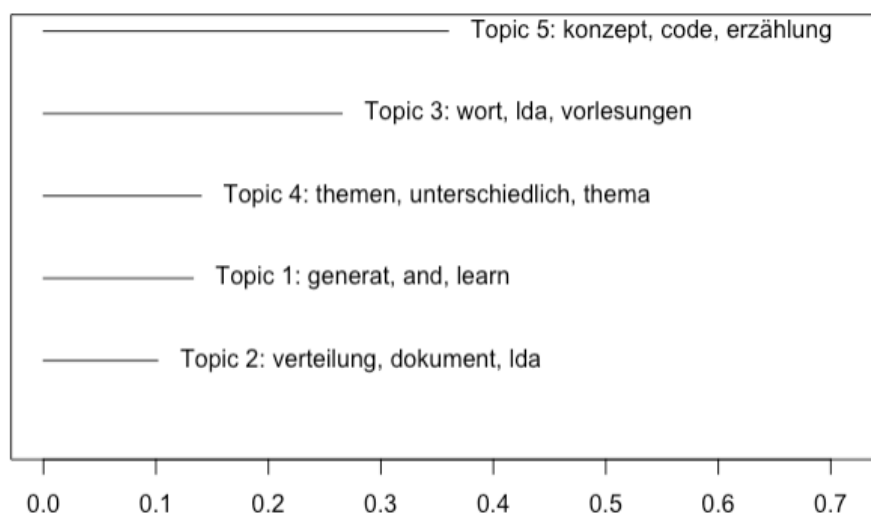


ABBILDUNG 42: 5 MIT STM IDENTIFIZIERTE THEMEN MIT THEMEN-PRÄVALENZ FÜR DIE GESAMTE VORLESUNG UND JEWEILS 3 WÖRTERN MIT GRÖSSTER RELATIVER HÄUFIGKEIT

den Topics der LDA-Inferenz teilen, ist im Prävalenzgraph eine starke Korrelationen zwischen STM-Thema 3 und “Topic 0” zu erkennen. STM-Thema 4 bildet eine Ausnahme. Es ist kaum mit dem übrigen “Topic 4” der LDA-Inferenz mit Schwerpunkt auf Hashtags verwandt. Es bildet eher ein redundantes Thema 2. Die Prävalenzgraphen der STM-Themen 2 und 4 haben einen sehr ähnlichen Verlauf. Zudem teilt sich “Topic 4” zwei Begriffe mit ‘Topic 2’. Aufgrund der höheren Präzision des Gibbs-Samplings von LDA wird diese Abweichung des Ergebnisses bei STM eingeordnet. Zusätzlich ist zu erwähnen, dass die Inferenz von Themen im Bereich der natürlichen Sprache, sprich die Arbeit auf unpräzisen natürlichen Daten, Abweichungen unterliegt.

6.2.3 FESTLEGUNG DER GEEIGNETEN ANZAHL VON THEMEN

Bei überschaubaren Textmengen ist die menschliche Fähigkeit zur thematische Beurteilung von Inhalten nach [Chang et al., 2009] den Fähigkeiten eines statistischen Verfahrens überlegen. Auch im Fall des vorangegangenen Beispiels wurde, gestützt durch A-Priori-Wissen des Autors, die zu inferierende Anzahl von Themen auf fünf festgelegt. Nichtsdestotrotz sollen diese Ergebnisse im Folgenden durch statistische Verfahren untermauert werden. Hierzu wird beschrieben, welche Aussagen über die korrekte Anzahl zu ermittelnder Themen getroffen werden können.

Sowohl STM als auch LDA erlauben mehrere Verfahren der Modellanalyse. Da das Structural Topic Modell das Verfahren der Latent Dirichlet Allocation nutzt und erweitert, wurde im Folgenden eine R-Implementation für STM-Modelle zur praktischen Durchführung der mathematischen Begründung einer geeigneten Themenzahl verwendet. Um die Verwendung des STM-Modells zu untermauern, werden im folgenden

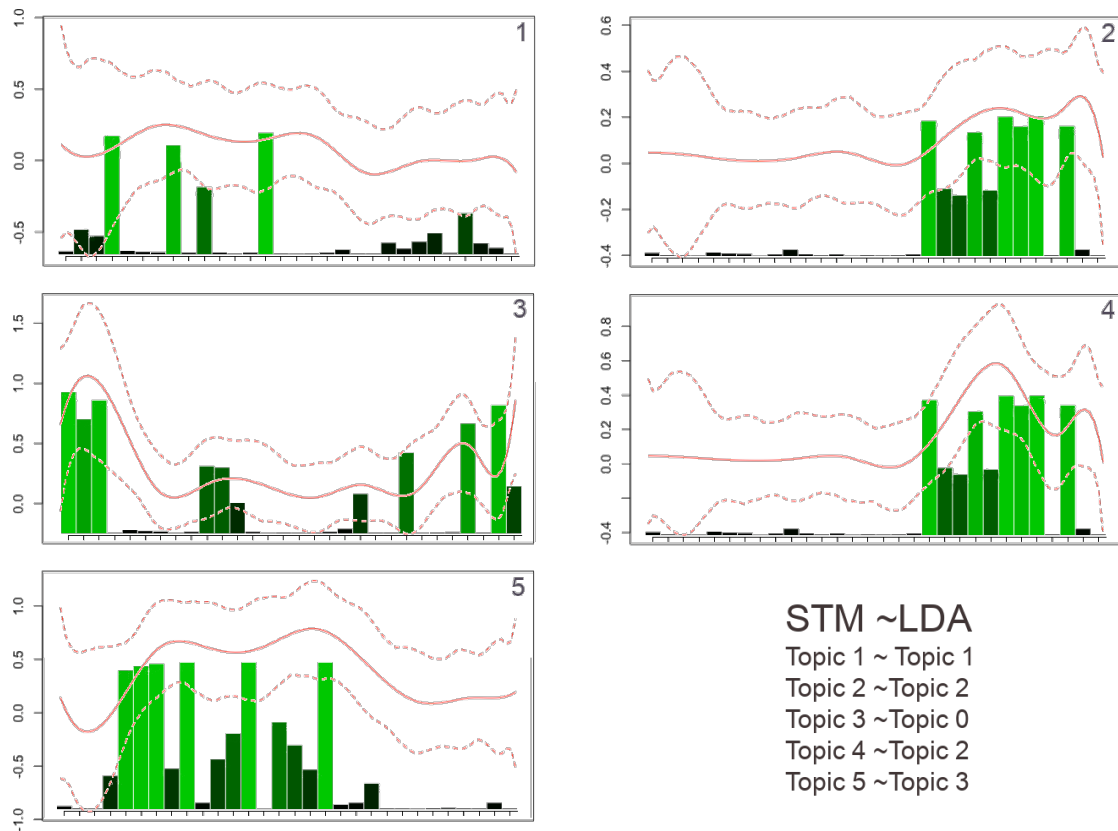


ABBILDUNG 43: GEGENÜBERSTELLUNG DER DURCH STM ERMITTELTEN PRÄVALENZ INFERIERTER THEMEN ANHAND DER KOVARIABLEN "PRÄSENTATIONSZEITPUNKT" (ROT) UND LDA THEMENVERTEILUNG ÜBER DEN VORLESUNGSVERLAUF (GRÜN)

Abschnitt 3.3.7 mit den Daten dieses Beispiels ein STM-Modell gebildet und dessen Übereinstimmung mit diesem LDA Modell dargelegt. Die Verfahren zu Bestimmung von K wurden in Abschnitt 3.3.4 erläutert.

- Held-Out Likelihood, eine Cross-Validierung mit zurückgehaltenen Testdaten.
- Residuals der berechneten Abweichung der Ausgabe nach [Taddy, 2012].
- Semantic Coherence nach [Mimno et al., 2011] misst das gemeinsame Auftreten von Wörtern eines Themas mit hohen Häufigkeiten in Dokumenten.
- Lower Bound, dessen Maximierung äquivalent zur Minimierung der Abweichung von Sampeln des Modells ist.

Der Plot zeigt eine Überprüfung der Qualitätsparameter für Modelle von 2 bis 10 Themen. Alle Graphen zeigen zum Ende hin einen eindeutigen Trend. Dies liegt daran, dass hohe Themenanzahlen geringere Abweichungen (beispielsweise beim Held-Out Likelihood) zur Folge haben, diese sind allerdings durch ein Overfitting des Modells begründet. Um diesem entgegenzuwirken, führen andere Verfahren (wie Residuals) den

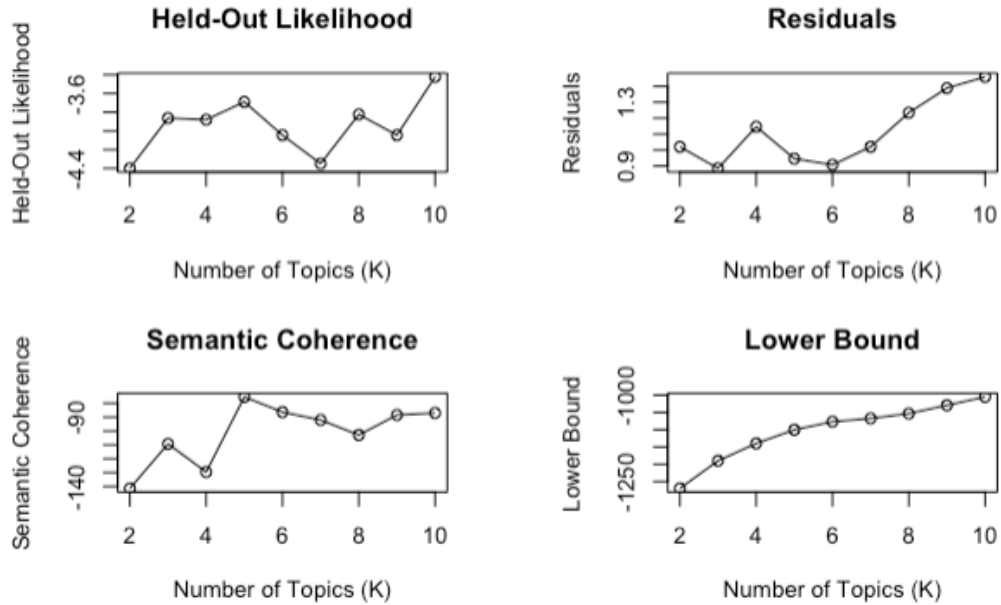


ABBILDUNG 44: QUALITÄTSPARAMETER BEI DER BESTIMMUNG DER OPTIMALEN THEMENANZAHL. BEI 5 THEMEN IST DIE HELD-OUT LIKELIHOOD IM VERHÄLTNIS ZUR LOWER BOUND UND SEMANTIC COHERENCE AM BESTEN

Parameter der Anzahl der Themen als negativen Faktor ein. Es gilt, ein frühes lokales Optimum zu finden.

Die Held-Out Likelihood besitzt bei fünf Themen die geringste Abweichung. Das heißt, der Inferenz vorenthaltene Dokumentteile (Held-Outs) passen hier anhand der ermittelten Variablen am besten in ihre jeweiligen Dokumente. Auch die Semantic Coherence besitzt einen lokal optimalen Wert bei fünf Themen. Wörter mit hohen Wahrscheinlichkeiten treten hier gehäuft gemeinsam auf. Während der Wert der Residuals für fünf Themen nahe dem optimalen Wert liegt, lässt die Lower Bound bei dieser Themenanzahl noch keinen eindeutigen Trend erkennen. Allerdings existiert eine sehr kleine Verringerung des Anstiegs bei $K = 6$.

6.3 INFERENZ SEMANTISCHER RELATIONEN

Die Identifikation von Themen allein (sowohl durch LDA, als auch STM) erlaubt nur bedingt Aussagen über Inhalt und Verlauf von Lehrveranstaltungen. Nach der Identifikation semantischer Themen einer Vorlesung, beschreibt dieser Abschnitt eine hierfür entwickelte Methode zur Visualisierung gemeinsamer Kontexte über diese Themen. Die im vorherigen Abschnitt identifizierten Themen sind durch Verteilungsvektoren über V definiert. Sie unterteilen V entsprechend der Wahrscheinlichkeit ihres Auftretens in jeweiligen Themen. Die LDA-Inferenz sowie Methoden der Cluster-Analyse bieten bereits Verfahren zur Messung der Trennschärfe zwischen Messwerten. Übliche Vorgehenswei-

sen sind die Bestimmung von Intra- und Inter-Cluster-Distanzen. Angewendet auf die durch LDA oder STM ermittelten semantischen Themen in Vorlesungen wären Intra-Cluster-Distanzen beispielsweise die Messung von Ausdehnungen und durchschnittlicher Häufigkeit ermittelter Themenbereiche in Vorlesungen. Ein typisches Maß für die Inter-Cluster-Distanzen wäre die Messung der Abstände jeweiliger Themenhöhepunkte im Verlauf der Vorlesung.

Nichtsdestotrotz sind clusterbasierte Ansätze für diesen Anwendungsfall nur wenig geeignet. Während Clustering-Verfahren auf eindeutige Gruppierungen von Messwerten abzielen, bilden die Mixed-Membership Modelle LDA und STM hierarchische Zusammenhänge in mehreren Ebenen ab. Bei der Bestimmung semantischer Kontexte sind entsprechend das gemeinsame Auftreten von Themen und ihr fließendes Zusammenspiel in Zu- und Abnahme von Bedeutung.

6.3.1 KONTEXTE INFERIERTER THEMEN

Obwohl die semantische Kohärenz von Lehrinhalten nach [Mayer, 2005, S. 37] ein ausschlaggebender Faktor für Lehr- und Lernerfolg ist, existiert bisher kein verbreiteter Standard zur Bestimmung der semantische Zusammenhänge (oder Kontexte) von Inhalten und Lehrthemen einer Lehrveranstaltung.

Der Einsatz von Topic Modeling ermöglicht die Inferenz auftretender Themen in Medien (Dokumenten) der realen Welt. Im Folgenden wird ein neues Maß für eine semantische Verbindung gemeinsam auftretender Themen entsprechend der in Abschnitt 4.1.1 beschriebenen Fakten-Assoziationen zwischen Themen beschrieben. Ausgangspunkt ist die Aussage, dass eine Assoziation zwischen Themen besteht, welche sich gemeinsam eine Menge relevanter Fakten (beispielsweise Fachtermini) teilen. Es ist sowohl die Anzahl als auch die Relevanz dieser Fakten für jeweilige Themen ausschlaggebend.

Entsprechend des Topic Modelings bedeutet dies, dass Themen einen assoziativen Zusammenhang besitzen, wenn sie sich eine Menge von Vokabeln mit hoher Häufigkeit teilen. Jedes Thema $k \in \beta$ besitzt einen Verteilungsvektor der Länge $|V|$, der jedem Wort aus V eine relative Zugehörigkeit zum Thema k zuweist. Alphabetisch sortiert, kann der Abstand dieser Vektoren ähnlich einem Inter-Cluster Abstand mit Hilfe der Euklidischen Distanz ermittelt und verglichen werden.

$$Dist(a, b) = \sqrt{\sum_{i=1}^{|V|} (a_i - b_i)^2} \text{ mit } a, b \in \beta \quad (32)$$

Ein weiteres Abstandsmaß für Wahrscheinlichkeitsverteilungen ist die Jensen-Shannon Divergenz. Sie ist eine symmetrische und geglättete Abwandlung der in Abschnitt 3.3.5 beschriebenen Kulbert-Leibler Divergenz $KL(P||Q)$ [Ganegedara, 2018] und wird in LDAviz, einem im Rahmen der Evaluation in Abschnitt 7.3.2 vorgestellten Visualisie-

rungswerkzeugs von LDA-Ergebnissen, verwendet. Mit dem Mittelwert $M = \frac{1}{2}(P + Q)$ ist die Jensen-Shannon Divergence definiert als:

$$JSD(P||Q) = \frac{1}{2}KL(P||M) + \frac{1}{2}KL(Q||M) \quad (33)$$

Sie ist ein weiteres Maß zu Abstandsmessung zwischen Wortwahrscheinlichkeiten zweier Themen p und q in Abhängigkeit von der Relevanz der jeweiligen Worte in der Themenverteilung β_k .

Bei genauer Betrachtung dieses Zusammenhangs zeigt sich, dass eine semantische Kohärenz zwischen Themen aufgrund gemeinsamer Vokabeln dem Prinzip der Topic-Modeling-Inferenz diametral gegenübersteht. Eine Inferenz mit LDA und STM verfolgt das Ziel unterscheidbare Themen für eine eindeutige Zuordnung zu generieren. Gut unterscheidbare Themen besitzen eine möglichst geringe Menge gleicher Vokabeln mit hoher Wahrscheinlichkeit. Die Euklidische Distanz zwischen zwei Themen allein ist zur Bestimmung der semantischen Kohärenz nicht ausreichend.

Zur Bestimmung einer Kohärenz zwischen Themen ist es notwendig, die Verteilung von Themen auf Dokumenten einzubeziehen. Einen interessanten Anwendungsfall beschreiben Watanabe et. al. [WATANABE et al., 2018]. Abbildung 45 zeigt, dass nicht nur die Themen, sondern auch die Transition über Themen in Songtexten Aussagen über die “Geschichte” und den Sinn von Texten erlauben. Unter der Annahme, dass Themensegmente in Liedern bestimmte andere Themensegmente nach sich ziehen, werden Vorhersagemodelle in Form von Wahrscheinlichkeitsverteilungen für Thementransitionen in über 60.000 Lieder trainiert und mit weiteren 20.000 Liedern erfolgreich auf Performance (Fit) getestet. Die Vorhersagemodelle in diesem Beispiel entstehen durch ein gemeinsames Auftreten von Themen in Songtexten unterschiedlicher Lieder. Während die Latent Dirichlet Allocation nach Blei explizit nicht auf eine Bildung von Vorhersagemodellen ausgelegt ist [Blei, 2012], lassen sich nichtsdestotrotz semantische Zusammenhänge zwischen Themen aufgrund eines gemeinsamen Auftretens in Medien ableiten.

Die Verteilung θ weist jedem Dokument eine Verteilung beteiligter Themen zu. Diese Zuweisungen summieren sich je Dokument über alle Themen zu 100 %. Besitzt somit ein Dokument eine sehr hohe Zuordnung zu einem einzelnen Thema, beispielsweise über 70 %, sind die übrigen 30 % auf die übrigen Themen verteilt. Dieses Ergebnis tritt auf, wenn die Vokabeln dieses Dokuments nur in diesem einen Hauptthema mit sehr hoher Wahrscheinlichkeit vorhanden sind. Hieraus lässt sich auf eine hohe Euklidische Distanz zu den übrigen unwahrscheinlichen Themen bezüglich der Begriffe im Dokument schließen.

Mit dieser Konsequenz sind Themen semantisch verbunden, wenn sie sich möglichst gleichverteilt auf einem Dokument d befinden. Zwei Themen k_i, k_j mit ähnlich hohen Wahrscheinlichkeiten $p_{k_i}, p_{k_j} \in \theta(d)$ besitzen demnach sowohl eine geringere Euklidische

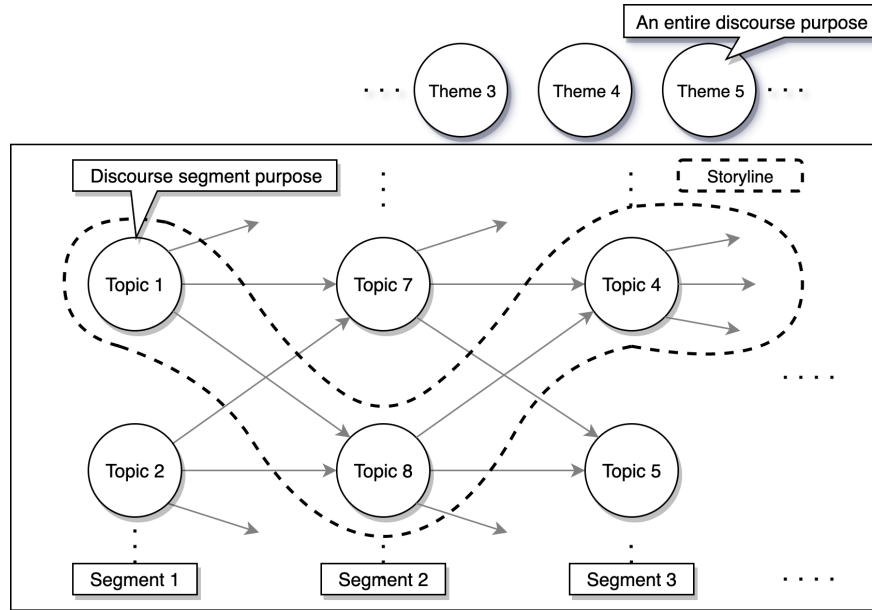


ABBILDUNG 45: THEMENTRANSITIONEN IN LIEDTEXTEN DURCH VORHERSAGEMODELLE GEMEINSAM AUFTRETENDER THEMEN [WATANABE ET AL., 2018]

Distanz bezüglich des Vokabulars des Dokuments, als auch eine naheliegende Verbindung durch ein gemeinsames Auftreten in einem Informationskontext. Um irrelevante Themen trotz geringer Abweichungen auszuschließen, ist zur Festlegung einer modellabhängigen Messgröße für assoziative Verbindung die Summe der Höhe der Wahrscheinlichkeiten beider Themen einzubeziehen.

Definition 6.1. Die assoziative Verbindung zwischen zwei Themen k_i und k_j in Modellen des Topic Modeling ist in Abhängigkeit ihrer Wahrscheinlichkeiten wie folgt bestimmbar:

$$\Sigma_d(k_i, k_j) = (p_{k_i} + p_{k_j}) - (|p_{k_i} - p_{k_j}|) \text{ mit } p_{k_i}, p_{k_j} \in \theta(d) \quad (34)$$

Die Euklidische Distanz ist indirekt durch die Abweichung zugewiesener Themenwahrscheinlichkeiten approximiert. Die angegebene Messgröße nimmt einen linearen Anstieg zwischen der Relevanz beider Themen und der Ähnlichkeit ihrer Wahrscheinlichkeiten an. Für eine kommunikationswissenschaftliche Präzisierung sind entsprechende Evaluationen und Faktorisierungen dieser und der folgenden Messgröße 35 notwendig.

Das gleichverteilte Auftreten weniger Themen in Dokumenten im Verlauf einer Veranstaltung ist ein eher seltenes Ereignis. Bereits wenige gleichzeitige Vorkommen von Themen, beispielsweise durch Überschneidungen von Themen bei Themenübergängen, können auf Assoziation zwischen Themen der Vorlesung hinweisen. Eine lineare Abhängigkeit durch ein arithmetisches Mittel oder den Median von $\Sigma_d(k_i, k_j)$ ist somit über

den Verlauf der Vorlesung nicht ausreichend. Demnach ist eine angepasste Definition zur Skizzierung der assoziativen Verbindungsstärke zwischen Themen über den Verlauf von Vorlesungen notwendig.

Definition 6.2. Die Annäherung einer assoziativen Verbindung zwischen zwei Themen über alle Dokumente $|D|$ im Verlauf einer Vorlesung wird definiert als:

$$\Sigma_{lec}(k_i, k_j) = \sqrt{\sum_{d=1}^{|D|} \frac{\Sigma_d(k_i, k_j)}{|D|}} \quad (35)$$

Diese Messgröße ist empirisch für den jeweiligen Anwendungsfall zu skalieren. Zur Verdeutlichung des Ergebnisses skizziert Abbildung 46 die Verteilung der Themen und berechneten Relationen für das aktuelle Vorlesungsbeispiel. Am unteren Rand sind die 30 Folien der Vorlesung mit zugehörigem Inhalt dargestellt. Die fünf inferierten Themen sind bei einem ermittelten θ -Wert von über 30 % als gestrichelte und über 70 % als durchgehende Linien mit diesen Folien verbunden. Die vier höchsten Relationen (mit einem Σ_{lec} von über 27 %) sind mit ihrer jeweils berechneten Messgröße zwischen semantisch verbundenen Themen eingezeichnet. Die Grenze von 27 % wurde der Übersicht halber festgelegt. Wie auch bei der θ und β Verteilung des LDA-Modells sind alle Themen über einen Σ_{lec} -Wert miteinander verbunden. Bisher nicht betrachtet wurden Indizi-

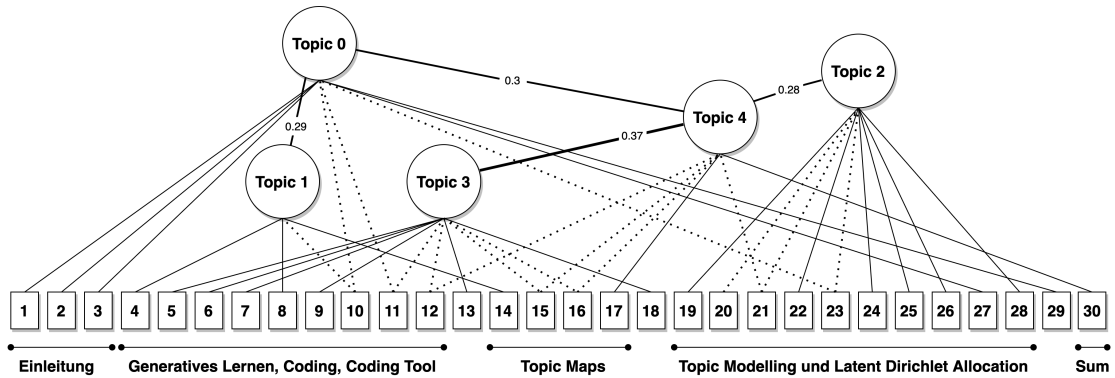


ABBILDUNG 46: ASSOZIATIONEN INFERIERTER THEMEN EINER BEISPIELVORLESUNG.

en zu hierarchischen Zusammenhängen zwischen Themen. Ein mögliches Indiz für eine hierarchische Unterordnung ergäbe sich beispielsweise, wenn ein Thema ausschließlich in einer Teilmenge von Dokumenten eines anderen Themas auftritt.

Die hier beschriebenen Methoden zur Bestimmung semantischer Abhängigkeiten zwischen Themen, abgeleitet aus dem Informationsmodell aus Abschnitt 4.1.1, wird in Abschnitt 6.5 in Form von Associations in das finale Modell der Topic Map integriert.

6.3.2 KONTEXTE RELEVANTER FACHTERMINI

Für die Verteilung relevanter Fachtermini zwischen zwei Themen beschreibt und implementiert [Roberts et al., 2015, S. 22] in einer Bibliothek für STM eine Visualisierung, welche Fachbegriffe zwischen zwei Themen entsprechend ihrer Zugehörigkeit auf einer horizontalen Achse verteilt.

Bei einer kleinen Anzahl von Themen erlaubt ein weiterer nicht-mathematischer Ansatz eine schnelle dokumentunabhängige Skizzierung semantischer Relationen zwischen Themen und Fachtermini. Die folgende Methode zur Darstellung von Abhängigkeiten durch die Verwendung von “Force-Directed Graphen” entstand durch eine im Rahmen dieser Arbeit durchgeführte Studentebefragung (Abschnitt 7.1). In ihr nutzen Studenten spatiale Nähe zur der Beschreibung semantischer Abhängigkeiten. Die Verwendung von “Force-Directed Graphen” synthetisiert ein Modell solcher Abhängigkeiten anhand der Werte einer β -Verteilung.

Force-Directed Graphs ermöglichen eine visuelle Positionierung und teilweise Klassifizierung von Datenpunkten im zwei- oder dreidimensionalen Raum. Ihre Haupteigenschaft ist eine Positionierung von Knoten anhand auf die jeweiligen Knoten wirkender “physikalischer” Anziehungs- und Abstoßungskräfte. Während die Knoten sich untereinander abstoßen, wirken gewichtete Verbindungen zwischen zwei Knoten ähnlich einer Anziehung durch eine Feder. Die Anordnung der Datenpunkte geschieht durch einen Ausgleich aller Kräfte im mechanischen Gleichgewicht. Errechnet man abhängig von diesen Kräften eine Positionierung aller Knoten im Raum, so ist das Resultat eine spatiale Verteilung von Datenpunkten entsprechend ihrer gewichteten Relationen. Eine solche Verteilung erzeugt bei 500 Knoten eine gute Visualisierung und löst eigenständig Anforderungen der Graphentheorie, wie die Reduzierung überschneidender Kanten. Ein beschränkender Faktor zeigt sich durch die Wechselwirkungen aufgrund der Ebenenbeschränkung. Ein auf die Anzahl der Ebenen beschränktes mechanisches Gleichgewicht begünstigt als Lösung oft nur schwache lokale Minima. Nichtsdestotrotz liefern diese in [Nicolay et al., 2017] veröffentlichten Ansätze für geringe Themenanzahlen einen guten Überblick zu semantischen Zusammenhängen zwischen Themen und Fachbegriffen.

Es folgt eine kurze Darstellung des besten Ansatzes. In diesem wurde das Ergebnis der β -Verteilung einer LDA-Inferenz mit einem ForceAtlas2 Kräftemodell kombiniert. ForceAtlas2 ist einer von mehreren in [Jacomy et al., 2014] beschriebenen Force-Directed-Graph-Algorithmen. Die in Beispielabbildung 47 verwendeten fünf Themen und β -Verteilungen stammen aus dem Beispiel in Abschnitt 6.2.1. Zu sehen sind die Knoten (Edges) $E = \{(k, w) | \forall k \in K, \forall w \in V\}$ und Kantenverbindungen zwischen allen Themen und Wörtern (Vertexes) $V = \{k \cup w | k \in K, w \in V\}$. Sowohl Themen als auch Wörter besitzen untereinander vorab keine Kantenverbindungen. Ihre semantische Nähe wird anhand der physikalischen Wechselwirkungen aller übrigen Kanten ermittelt. Die Verbindungen (Vertexes) zwischen Themen und Wörtern sind gewichtet. Das Gewicht

entspricht der definierten Zugehörigkeit eines Wortes w zum jeweiligen Thema k , definiert in $\beta(k)$.

Während alle Knoten, ähnlich einem physikalischen Modell gleichartiger Ladungen dazu neigen, sich bei zunehmender Annäherung intensiver abzustößen, besitzen die Kanten ähnlich Federkräften entsprechend ihrer Gewichtung eine Anziehungskraft zwischen verbundenen Objekten. Die Position eines Knoten wird demnach in Wechselwirkung zu seinen Kanten und umliegenden Knoten berechnet. Das System verschiebt entsprechend der wirkenden Kräfte alle Knoten, bis nach einiger Zeit ein relativ stabiler Zustand erreicht wird. In diesem Zustand gleichen sich die Kräfte, die auf jeden Knoten wirken durch die Anordnung aller Knoten zueinander aus.

Abbildung 47 zeigt diesen Zustand. Zu sehen sind die fünf in Abschnitt 6.2.1 inferierten Themen. Die Themen und Wörter des Vokabulars V sind frei beweglich auf der Ebene angeordnet. Von jedem Wort aus geht jeweils eine Kante zu jedem der fünf Themen. Von diesen Kanten gehen die Zugkräfte entsprechend ihres jeweiligen Kantengewichts ($\beta(k)$) aus. Die Kräfte wirken auf das verbundene Wort und das jeweilig verbundene Thema. Der Grad der Abstoßung der Knoten untereinander korreliert mit dem Grad (Anzahl von Verbindungen) des jeweiligen Knotens. Die Knoten, welche die Themen repräsentieren, liegen somit weit auseinander und werden durch ihre Wörter angezogen und angeordnet. Gut zu erkennen ist, dass die Wörter im Zentrum der jeweiligen Themencluster den Begriffen der in Tabelle 2 gezeigten Wörter mit der höchsten Wahrscheinlichkeit entsprechen. Weiterhin ordnen sich die Begriffe um die jeweiligen Themen mit höchster Anziehungskraft. Einige der Themen teilen ähnlich starke Kanten mit mehreren Themen. Diese liegen weiter außen bzw. zwischen mehreren Themen. Bezüglich der Interpretierbarkeit des Ergebnisses zeigen sich hier erste Schwächen durch Beschränkungen des zweidimensionalen Raums. Thema 2 ist als zentrales Thema der Vorlesung in die Mitte gezogen worden. Dies ist als lokales Optimum, beschränkt durch die Ebenen, kein deterministisches Ergebnis. Themen mit starken Bindungen gemeinsamer Fachbegriffe zu mehreren anderen Themen nehmen diese Position im Prozess der Stabilisierung häufiger ein. Wie eingangs erwähnt, finden Force-Directed Graphen sehr früh eine lokal-optimale Lösung. Eine weitere Schwierigkeit sind Begriffe, die sich starke Kanten mit zwei gegenüberliegenden Themen teilen. Diese Begriffe werden fälschlicherweise ins zentrale Thema gezogen. Die Beobachtung des Ausschlingens zur Bildung eines stabilen Graphs zeigt diese Überschneidungen sehr gut.

Ein nächster Schritt ist eine Filterung von angezeigten Begriffen nach Relevanz. Hierbei könnte die Summe der Gewichte ausgehender Verbindungen von Begriffen ein passender Indikator sein. Vorteil wäre eine verbesserte menschliche Lesbarkeit durch eine Reduzierung irrelevanter Begriffe.

Dieser Ansatz zur Modellbildung unterliegt einigen Einschränkungen. Bereits ab der Verwendung von vier Themen beeinflussen in zweidimensionalen Visualisierungen

Wechselwirkungen zwischen Themen die Eindeutigkeit des Ergebnisses. Trotz dieser Einschränkungen wurden anschließend begleitend zu dieser Arbeit die Möglichkeiten weiterer Visualisierungen [Grösch, 2017][Schreiber, 2017] und Informationsgewinnungen untersucht. Hierbei wurden anhand von Kantenkräften und aus ihnen resultierenden Raumbeziehungen semantische Begriffsräume (Kontexte bzw. Community-Cluster) ermittelt [Schreiber, 2017, S. 46] und weitere Verfahren für die Visualisierung von LDA-Ergebnissen getestet (Abbildung 48). Es existieren durchaus Verfahren, welche diese

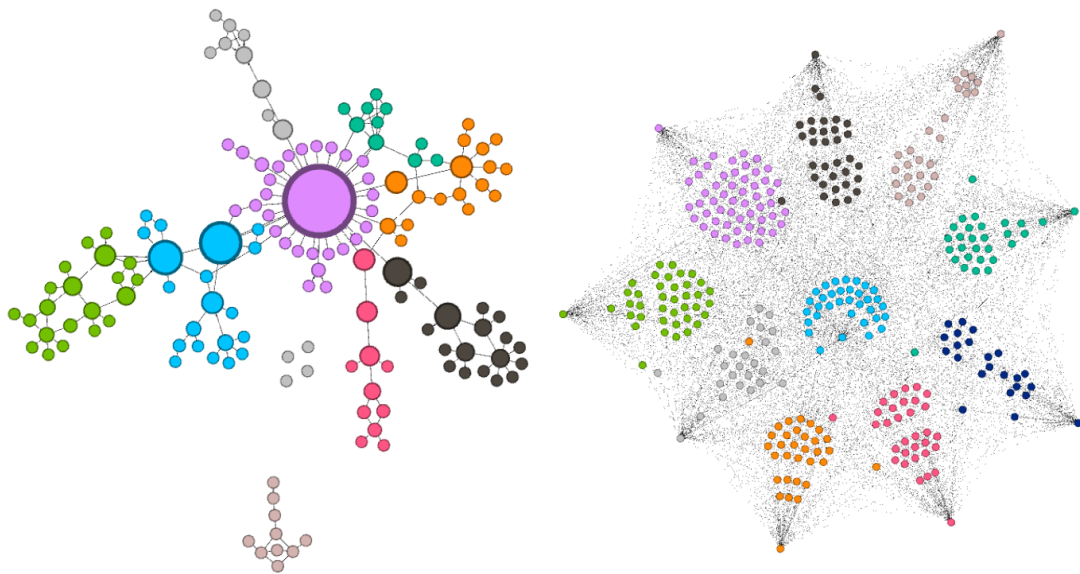


ABBILDUNG 48: LINKS: DIE VISUALISIERUNG EINES REDUZIERTEN NETZES AUS MANUELL IDENTIFIZIERTEN SCHLÜSSELWÖRTERN UND RELATIONEN. RECHTS: DIE VISUALISIERUNG VON LDA-WERTEN IN EINER ÄLTEREN FORCEATLAS1 VARIANTE

Herausforderungen der Darstellung semantischer Strukturen auf qualitativ bessere Weise bewältigen. Obwohl dieses Vorgehen bei der Veröffentlichung [Nicolay et al., 2017] mit Interesse diskutiert wurde, sind die Resultate im Bereich Force-Directed-Graphen in dieser Arbeit als Ausblick zu bewerten. Graphentheorie und die Visualisierung von Daten sind nicht Schwerpunkt dieser Arbeit. Abschnitt 7.1 beschreibt ein durch Evaluation ermitteltes studentisches Verfahren zur Aufbereitung gelernter Informationen. Die hier vorgestellte Methode wurde in Hinblick auf dieses studentische Verfahren entwickelt um semantische Strukturen anhand unannotierter Vorlesungsinhalte zu synthetisieren. Es spiegelt somit das im Bereich der Lehre etablierten Verfahrens des (Mind-)Mappings [Fiorella and Mayer, 2014, S. 30] von Informationen wieder. Die Bewertung der Qualität dieser Ergebnisse bleibt vorerst offen.

6.3.3 KONTEXTE ZWISCHEN LEHRMEDIEN

Weiterführend zur semantischen Kohärenz inferierter Themen eröffnet sich die Frage, in welcher Relation die Dokumente (Vorlesungsfolien) aufgrund gemeinsamer Themen stehen. Da für eine gleichmäßige Verteilung von Themen in mehreren Dokumenten nicht dieselben Einschränkungen bezüglich Trennschärfe gelten wie für die Verteilung von Wörtern in Themen, lässt sich die semantische Relation zweier Dokumente über die Euklidische Distanz ihrer Themenvektoren bestimmen.

Definition 6.3. Die Berechnung semantischer Relationen zweier Textkörper d_i und d_j ist über die Euklidische Distanz ihrer Themenvektoren $\theta(d_i)$ und $\theta(d_j)$ über alle Themen k bestimmbar.

$$Dist(d_i, d_j) = \sqrt{\sum_{l=1}^{|K|} (p_{k_l, d_i} - p_{k_l, d_j})^2} \text{ mit } p_{k_l, d_i} \in \theta(d_i), p_{k_l, d_j} \in \theta(d_j) \quad (36)$$

Offen bleibt die Frage, wie die Zusammenhänge von Lehrinhalten über den Verlauf einer Lehrveranstaltung in menschlich lesbarer Form visualisiert werden können. Hierzu werden im Folgenden alle Medien anhand der ihnen durch θ zugewiesenen Themen in Verbindung gesetzt. Abbildung 49 zeigt diese Sicht auf die Beispielvorlesung. In ihr werden ermittelte Relationen zwischen Medien auf Basis gemeinsam geteilter Themen dargestellt. Anwendungsfälle hierfür ergeben sich im Bereich der Identifikation gemeinsamer Lehrmedien innerhalb eines Themenverbundes. Zusätzlich ermöglicht die Visualisierung dieser Daten im Chord-Diagramm einen Einblick in die Verteilung von Themenbereichen und deren Zusammenhänge im Verlauf von Vorlesungen.

Im Beispiel-Diagramm 49 sind die einzelnen Folien der Lehrveranstaltung kreisförmig entsprechend einer Uhr angeordnet. Eine Verbindung zwischen zwei Folien existiert, wenn sich beide Folien jeweils ein Thema teilen. Betrachtet werden nur Themen, die der entsprechenden Folie mit mindestens dem angegebenen Prozentsatz zugeordnet sind. Das obere Schaubild beachtet Themen, die einer Folie mit einer Intensität von mindestens 20 Prozent zugeordnet sind. Bereits bei 20 % zeichnet sich ein stark verknüpftes Gebiet von Folie 4 bis 17 ab. Ein weiteres stark verknüpftes Gebiet ist ab Folie 19 über Folie 30 bis zu Folie 3 zu erkennen. Bereits bei dieser Grenze ist eine starke Verknüpfung zwischen Medien innerhalb ihrer näheren Umgebung und einem eher freien Bereich in der Mitte erkennbar. Wird die Grenze einbezogener Themen auf 70 Prozent erhöht, verdeutlichen sich beschriebene Zusammenhänge weiter. Das Diagramm zeigt deutliche Gruppierungen von Verbindungen zwischen nahen Folien und einen freien Mittelraum. Einige Folien sind bereits als dünner Strich dargestellt und ohne Verbindung. Diesen Folien weist θ kein Thema mit einer Wahrscheinlichkeit von über 70 Prozent zu. Unter der Voraussetzung, dass die in Abschnitt 6.2.1 verwendete Beispielvorlesung einem zusammenhängenden Pfad bei der Vorstellung von Themen folgt, belegt dieses Schaubild die geclusterten

thematischen Verknüpfungen in einer Sequenz von Lehrinhalten. Zum Vergleich zeigt Abschnitt 7.3.1 Inferenzergebnisse dieser Beispielvorlesung bei einer zufällig umsortierten Reihenfolge der Folien.

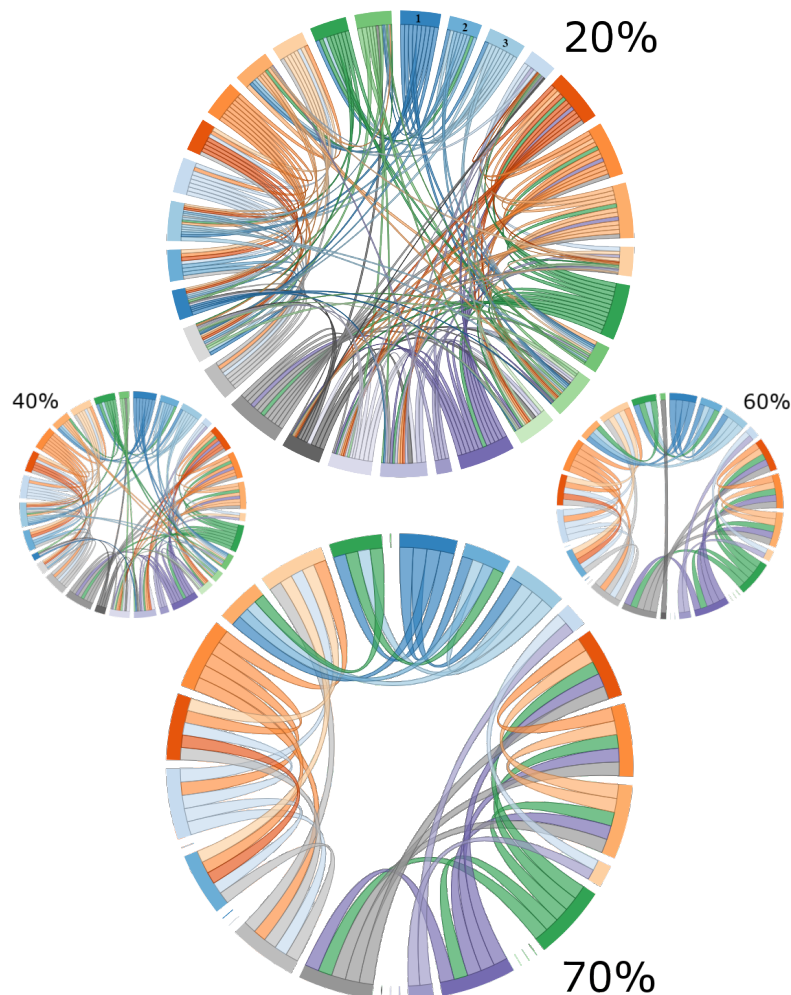


ABBILDUNG 49: BEISPIEL VON THEMENZUSAMMENHÄNGEN ÜBER EINEN VORLESUNGSVERLAUF. DIE VORLESUNGSFOLIEN SIND IM CHORD-DIAGRAMM UHRZEIGERSINN BEGINNEN BEI NULL UHR ANGEORDNET. EINE VERBINDUNG ZWISCHEN FOLIEN ENTSTEHT WENN BEIDE FOLIEN EIN GEMEINSAMES THEMA MIT EINER INTENSITÄT ÜBER DER ANGEGEBENEN WAHRSCHEINLICHKEITSGRENZE TEILEN

6.4 META-INFORMATIONEN IM TOPIC MODELING

Für eine Inferenz von Themen aus Lehrmedien stehen mehr Informationen als der reine Textinhalt von Dokumenten zur Verfügung. Standard Topic Modeling Verfahren wie beispielsweise LDA inferieren ihre Themen selbstständig und unüberwacht. Themen werden vom System direkt aus der unterliegenden Themenstruktur ermittelt und decken sich unter Umständen nicht mit erwarteten Themenbereichen. In der Forschung existieren ei-

nige Ansätze zur überwachten Inferenz. Hierzu gehören [Blei and McAuliffe, 2007] mit sLDA, bei dem gelabelte Dokumente mit Vorhersage-Variablen kombiniert werden, um beispielsweise Meinungen in Dokumenten zu erfassen [Ramage et al., 2009] oder Labeled, LDA bei denen das Sampling eines Themas aus θ (im generativen Prozess) direkt durch von Nutzern vergebenen Hashtags in jeweiligen Dokumenten beeinflusst wird. Das Einbeziehen zusätzlicher Informationen erlaubt eine bessere Inferenz der semantischen Struktur und einer Schärfung erkannter Themen. Somit erlaubt a-priori Wissen über die Struktur von Vorlesungen Rückschlüsse auf eine geeignete Anzahl zu inferierender Themen und die Wichtung relevanter Aussagen eine semantische Kalibrierung inferierter Themen.

Lehrinhalte sind oft in einen umfangreichen Kontext (Externe Faktoren) eingebettet. Zu diesem gehören:

- Die Institution, Fachrichtung, Lehrplan und der Lehrende
- Die Zielgruppe, Vorbildung und Qualifikationsziel
- Zeitlicher Verlauf von Lehrveranstaltungen, Lehr- und Lernphasen
- Annotationen und Interaktionen mit Lehrstoff durch Studenten

Gute Quellen für Kontextinformationen sind (vgl. Kapitel 2) sowohl Systeme zur Organisation der Lehre (LMS, CMS oder gar Autorensysteme), als auch Systeme zur Beobachtung des Lernenden (Learning Analytics, Class-Room Response). Heutzutage werden im Rahmen des Learning Analytic hauptsächlich einfache Metadaten erfasst. Während einfache Metadaten in Vorlesungen, beispielsweise die Anzeigedauer von Präsentationsfolien marginalisiert über den jeweiligen Umfang ihrer Inhalte als Indikator für die Relevanz dienen könnte, erlauben semantische Annotationen an Dokumenten durch Dozenten oder Studenten Einblicke in komplexere Verknüpfungs- und Organisationsprozesse.

Zur besseren Darstellung der Methoden werden mögliche Quellen für Zusatzinformationen in interne und externe Faktoren unterteilt.

Interne Faktoren fassen die im zu analysierenden Objekt beherbergten Informationen, wie hervorhebende Überschriften, Indizes, Textfarben und -größen zusammen. Interne Faktoren wie die Integration von Layoutinformationen zur Steuerung einer LDA-Inferenz werden im folgenden Abschnitt vorgestellt.

Die Integration externer (Kontext-)Informationen, wie Lehrpläne und Zeitverläufe wird im Anschluss vorgestellt. Die Einbeziehung von Kovariablen über Dokumente, beispielsweise Informationen über den Autor, die Herkunft oder Annotationen durch Studierende, wird im Zusammenhang mit Structural Topic Modells (Abschnitt 6.6.2) diskutiert.

6.4.1 LAYOUTBASIERTES WICHTEN VON INFORMATIONEN

Im Rahmen von Lehre und Vorlesungen codieren eingesetzte Medien mehr semantische Informationen über ihren Inhalt als reiner Text allein. Obwohl bezüglich der Deutung von Layout-Informationen aktuell kaum einheitliche Standards existieren und Forscher wie [Alley and Neeley, 2005] bereits 2005 auf eine Überladung von Dokumenten mit Layout-Informationen hinweisen, sind Anordnung und Größe von Texten auf Vorlesungsfolien offensichtliche Einflussfaktoren für die Wahrnehmung und somit die durch den Dozenten intendierte Aussagekraft.

Der genaue Prozess zur Extraktion von Layoutinformationen aus Vorlesungsmedien wird im Folgenden vernachlässigt. Es existieren zahlreiche Lösungen zur Identifikation von Präsentationsbausteinen [Eichner, 2017, Radloff, 2014, Hayama et al., 2008]. Bibliotheken wie PDF.js [Gal, 2011] (verwendet im Prototyp Scarlett dieser Arbeit) ermöglichen das direkte Auslesen von Größe, Position und Farbe für jedes geschriebene Symbol eines Dokuments. Die Verwendung layoutbasierter Meta-Informationen bei der LDA-Inferenz wurde im Rahmen dieser Arbeit zusammen mit Mario Grabinsky untersucht und ist in [Grabinsky, 2016] im Detail beschrieben.

Integration von Strukturinformationen Zur Verwendung vorab extrahierter Meta-Informationen bei der LDA-Inferenz nennt Grabinsky in [Grabinsky, 2016, S. 14 f.] unter anderem Gliederungen als Indiz zur Identifikation und Zuordnung von Dokumenten zu k Themen. Eine Gliederung kann im Anschluss für die Inferenz von θ , eben bei der Zuordnung von Themen zu Dokumenten, hilfreich sein. Beim sogenannten Labeling [Grabinsky, 2016, S. 18] werden Vorabinformationen über Themen auf Dokumenten anhand des Dirichlet-Parametervektors α in die LDA-Inferenz einbezogen. Während ursprünglich ein binärer Parametervektor in [Ramage et al., 2009, S. 249] verwendet wurde um die Themen über den Dirichlet-Parameter α an- und abzuschalten, wurde im Rahmen von [Grabinsky, 2016] eine weichere Gewichtung über die Relevanz von Themen eines Dokuments $\Lambda^{(d)} = (l_1, \dots, l_K)$ mit $l_k \in \{0, 1\}$ eingeführt. Die gewichtete Anpassung von α_k wird verwendet, um die Wahrscheinlichkeit für Thema k im Sampling-Prozess lediglich zu erhöhen. Dies ist im Einsatz von Vorlesungen sinnvoll, da vergleichsweise wenige Themen für die Vorlesungsfolien bekannt und daher im Sinne des LDA nicht absolut an- oder abwesend sind.

Neben der strukturweisenden Gliederung sind zentrale Positionen, große Wörter bzw. Wörter an Titelpositionen Indikatoren für vordergründig positionierte Kernaussagen mit erhöhter Aussagekraft und Relevanz innerhalb eines Dokuments. Bei der Integration von Relevanzinformationen in LDA besteht folgende Herausforderung. Während LDA eine Inferenz auf Basis der absoluten Häufigkeit des Vorkommens von Wörtern in Dokumenten durchführt, sind markante Aussagen wie beispielsweise Überschriften in Dokumenten oft nur selten vertreten während beispielsweise Füllwörter (Stoppwörter), sofern nicht

vorher herausgefiltert, eine hohe Häufigkeit und damit in Bezug auf die Inferenz hohe Relevanz besitzen.

Für das Einbeziehen von Layout-Informationen ist es möglich, eine dynamische Gewichtung von Wörtern je Dokument vorzunehmen. Hierbei wird jedem Wort in jedem Dokument individuell ein Gewicht zugeordnet. Während [Wilson and Chew, 2010] für dieses Verfahren die relative Worthäufigkeit (p_x) im Dokument zur Berechnung eines Informationsgehalts nach Shannon [Shannon, 2001] $I(x) = -\log_2(p_x)$ verwendet haben, wird dieses Maß für Vorlesungen um eine Wichtung basierend auf Layout-Informationen erweitert. Im anschließenden Collapsed Gibbs-Sampling werden anstelle der gezählten Vorkommen von Wörtern (siehe Abschnitt 3.3.5, Formel 21) die assoziierten Gewichte der jeweiligen Wörter summiert. Die Verfahren des Labelings sind mit dem Verfahren der Gewichtung von Wörtern kombinierbar.

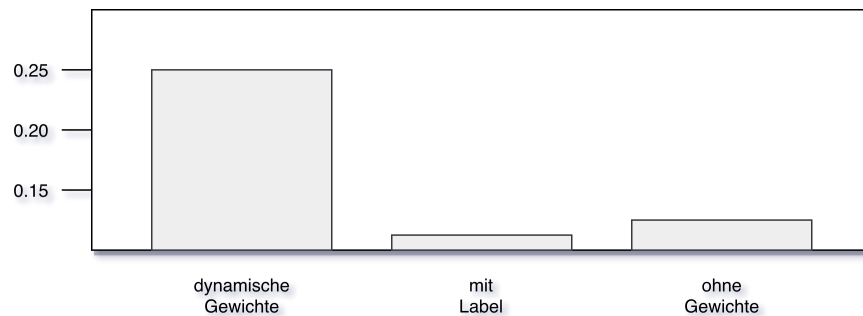


ABBILDUNG 50: INTER-CLUSTER-DISTANZEN INFERIERTER THEMEN BEI GEWICHTUNG RELEVANTER WÖRTER BZW. BEVORZUGUNG GELABELTER THEMEN JE DOKUMENT [GRABINSKY, 2016, S. 26]

Die semantische Schärfung von Themen In einer anschließenden Evaluation beider Verfahren wurden die Trennschärfe der Themen untereinander mit Hilfe der Euklidischen Distanz (Formel 32 in Abschnitt 6.3) ermittelt und verglichen. Die Ergebnisse zeigten ein eher unerwartetes Bild. Ein über mehrere Folien homogenes Labeling von Dokumenten mit den entsprechenden Themen aus einer Gliederung bzw. eines Inhaltsverzeichnisses bewirkt kaum eine Verbesserung der Inferenz. Teilweise reduzierte sich die Trennschärfe zwischen den Themen, wie in Abbildung 50 dargestellt, sogar. Diese Beobachtung lässt sich erklären: Werden Themen uniform durch Labels über einen längeren Block von Dokumenten bevorzugt, werden sogenannte Ausreißer (vereinzelte Begriffe anderer Themen zugeordneter Wörter) in Richtung des bevorzugten Themas gezogen.

Der Einfluss einer dynamischen Gewichtung von Wörtern erhöht die Trennschärfe deutlich. Durch die Gewichtung weniger Wörter entstehen starke Ausreißer. Diese Wörter nehmen in ihren jeweiligen Themen eine dominierende Rolle ein. Wird als Qualitätsmerkmal die Trennschärfe von Themen betrachtet, verbessert die Gewichtung von Wörtern

anhand ihrer induzierten Relevanz in jeweiligen Dokumenten die Ergebnisse der LDA-Inferenz von den getesteten Methoden am besten. Zu klären bleibt, welche Layout-Parameter auf Wörtern verlässlich mit jeweiliger Relevanz korrelieren. Ein offensichtliches Maß ist die Schriftgröße. Weitere Werte wurden in Bezug auf ihre Aussagekraft in [Hayama et al., 2008] untersucht.

6.4.2 DIE ZEITLICHE EVOLUTION VON THEMENSTRUKTUREN

Die Analyse von semantischen Informationen in Lehrmedien ist keine Momentaufnahme. Während des Lehrens und Lernens werden dem Informationsverarbeitungsprozess sukzessiv neue Lehrinhalte (beispielsweise durch Vorlesungen) hinzugefügt. Die in ihnen vorhandenen Informationen fügen sich in das bestehende Wissen ein. Dieses Einfügen geschieht beim Menschen durch die Verknüpfung neuer Informationen mit bestehenden Wissenstrukturen. Dieser Prozess geschieht entsprechend der in Abschnitt 4.2 Abbildung 28 erläuterten Theorie des Generativen Lernens [Wittrock, 2010].

Bezogen auf die in diesem Kapitel durchgeführte Inferenz wird dieses Verhalten durch eine Anpassung der Themeninhalte und Themenverbindungen beim Eintreffen neuer Medien ermöglicht. Um Veränderungen im Aufbau von Themenstrukturen zu beobachten, wurden Topic Modelle mit Zeitbezug untersucht. Hierzu gehörten

- Non-Linear Matrix Factorization (NMF) [Greene and Cross, 2017],
- Topics over Time (TOT) [Wang and McCallum, 2006],
- Infinite Dynamic Topic Model (iDTM) [Ahmed and Xing, 2012],
- Dynamic Topic Models (DTM) [Blei and Lafferty, 2006],
- Continuous Time Dynamic Topic Models (CTDTM) [Elshamy, 2013].

Einige andere Ansätze, wie [Ahmed and Xing, 2012] mit dem Infinite Dynamic Topic Model beschreiben Möglichkeiten die Dokumente entsprechend ihres Erscheinens in diskrete Zeitscheiben einzuteilen. Diese Ansätze gehen davon aus, dass über die Zeit Änderungen in der Popularität, statistischen Zusammensetzung und Anzahl von Themen auftreten können. Sie sind gut geeignet um Trends und Änderungen von Meinungsbildern und Themen über längere Zeiträume zu erfassen. Im Anwendungsgebiet der Präsenz-Lehre gibt es im Vergleich zu anderen Domänen einen eher überschaubaren Umfang zu analysierender Dokumente und einen klar abgegrenzten Zeitrahmen. Änderungen von Themen über die Zeit sind eher durch eine Erweiterung der Komplexität und weniger durch Widersprüche und neue Erkenntnisse begründet.

Während DTM bei der Inferenz der Evolution von Themen von diskreten Zeitscheiben ausgeht, nutzt CTDTM einen kontinuierlichen Zeitverlauf. Der Anwendungsfall der Lehre liefert eine inhärente Unterteilung in Lehreinheiten und eignet sich somit gut

für die Unterteilung in diskrete Zeitscheiben. DTM und CTDTM sind aufgrund ihrer Kompatibilität zu LDA im Rahmen einer diese Arbeit begleitenden Bachelorarbeit [Decker, 2018] untersucht worden. Zu Testzwecken wurde das schnellere Verfahren DTM in den Scarlett-Prototyp integriert.

Zusammengefasst führt das Dynamic Topic Modeling eine LDA-Inferenz in jedem Zeitschritt durch. Hierbei ändern sich die Wort-Themen-Verteilung β und der der Themen-Dokument-Verteilungen θ zugrundeliegende Dirichlet-Prior von Zeitscheibe $t - 1$ zu t durch Anwendung eines logistischen Gaußschen Randomwalks. Die zeitliche Veränderung der Themen-Wort-Verteilung und Themen-Dokument-Verteilung lassen sich durch:

$$\beta_{t,k} | \beta_{t-1,k} \sim N(\beta_{t-1,k}, \sigma^2 I) \quad (37)$$

$$\alpha_t | \alpha_{t-1} \sim N(\alpha_{t-1}, \delta^2 I) \quad (38)$$

beschreiben [Blei and Lafferty, 2006, S. 114] und sind in Bezug auf die Themenverteilungen und Themenänderungen in Vorlesungen über die Zeit in Abbildung 51 dargestellt. Abbildung 51 zeigt eine Inferenz von Themen in verschiedenen Vorlesungen. Die Zeit-

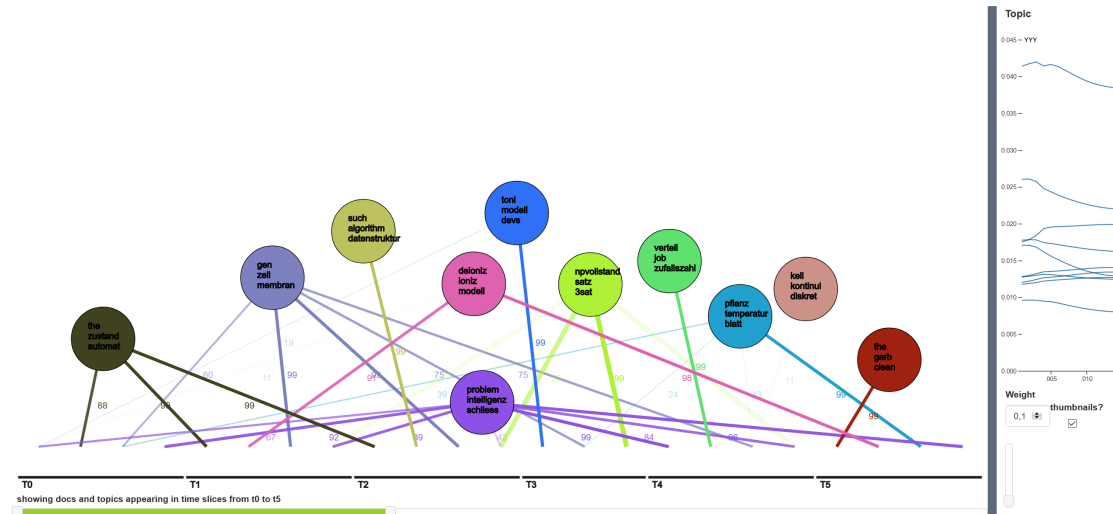


ABBILDUNG 51: VISUALISIERUNG DES DTM-ERGEBNISSES. THEMENVERTEILUNG ÜBER 6 VORLESUNGEN (T0-T5). RECHTS DARGESTELLT DIE ANPASSUNG DER β -VERTEILUNG DES “NPVOLLSTAND”-THEMAS IM VERLAUF DER VORLESUNGEN

scheiben sind von T0 bis T5 im unteren Bereich zu erkennen. Am rechten Rand sind die Wahrscheinlichkeitskurven der zehn wichtigsten Begriffe des Themas “npvollstand” im Verlauf der 6 Zeitscheiben zu erkennen. Abweichend zu den Visualisierungen der Verbindung zwischen Themen zu Dokumenten (Occurrences) θ bei der einfachen LDA-Inferenz zeigen die hier dargestellten Verbindungen die jeweilige Zugehörigkeit eines Themas zu den Dokumenten der jeweiligen Zeitscheibe. Die Inferenz liefert bei korrekter Wahl der Parameter gute Ergebnisse. Die exakte Beschreibung der Quelldaten, Para-

meter, Durchführung und Ergebnisse des Experiments sind in [Decker, 2018, S. 16] im Detail erläutert.

Während die Ergebnisse der Inferenz vielversprechend sind, liegt ein Schwachpunkt von DTM und CTDTM für den Anwendungsfall der Lehre in der festen Anzahl von Themen über alle Zeitscheiben. Die zeitliche Evolution von Themen und Themenrelationen wurde hier lediglich als Ausblick vorgestellt. DTM und CTDTM beschreiben die Grundlagen für viele weiterführende Methoden zur zeitlichen Evolution von Topic Models. Auf ihnen basierende neuere Ansätze wie Infinite Dynamic Topic Model (iDTM) [Ahmed and Xing, 2012] bieten dynamische Themenräume und sollten in vertiefenden Arbeiten zu dieser Fragestellung näher betrachtet werden.

6.5 DIE VERBINDUNG VON DER SEMANTISCHER INFERENZ UND KOGNITIVEN MODELLEN

Die direkte Abbildung eines Inferenzergebnisses von Lehrinhalten oder Lehrannotationen auf die zugrundeliegende Intention eines Lehrenden oder Lernenden ist nur schwer belegbar. Aus diesem Grund werden die in Abschnitt 4.2.1 und Abschnitt 4.2.2 formalisierten Prozesse hinzugezogen. Diese Prozesse skizzieren, wie aus einem Konzept eines Lehrenden eine Vorlesung erstellt und aus dieser Vorlesung wiederum aktiv Wissen durch den Lernenden abgeleitet wird. Eine Inferenz auf den in diesen Prozessen beteiligten Lehrmedien und studentischen Annotationen wird im Folgenden verwendet, um belastbare Aussagen über Ausgangspunkt und Ende (Lernender und Lehrender) dieser Prozesskette zu treffen.

Abschnitt 4.1.2 beschreibt eine Erweiterung von Topic Maps um Themen als zusammengesetzte Mengen aus Daten und Fakten und gewichteten Verbindungen zwischen Themen und verbundenen Medien. Topic Maps sind geeignet zur Abbildung mentaler Modelle und Wissensstrukturen in der Lehre [Lucke and Martens, 2010]. Durch die in dieser Arbeit eingeführte Erweiterung von Topic Maps und die Abbildung der Inferenzergebnisse dieses Kapitels wird im Folgenden eine mögliche Abbildung eines der Vorlesung zugrunde liegenden Expertenmodells vorgestellt.

Abbildung 26 in Abschnitt 4.2.1 formalisiert den Prozess zur Generierung von Vorlesungen. Beeinflusst durch bestehende Vorlesungsinhalte und das eigene mentale Modell über die Inhalte der Veranstaltung wählt ein Dozent ein geeignetes Thema, analysiert und strukturiert vorhandenes Wissen und verfügbare Medien, führt eine didaktische Reduktion der Inhalte durch, erstellt entsprechende Lehrmedien und fügt sie der Sequenz von Folien hinzu.

Während die beobachtbare Variable der Einsatz von Lehrmedien ist, sind die nicht beobachtbaren Variablen dieses Prozesses ausgewählte Themen und mit ihnen verbundenes Wissen. Wissen ist nur übertragbar, wenn es hierfür in Informationen (beispielsweise auf Lehrmedien) transformiert wird. Wissen ist seiner Definition nach eine strukturierte

Sammlung von Informationen im Kontext eines Menschlichen Gehirns (vgl. 4.1.1).

Die stark abstrahierte strukturierte Darstellung von Informationen (Topics) und Kontexten (Associations) eines mentalen Modells eines Dozenten wird in Form von Topic Maps nachgebildet. Durch die Eigenschaften von Topic Maps kann ein direkter Bezug zu den jeweilig verbundenen beobachtbaren Informationen und Medien (Occurrences) gezeigt und somit der Prozess der Inferenz vom beobachtbarem Material hin zur semantischen Ebene skizziert werden.

Eine Inferenz auf dieser Sequenz von Vorlesungen mit Hilfe von Verfahren des Topic Modeling liefert eine Menge von Themen, definiert durch eine multinomiale Verteilung auf relevanten Fachbegriffen und eine Zuweisung statistischer Abhängigkeiten dieser Themen zu jeweiligen Medien dieser Vorlesung.

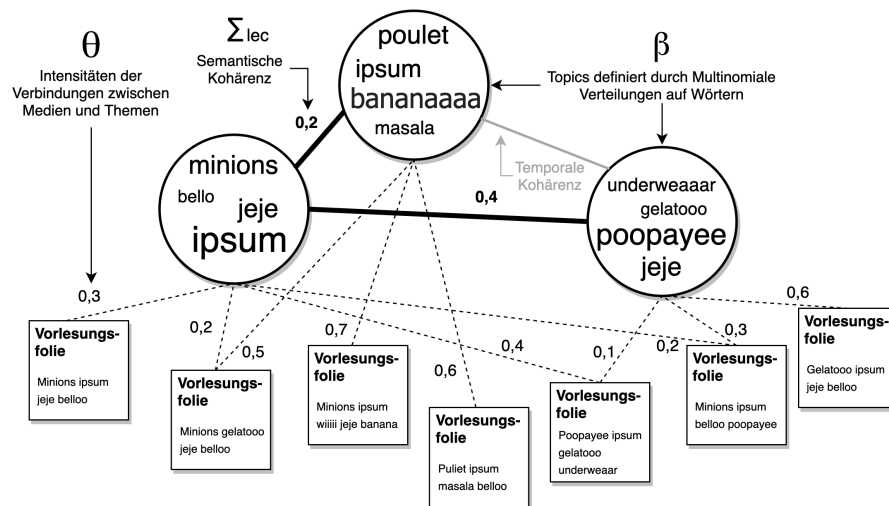


ABBILDUNG 52: LDA MODELL IN TOPIC MAP

Abbildung 52 zeigt ein Beispiel dieser Topic Map. Während die Vorlesungsfolien als Occurrences die Dokumente des Topic Modells stellen, bestehen die Themen als semantische Verteilung β (dargestellt als Wordcloud) aus Fakten beziehungsweise Fachtermini unterschiedlicher Relevanz. Während die Gewichte zwischen Themen und Dokumenten die Zuordnung θ widerspiegeln, sind die Associations zwischen den Themen über die semantische Kohärenz Σ_{lec} aus Abschnitt 6.3 definiert. Ein weiterer (weicher) Typ von Associations entsteht durch das gemeinsame Auftreten von Themen in gemeinsam auftretenden Lehrmedien. Sowohl die Medien innerhalb einer Vorlesung als auch die Folge der Vorlesungen besitzen eine zeitliche Ordnung. Themen, die nacheinander im Prozess der Lehre behandelt werden, sind nicht selten voneinander abhängig oder gar aufeinander aufbauend. Associations zwischen Themen, basierend auf diesen zeitlichen Informationen, erzeugen eine Ordnung zwischen den Themen, welche Abhängigkeiten gemäß eines Lehrplans wiedergeben. Nicht explizit im Modell beschrieben sind weitere Zusammenhänge bezüglich der Evolution von Themen und Relationen entsprechend der

in Abschnitt 6.4.2 beschriebenen Topic Modellen mit Zeitbezug.

Wird eine Vorlesung mit Hilfe der vorab beschriebenen Verfahren untersucht und in dieses Modell überführt, lassen sich thematische Schwerpunkte und Zusammenhänge verdeutlichen. Abschnitt 7.3 evaluiert, inwieweit dieses Modell mit dem mentalen Modell eines Dozenten bei der Erstellung einer Vorlesung korreliert. Die Übertragbarkeit der Parameter dieses Modells zur Identifikation lernbarer Skills im Zuge des Knowledge Tracing ist in [Nicolay and Martens, 2020, S. 1665] und Abschnitt 8.2 beschrieben.

Werden die Folien in ihrer Sequenz entsprechend der Nutzung in einer Vorlesung betrachtet und jeweils verknüpfte Themen entsprechend ihrer Gewichte hervorgehoben, wird deutlich, zu welchem Zeitpunkt welche Themen im Fokus stehen. Es werden Schwankungen zwischen den hervorgehobenen Themen im Verlauf der Vorlesung sowie Korrelationen zwischen assoziierten Themen sichtbar.

Wird der Umfang erhöht und werden beispielsweise Themen über alle Vorlesungen eines ganzen Semesters inferiert, ergibt sich ein umfangreiches Netz aus Themen und verknüpfter Medien. Anhand der Nutzung der Medien im Verlauf des Semesters lassen sich Routen beziehungsweise Lehrpfade durch das sequenzielle Auftreten von Themen über Veranstaltungsgrenzen hinweg ableiten. Die Beobachtung vorherrschender Themen im Verlauf der Zeit gibt Hinweise zu Synergien zwischen Themen sowie Phasen der Wiederholung und Elaborationen im Lehrverlauf.

Die Informationen dieses Modells basieren auf der Inferenz auf Lehrmedien. Sie beinhalten demnach lediglich Informationen auf Seite des Lehrenden. Abschnitt 5 beschrieb die Überführung von Beobachtung an Studenten in ein kompatibles Topic Map Modell. Auf diese Weise ist die im folgenden Kapitel 6.6 beschriebene Zusammenführung beider Modelle zur Beschreibung von Wechselwirkungen zwischen semantischen Strukturen in Lehrinhalten und aus ihnen abgeleiteten Informationsstrukturen im Rahmen von Lernprozessen möglich.

Sowohl die Ergebnisse der Beobachtungen der Informationsverarbeitung (vgl. 5.4.2) als auch der in diesem Kapitel beschriebene inferierte Lehrkontext wurde auf Topic Map-Modelle abgebildet. Die menschliche Interpretation von Topic Maps beinhaltet einige Herausforderungen. Zur Navigation in einer Topic Map ist Vorwissen zu den beschriebenen Themen notwendig. Die Auswertung zur Anpassung der Lehre durch Dozenten ist nicht trivial [Lucke and Martens, 2010, S. 95].

6.6 EINE VERKNÜPFUNG VON DOZENTEN- UND STUDENTENMODELL

Im vorherigen Abschnitt liegt der Fokus auf der Inferenz und Darstellung semantischer Zusammenhänge in Lehrmaterialien. Semantische Zusammenhänge mit studentischen Annotationen wurden nur wenig berücksichtigt. Die folgenden Abschnitte legen den Fokus auf die Verbindung von Studenten- und Dozenten-Modellen auf verschiedenen semantischen Ebenen. Abschnitt 6.6.1 betrachtet semantische Verbindungen von Themen

und Relationen beider Modelle nach Abschluss der Inferenz. Abschnitt 6.6.2 diskutiert darüber hinaus Verfahren zur Integration von Annotationen in den Prozess der Inferenz von Strukturinformationen von Lehrmaterialien.

Das Grundmodell der Topic Maps wurde in Hinblick auf die Organisation menschlicher Wissensverarbeitung entwickelt. Ausgangspunkt seiner Entwicklung war nicht die Unterstützung maschinenlesbarer Formalisierungen oder Inferenzmechanismen. Topic Maps eignen sich sehr gut zur Abbildung menschlicher Wissensräume [Pepper, 2002]. Die Evaluation in Abschnitt 7.1 unterstützt diese Aussage. Die Wahl von Topic Maps liefert demnach ein adäquates Grundmodell zur Abbildung der Ergebnisse dieser Arbeit. Topic Maps besitzen jedoch nur wenig native Metriken zur Messung von Ähnlichkeiten und Abständen.

Aus diesem Grund beschreiben die folgenden Abschnitten im Rahmen dieser Arbeit entwickelte Indikatoren zur Messung von Unterschieden zwischen dem Dozenten- und Studentenmodell. Ausgangspunkt sind die Einführung gewichteter Verbindungen zwischen Associations und Occurrences sowie Wahrscheinlichkeitsverteilungen zur Definition inferierter Themen.

6.6.1 ABSTANDSMASSE FÜR INFERIERTE UND ANNOTIERTE THEMEN

Ein intuitiv naheliegender Schritt für die Verbindung von Studenten- und Dozentenmodell ist ein Abgleich von inferierten und annotierten Themen. Wie in Abschnitt 5.4.2 und Abschnitt 6.5 dieses Kapitels beschrieben, entstehen annotierte Themen durch Markierungsprozesse im Rahmen des Codings und im Bereich der Analyse von Lehrmaterialien durch die Inferenzergebnisse des Topic Modelings.

Topic Maps zeichnen sich durch eine gute Merge-Fähigkeit aus. Mechanismen zur Identifikation gemeinsamer Themen trotz unterschiedlich verwendeter Themenbegriffe werden durch die Berechnung von Distanzenmaßen zwischen unterschiedlichen Netzen möglich. Der in [Maicher and Witschel, 2004] beschriebene “Subject Identity Measure”-Ansatz zeigt eine Methode zur Messung von Distanzen zwischen verschiedenen Themen und Occurrences zweier Netzwerke. Dieses eher auf syntaktischen Übereinstimmungen beruhende Verfahren beschreibt ein dem Levenshtein-Distanzmaß ähnliches Verfahren. Ein möglicher Anwendungsfall wäre der Einsatz zum Mergen mehrerer Studentenmodelle. Während die Vereinigung ähnlicher markierter Begriffe die gemeinsame Themenbasis bilden, lassen sich sowohl gewichtete Associations als auch Occurrences mit Hilfe des arithmetischen Mittels aggregieren.

Für die Identifikation semantische Äquivalenzen zwischen Studenten- und Dozentenmodell ist dieser Ansatz nicht zielführend. Während Themen studentischer Annotationen durch markierte Fachbegriffe definiert sind, werden die Themen der Lehrmaterialien durch multinomiale Wahrscheinlichkeitsvektoren relevanter Wörter repräsentiert. Für die Messung semantischer Distanzen zwischen beiden Modellen sind Metriken zur

Erfassung semantischer Ähnlichkeiten zwischen Schlagwörtern und Wahrscheinlichkeitsverteilungen notwendig.

Zur Messung von semantischen Verwandtschaften weisen die sogenannten WordNets [Budanitsky and Hirst, 2006] einer thematischen Ähnlichkeit von Begriffen einen numerischen Wert zu. Dies geschieht durch die Messung von Pfadlängen eines strukturierten lexikalisch-semantischen Netzwerks. Synonyme Begriffe werden in sogenannten Synsets zusammengefasst. Sie beschreiben und definieren Gruppen von Wörtern mit gleicher semantischer Bedeutung. WordNet arbeitet auf einer sehr umfangreichen Wortbasis. Sie umfasst über 200 Sprachen mit mehr als 155.000 Wörtern in über 175.000 Synsets. Synsets sind durch typisierte Relationen (beispielsweise: Überbegriff von oder Teil von ...) hierarchisch miteinander verbunden. Sie enthalten Informationen sowohl über synonyme als auch antonyme Begriffe und liefern Definitionen und Anwendungsbeispiele ihrer semantischen Lemmata.

Für die konkrete Fragestellung zur semantischen Korrelation relevanter Begriffe zugeordneter Themen, liefert das Verfahren Wu-Palmer [Wu and Palmer, 1994] einen prozentualen Ähnlichkeitswert WuP zu Abständen zwischen Synsets (s_1, s_2) anhand ihrer Tiefen in WordNet-Taxonomien und der Entfernungen zum letzten gemeinsamen Knotenpunkt (lcs) mit $W = [0, 1]$ abnehmend mit zunehmender Pfadlänge.

$$WuP(s_1, s_2) = 2 * \frac{depth(lcs(s_1, s_2))}{depth(s_1) + depth(s_2)} \quad (39)$$

Wu-Palmer ist ein für dieses Anwendungsgebiet etabliertes und in vielen Natural-Language-Toolkit Bibliotheken (Bsp. NLTK für Python) implementiertes Verfahren.

Das Distanzmaß von [Wu and Palmer, 1994] ermöglicht in Kombination mit der Wahrscheinlichkeit des Wortes in einem Thema und der Entsprechenden Zuordnung eines Themas zu Lehrinhalten eine Messung der semantischen Äquivalenz zwischen studentischen Annotationen (beispielsweise Hashtags) und Wortverteilungen in Themen auf Lehrmaterialien. Da die Summe aller Wahrscheinlichkeiten eines Multinomialvektors β_k zur Beschreibung der Wahrscheinlichkeiten des Auftretens der $n = |V|$ Wörter eins ergibt, lässt sich die semantische Übereinstimmung zwischen einem Fachbegriff h des Studentenmodells und der Verteilung β_k wie folgt approximieren:

Definition 6.4. Die semantische Übereinstimmung TSM mit $(W = [0, 1])$ zwischen einem Thema, definiert durch Terminus h , und einem Thema k , definiert durch einen Verteilungsvektor β_k , ergibt sich aus der Summe der Produkte aller Wortwahrscheinlichkeiten $p_{w,i} \in \beta_k$ für alle Wörter $w_i \in \beta_k$ und der semantischen Distanz zwischen h und w_i .

$$TSM(h, \beta_k) = \sum_i^{|\beta_k|} WuP(h, w_i) * p_{w,i} \quad (40)$$

Mit Hilfe der Berechnung der semantischen Übereinstimmung der Themen beider Modelle lässt sich ermitteln, inwieweit die themenrelevanten Aussagen von Studierenden im Rahmen ihrer Verarbeitung von Lehrinhalten erkannt und markiert wurden.

Es existieren Erweiterungen zur Präzisierung des Abstandsmaßes von Wu-Palmer, beschrieben durch [Guessoum et al., 2016]. Die Berechnung des TSM ist auch mit diesen Verfahren zur Bestimmung prozentualer Distanzen im WordNet durchführbar.

Neben der Berechnung der Übereinstimmung ermöglichen auch Korrelationen der mit Themen verbundenen Occurrences Aussagen über den Zusammenhang verbundener Themen. Sowohl durch Lernende annotierte als auch inferierte Themen besitzen gewichtete Verbindungen zu den mit ihnen verbundenen Lehrmedien. Sind die semantischen Übereinstimmungen der Themen beider Modelle berechnet, folgt die naheliegende Annahme, dass Themen mit hoher semantischer Übereinstimmung mit ähnlichen Lehrmedien in Verbindung stehen.

Die Ergebnisse des Topic Modelings bestimmen prozentuale Zuweisungen für alle Themen über alle Occurrences (beziehungsweise Dokumente) einer Topic Map. Es ist jedoch zu beachten, dass Annotationen Studierender im Rahmen des Codings vereinzelte Zuordnungen auf eine Teilmenge aller Occurrences bilden. Aus diesem Grund werden Übereinstimmungen zwischen einem annotierten Thema und einem inferierten Thema ausgehend von der mit dem annotierten Thema verbundenen Teilmenge der Occurrences betrachtet. Die Teilmenge der markierten Occurrences zur Bildung eines Themas besitzt der Annahme folgend eine hohe Wahrscheinlichkeit in semantisch übereinstimmenden inferierten Themenzuordnungen. Eine Übereinstimmung beider Themen lässt sich über die Menge der mit einem annotierten Thema versehenen Teilmenge der Occurrences demnach wie folgt abbilden:

Definition 6.5. Die semantische Übereinstimmung TOM mit $(W = [0, 1])$ eines annotierten Themas h mit relativer Occurrence-Zuordnung $p_{h,d}$ und einem inferierten Thema k mit einer durch θ definierten Themen-Dokument-Verteilung und Themen-Wahrscheinlichkeit $p_{k,d} \in \theta_k$ über alle Occurrences $d \in D$ und Mächtigkeit der durch h annotierten Teilmenge der Occurrences $|D_h|$ lässt sich wie folgt approximieren:

$$TOM(h, \theta_k) = \frac{\sum_d p_{h,d} * p_{k,d}}{|D_h|} \quad (41)$$

Bei ähnlicher Verteilung verbundener Occurrences liefert die berechnete Übereinstimmung durch TOM den höchsten Wert für entsprechend durch TSM als übereinstimmend identifizierte Themen. Associations zwischen den Themen eines Modells bilden sich durch gemeinsam genutzte Occurrences. Eine hohe TOM -Übereinstimmung beider Modelle bedingt implizit auch eine hohe Übereinstimmung der in beiden Modellen enthaltenen Associations.

Ein Ansatz zur Messung der semantischen Distanz zwischen verschiedenen Berei-

chen einer Topic Map beschreibt [Hutchison et al., 2006, S. 48]. Dieser Ansatz bestimmt semantische Ähnlichkeiten zwischen Themen einer Topic Map anhand der Pfadlänge ihrer assoziativen Verbindung. Bezogen auf den Anwendungsfall des Abgleichs zwischen Dozenten- und Studentenmodell lassen sich ausgehend von diesem Ansatz Pfade zwischen den annotierten Themen des Studentenmodells und zwischen inferierten Themen des Dozentenmodells gegenüberstellen.

Zur Bestimmung kürzester Pfade zwischen zwei Themen, beispielsweise durch die Anwendung des Dijkstra-Algorithmus, ist es notwendig, die Kosten zwischen Themenübergängen zu bestimmen. Umso näher zwei Themen semantisch miteinander verbunden sind, umso höher ist ihre assoziative Bindung mit entsprechend geringeren Pfadkosten. Die Gewichtung der Associations $\omega_{t_i, t_{i+1}}$ mit $W = [0, 1]$ gibt somit Auskunft über die Intensität der Beziehung zweier Themen t_i und t_{i+1} . Die Kosten des Übergangs zwischen zwei Themen berechnet sich demnach mit $K_{t_i, t_{i+1}} = 1 - \omega_{t_i, t_{i+1}}$ und ermöglicht die Anwendung verschiedener graphentheoretischer Algorithmen zur Bestimmung semantischer Indikatoren zu Pfadlängen oder transitiven Hüllen.

Schwieriger wird es bei der Zuordnung von Bedürfnissen. Diese haben keine semantische Korrelation mit Fachtermini. Sie sind dennoch Resultat der Verarbeitung semantischer Themen. Um Bedürfnisse bzw. die Formulierung von Konflikten und Handlungsanweisungen entsprechend ihrer Ausprägungen mit dem Modell der Dozentenseite zu verknüpfen, beschreibt der folgende Abschnitt die Integration von Bedürfnissen und Organisationsprozessen von Studenten in den Inferenzprozess an Lehrinhalten.

6.6.2 DIE KOVARIATE INTEGRATION STUDENTISCHER BEDÜRFNISSE

Das in Abschnitt 3.3.7 beschriebene Verfahren der Structural Topic Models erweitert die LDA-Inferenz um die Einbindung von Meta-Daten. Kapitel 5 beschreibt ein in dieser Arbeit entwickeltes Verfahren zur Erfassung dieser Interaktionen während des Lernprozesses. Im Folgenden wird die Integration kovariater Informationen mit Hilfe des Beispiels aus Abschnitt 6.2.1, erweitert um die Annotationen aus Kapitel 5, diskutiert. Die Einbeziehung studentischer Bedürfnisse mit binären Ausprägungen bei der Inferenz von Themen in Vorlesungen wurde in Zusammenarbeit mit Johann Kluth untersucht und ist in [Kluth, 2020] im Detail beschrieben.

Werden Interaktionen von Studenten in die Inferenz von Themen auf Vorlesungsinhalten einbezogen, sind Aussagen über die Wahrnehmung dieser Vorlesungsinhalte durch Studenten in Bezug auf die inferierten Themen möglich. Über die studentischen Bedarfe in Bezug auf Vorlesungsthemen hinaus können entsprechend relevante Wörter und Fachbegriffe, welche diese Bedarfe auslösen, identifiziert werden [Kluth, 2020, S. 42]. Aussagen über die studentische Wahrnehmung inferierter Vorlesungsthemen können unterschiedlicher Natur sein und gehen über die in Abschnitt 2.2 beschriebenen aktuell im Einsatz befindlichen statistischen Erhebungen im Bereich des Learning Analytics

hinaus. Zur Demonstration von Ergebnissen werden im folgenden Hervorhebungen von Verständnisschwierigkeiten und Markierungen von Relevanzen in Beispieldaten der Annotationsschnittstelle verwendet. Das Verfahren des Structural Topic Modelings bietet die Möglichkeit einer Regression zur Bestimmung der Relevanz von Themen in Bezug auf die Meta-Informationen von Dokumenten. Die Themenwahrscheinlichkeiten werden als abhängige Ergebnisvariablen verwendet.

Abbildung 53 zeigt die Relationen inferierter Themen zu dem studentischen Bedürfnis nach Beispielen. Im letzten Drittel der Beispielvorlesung wurden die Themen der Latent-Dirichlet-Allocation (STM Themen 2 und 4 entsprechen LDA Themen 2) behandelt. Hierbei traten verstärkt Annotationen am Lehrmaterial mit entsprechenden Bedarfen auf. Das berechnete Interesse an Beispielen für Thema 4 ergibt sich aus der Identifikati-

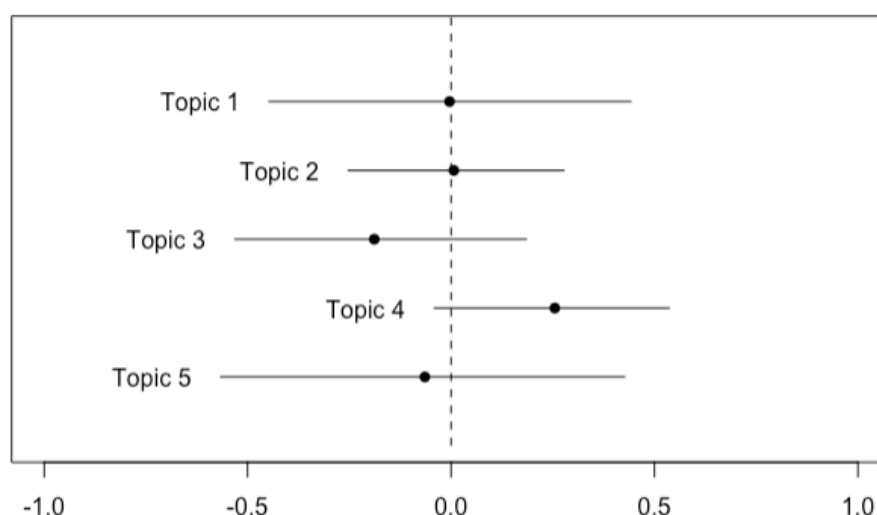


ABBILDUNG 53: ABHÄNGIGKEIT STUDENTISCHER BEDÜRFNISSE UND INFERIERTER THEMEN

on des semantischen Themas und der entsprechenden Prävalenz von Thema 4 zum Ende der Vorlesung (Zeitpunkt der Anforderung durch Studenten), während Thema 3 und 5 den Hauptteil ihrer Prävalenz zu anderen Zeitpunkten (Beginn und Mitte der Vorlesung) besitzen (vergleiche Abbildung 43). Binäre Kovariate wie “Bedarf” sind direkt in die Inferenz von STM integrierbar. Aufwendiger ist die Integration von Variablen mit komplexerer Ausprägung.

Die Korrelation von Themen und Kovariaten über die Themen-Prävalenz im Verlauf der Vorlesung und Annotationen entsprechender Medien liefert, wie in Beispiel 53 dargestellt, eher schlichte Aussagen. Eine Erweiterung des Detailgrades ermöglicht die Betrachtung der Annotationen im Kontext der jeweils auftretenden Fachbegriffe. Ein Beispiel hierfür zeigt [Kluth, 2020, S. 42] durch die in Topic Modells berechnete Zuordnung von Fachbegriffen zu Themen und den somit einhergehenden bedürfnisauslösenden Terminologien. Die an dieser Stelle eingesetzte Structural Topic Modeling Bibliothek

[Roberts et al., 2015] beschreibt und implementiert entsprechende Methoden zur Verknüpfung themenrelevanter Begriffe und Prävalenzen. Eine hierfür angepassten Visualisierung in Form einer Wordcloud mit horizontaler Zuordnung themenrelevanter Fachbegriffe zu binären Kovariablen steht umgesetzt bereit. Eine detailliertere Betrachtung zu Visualisierungen von Zusammenhängen unter der Verwendung von Force-Directed-Graphen wird in Abschnitt 6.3.2 beschrieben.

Bei genauerer Betrachtung stellt sich heraus, dass die Integration binärer Variablen in Medien und verknüpfter Themen als Kovariablen zu STM und Abbildung annotierter Bedürfnissen auf die entsprechenden für das Dokument inferierten Themen (durch beispielsweise LDA) ähnliche Ergebnisse liefern. Während Annotationen als Kovariablen der STM-Inferenz präzisere Zuweisungen liefern, lässt sich eine Zuweisung von Variablen zu Dokumenten und zu ihren zugeordneten Themenwahrscheinlichkeiten leichter umsetzen. Im Rahmen der Untersuchungen schreibt [Kluth, 2020], dass es keinen einfachen Weg gibt, nicht-binäre Variablen in die STM-Inferenz zu integrieren. Somit sind Annotation wie ein skalierbares Bedürfnis nicht direkt durch den Einsatz von Kovariablen in STM abbildbar. Eine erste Annäherung liefert die Multiplikation der skalierten Intensität eines Bedürfnisses mit der jeweilig zugeordneten Intensität eines Themas.

Definition 6.6. Die Abbildung eines Bedarfs $b \in B$ auf Thema $k \in K$ ist über alle mit Bedarf b markierte Dokumente $d \in D$ anhand der inferierten Themen-Wahrscheinlichkeit $p_{k,d} \in \theta_{k,d}$ bestimmbar:

$$B(b, k) = \sum^D b_d * p_{k,d} \quad (42)$$

Diese einfache Korrelation erlaubt eine Identifikation bedürfnisauslösender Themen. Eine Ergänzung liefern Modelle über Word-To-Word Verbindungen. Modelle, die diese Verbindungen untersuchen, sind unter anderem Neural Variational Document Modells [Miao et al., 2016] und Lda2Vec vorgestellt in [Moody, 2016]. Ausgehend von Word2Vec [Mikolov et al., 2013], einem System zum Ermitteln von Wort-Kontexten in Form von “Proximity”-Vektoren, erweitern Modelle wie LDA2Vec die LDA-Inferenz mit dem Wissen zu räumlichen Zusammenhängen im Auftreten von Wörtern. Sie reduzieren die Bag-Of-Words Assumption um einen “Sparsity”-Faktor für gemeinsam auftretende Wortgruppen. Diese Wort-Vektoren zur Identifikation gemeinsam auftretender Wortgruppen erlauben die Integration entsprechender am Dokument verwendeter Annotationen in den Prozess der LDA-Inferenz. Der “Sparsity”-Faktor bietet eine Schnittstelle zur Skalierung von Intensitäten. Der Autor von LDA2Vec beschreibt ein ähnliches Verfahren am Beispiel einer Vorhersage von Themen in Artikeln anhand ihrer Urheber.

In Kombination mit der als “Algebra on words” beschriebenen Abfrage wäre eine Abbildung themenrelevanter Wörter auf entsprechend formulierte Bedürfnisse umsetzbar. Einige Beispiele (vgl. [Moody, 2016]) zeigen die Anwendung von Vektorarithmetik

auf inferierte “Proximity”-Vektoren des “Hacker News”-Korpus. Durch die Anwendung arithmetischer Verfahren sind semantische Abhängigkeiten berechenbar. Einige Beispiele hierzu sind:

$$\textit{MarkZuckerberg} - \textit{Facebook} + \textit{Amazon} = \textit{JeffBezos} \quad (43)$$

$$\textit{Scala} - \textit{feature} + \textit{simple} = \textit{Haskell} \quad (44)$$

$$\textit{HackerNews} - \textit{story} + \textit{question} = \textit{StackOverflow} \quad (45)$$

Eine Integration von Annotationen anhand von “Proximity” bietet einen Ausblick für mögliche Abfragen an synthetisierte Modelle. Da die menschliche Interpretierbarkeit des Modells abnimmt [Moody, 2016], empfiehlt der Autor des Ansatzes aktuell noch die Nutzung von Standard-LDA-Verfahren. Weiterführende Untersuchungen in diesem Bereich erscheinen vielversprechend.

Sowohl eine Korrelation über Annotationen und verbundenene Themenwahrscheinlichkeiten als auch die Integration von Annotationen über “Proximity” liefern im Rahmen von LDA2Vec erste Ansätze für Metriken zur Verbindung semantischer Strukturen von Lehrinhalten und studentischer Annotation von Inhalten und Bedürfnissen.

Die Berechnungen der semantischen Äquivalenz annotierter Begriffe und wahrscheinlicher Begriffe inferierter Themen durch die Verwendung von Synsets als auch die Integration von Proximity-Information und Annotationen in Form von Kovariablen an inferierten Modellen liefern mathematische Ergebnisse. Aufgabe dieser Ergebnisse ist es, für Vorgänge im Lehr- und Lernprozess systemtheoretische Indikatoren bzw. inferierte Messwerte zu liefern, die eine weiterführende Parametrisierung, Sammlung und Interpretation von Aussagen in kommunikationswissenschaftlichen, didaktischen oder sozialen Arbeiten ermöglichen. Die in Kapitel 5 und 6 beschriebenen Verfahren dienen in diesem Kontext als Werkzeuge zur Beobachtung und Messung sozialer Prozesse.

6.7 ZUSAMMENFASSUNG

Die in diesem Kapitel beschriebene Schnittstelle zur Inferenz semantischer Strukturen aus Vorlesungsinhalten dient zur Analyse von Wechselwirkungen zwischen mentalen Modellen und Lehraktivitäten von Dozenten. Zusammengefasst wird dieser Schritt als “Vom Konzept zur Erzählung” bezeichnet.

Begonnen wurde mit einer Erläuterung des Begriffs Kohärenz im Kontext von Lehrinhalten. Es wurde hervorgehoben, dass das verwendete Lehrmaterial für einen erfolgreichen Lernprozess über eine schlüssige und nachvollziehbare Struktur verfügen muss. Ohne Kohärenz ist die Verknüpfung einzelner Stimuli zu verbundenen Strukturen entsprechend der in Abschnitt 3.1.2 beschriebenen qualitativen Verständnisebene für einen Lernenden eine schwer überwindbare Hürde. Dies führte zu den in diesem Kapitel be-

schriebenen Methoden zur strukturellen Analyse von Lehrmaterialien.

Um Strukturinformationen aus Lehrmaterialien im Zuge der Bearbeitung von These 11 zu inferieren, wurden Anforderungen an die Inferenz spezifiziert. Hierzu gehörte die Arbeit auf natürlichsprachlichen und unstrukturierten Texteinheiten.

Es wurden verschiedene Verfahren bis hin zum Topic Modeling inklusive seiner verschiedener Vertreter eingeführt. Anschließend wurde entsprechend These 12 eine weitere Komponente des Scarlett-Prototypen zur Durchführung einer Latent Dirichlet Allocation und zur Visualisierung von Ergebnissen konzipiert, umgesetzt und vorgestellt.

Am Beispiel einer Vorlesung wurden unter Verwendung der Latent Dirichlet Allocation und des Structural Topic Modelings eine Inferenz semantischer Themen und Relationen beschrieben, die Bestimmung relevanter Parameter diskutiert und verschiedene in dieser Arbeit entwickelte Ergebnisarten erläutert. Zusätzlich wurden im Zuge der Bearbeitung von These 13 tiefergehende Bestimmungen von Relationen zwischen Themen, Fachtermini und Lehrressourcen hergeleitet.

Zur Erweiterung der Inferenzqualität wurden Methoden der Integration von Metadaten analysiert. Hierbei wurden relevante Quellen für Metainformationen identifiziert, die Strukturinformationen für Lehrvorgänge beinhalten. Auf Basis dieser Quellen wurden verschiedene Methoden zur Einbindung von Metadaten entwickelt und diskutiert.

Abschließend wurden die in diesem Kapitel definierten Metriken in das in Abschnitt 4.1.2 eingeführte Modell der Topic Map übertragen. Da nun die Metriken beider Kapitel 5 und 6 in ihre Topic-Map-Modelle überführt wurden, konnten entsprechende Verfahren zur Verknüpfung beider Modelle entwickelt und ausgewertet werden.

Es wurden in diesem Kapitel eine Vielzahl von Aussagen getroffen. Im Folgenden Kapitel wird es darum gehen, den Wert dieser Aussagen zu belegen und die Qualität der Ergebnisse zu evaluieren.

7 EVALUATION

Im Folgenden werden die zu evaluierenden Thesen zusammentragen, ein kurzer Rückblick über entwickelten Lösungen gegeben und die entsprechenden Evaluationen vorgestellt.

Aussagen zu Lehr- und Lerntheorien wurden im Rahmen dieser Arbeit in Zusammenarbeit mit dem Institut für Medienforschung HIE-RO an der Universität Rostock und Sebastian Schwennigke erstellt und sorgfältig in Bezug auf kommunikationswissenschaftliche Aspekte der Lehre und des Lernens recherchiert und fundiert. Weitere Aussagen zu Lehr- und Lernprozessen wurden am Lehrstuhl der Praktischen Informatik und Didaktik der Universität Rostock mit Studenten im Rahmen von Vorlesungen erarbeitet und evaluiert. Hierzu gehörten der weit gefächerte, mehrjährige Einsatz des in dieser Arbeit entwickelten Prototyps und Interviews zu intuitiven Lehr- und Lernprozessen. Im Folgenden werden in Bezug auf die vorherigen Kapitel die folgenden Punkte beschrieben:

- Aus Kapitel 4 wird eine Evaluation zu mentalen Modellen und zur Verwendung von Topic Maps durchgeführt. Es wird ermittelt, wie Studenten intuitiv ihre mentalen Wissensmodelle abbilden.
- Aus Kapitel 5 werden eine Beobachtung und eine Diskussion studentischen Codings, aufgezeichnet durch den Scarlett-Prototypen und seiner in dieser Arbeit implementierter Mechanismen, beschrieben.
- Aus Kapitel 6 wird eine Analyse einer umfangreichen Lehrveranstaltung durchgeführt. Es werden die Ergebnisse vorgestellt und die Plausibilität inferierter semantischer Strukturen diskutiert und bewertet.

7.1 TOPIC MAPS UND INTUITIVE STUDENTISCHE MENTALE MODELLE

Der folgende Abschnitt beschreibt eine im Rahmen dieser Arbeit durchgeführte qualitative Untersuchung zu studentischen mentalen Modellen. Ziel war es, die intuitiven Prozesse Studierender bei der Verarbeitung von Lehrinformationen zu erfassen und einen Ausgangspunkt für die in dieser Arbeit vorgestellten mentalen Modelle und Aussagen zu ermitteln. Im Zuge dieser Untersuchung wurde erfasst, inwieweit Studenten gelerntes Wissen organisieren und in welcher Form die Organisation von Wissen durch Studierende stattfindet. Die Ergebnisse dieser Untersuchung sind in die Entwicklung der in Abschnitt 4.1.2 und 5.4.2 vorgestellten mentalen Modelle, die im Zuge des Codings in 5.2.1 ermittelten Anforderungen an eine Annotationsschnittstelle und in die in 6.3.2 vorgestellte Visualisierungsform der Force-Directed Graphen geflossen und in [Nicolay et al., 2017] detailliert veröffentlicht.

Studenten der Universität Rostock wurden im Rahmen einer Vorlesung über Individuelles Wissensmanagement befragt, wie sie die Informationen bereits besuchter Kurse

(ihrem mentalen Modell) in semantischen Strukturen aufbereiten und visuell abbilden würden. Die konkreten Themen und Verknüpfungen waren für die Auswertung der Ergebnisse nicht relevant. Wichtig waren die Vorgehensweisen und ausgewählten Mechanismen bei der Identifikation von Themen und deren Verknüpfung und Anordnung. Die Untersuchung wurde mit 20 Studenten, welche in Gruppen von 2-3 Mitgliedern eingeteilt wurden. Fast alle Studenten hatten einen abgeschlossenen Bachelor-Grad und kamen aus verschiedenen Studienrichtungen wie Mathematik, Schiffbau, Lehramt und Informatik.

Zusammenfassend ergaben sich zwei verschiedene Vorgehensweisen bei der Identifikation von Themen: zum einen die Sammlung aus dem Gedächtnis und zum anderen die Sammlung von Themen mit Hilfe von Lehrmedien vergangener Veranstaltungen. Hierbei gab es eine Auffälligkeit. Während die Sammlung von Themen aus dem Gedächtnis in Schwerpunkt und Tiefe vom Interesse, sowie von der Art und Intensität der Lehrveranstaltung beeinflusst war, lieferte die Sammlung von Themen mit Hilfe vergangener Lehrmedien einen eher breiteren und gleichverteilten Überblick. Letztere spiegelten eher die Eigenschaften des vergangenen Lehrplans wieder. Die Themen wurden durch die Verwendung von Schlüsselwörtern dargestellt. Häufig gab es eine rekursiv-zweistufige Einteilung in Ober- und Unter-Themen (“thematic area” und “technical terms” [Nicolay et al., 2017, S. 350]). Die Oberbegriffe beschreiben in höherer Abstraktionsebene einen Themenbereich. Häufig korrelierte dieser mit gekürzten Namen von Lehrveranstaltungen. Vereinzelt bildeten sich aber auch lehrplanunabhängige Strukturen (beispielsweise Algorithmen, Modelle, Daten), in welchen Fachbegriffe verschiedener Veranstaltungen neu zusammengefasst wurden. Unterbegriffe wurden mindestens einem Oberbegriff zugeordnet. Unterbegriffe erfüllten die Eigenschaft der Beschreibung von Facetten und Konkretisierung verbundener Oberbegriffe.

Während Studenten viel Aufwand in die Identifikation von Themen steckten, wurde die Bildung von Relationen zwischen Themen eher zurückhaltend betrieben. In anschließenden Gesprächen beschrieben Studenten häufig, dass Relationen zwischen Themen und Fächern erst während der Bildung dieser Aufstellung erkannt wurden und das mentale Modell eher einer losen Sammlung von Unterbegriffen ähnelte. Die gebildeten Relationen hatten hauptsächlich deklarativen (beispielsweise: “ist ein”, “beinhaltet”, “verwendet”) und weniger einen prozeduralen, funktionalen Charakter. Für eine praktische Anwendung dieser gebildeten Modelle verknüpften viele Studenten konkrete Verweise auf Lehrmedien mit Themen und Themenbereichen. Im Gesamtbild ähnelten die identifizierten Themen mit deklarativen Verknüpfungen und Referenzen auf Medien sehr den in Abschnitt 4.1.2 vorgestellten Topic Maps aus Topics, Associations und Occurrences.

Interessant waren zwei Hauptansätze für die Visualisierung dieser Themenstrukturen. Der erste Ansatz war im Aufbau sehr ähnlich den in Abschnitt 3.2.2 vorgestellten Mindmaps. Abbildung 54 zeigt auf der rechten Seite einen solchen Versuch. In ihm gab es zentrale Bereiche und mit ihnen verknüpfte spezialisierende Unterbereiche. Bis auf

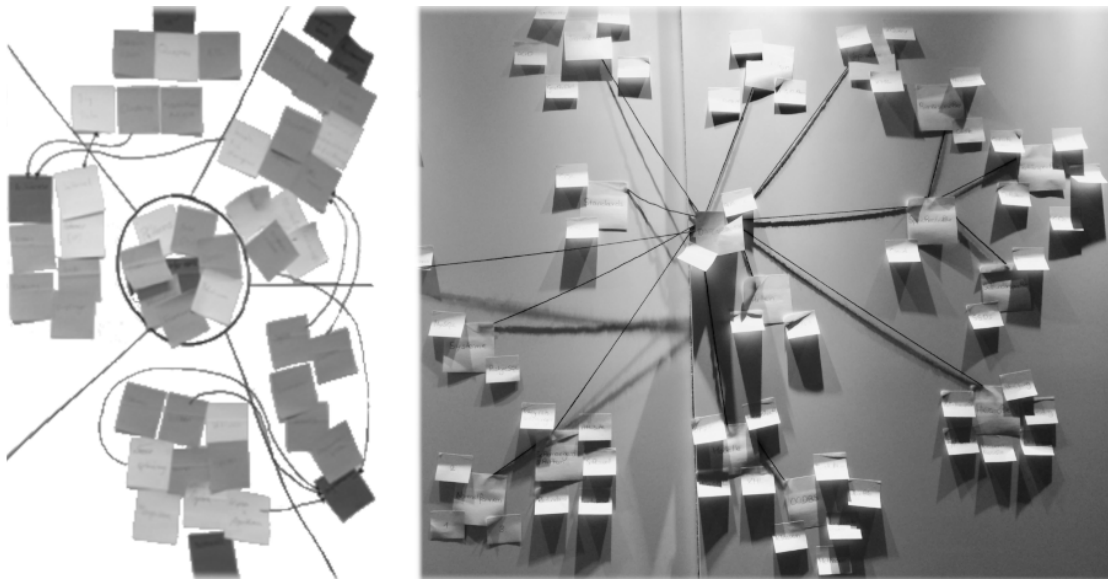
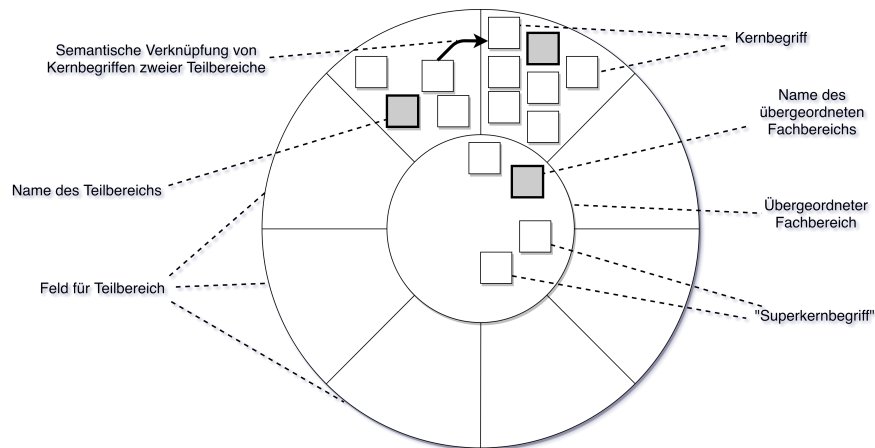


ABBILDUNG 54: LINKS: EIN MODELL MIT DEFINITION SEMANTISCHER CLUSTER DURCH DIE VERWENDUNG VON SEKTOREN UND PROXIMITY. RECHTS: HÄUFIG AUFTRETENDE VERSUCHE, NICHT-HIERARCHISCHE ZUSAMMENHÄNGE IN HIERARCHISCHEN MINDMAPS ZU ORGANISIEREN.

wenige Ausnahmen bemerkten die Studenten schnell, dass eine eindeutige Hierarchie (beschrieben in 3.2.2) schnell an ihre Grenzen stößt. Es fehlte hier an einer effizienten Möglichkeit zur Abbildung von Querverweisen. Weiterentwickelte Ansätze sind auf der linken Seite der Abbildung 54 sichtbar. Sie bezogen zusätzlich die Entfernung zwischen Themen ein. Um eine zusätzliche Unterscheidung von Begriffen zu ermöglichen, wurden unterschiedliche Typen farblich markiert und entsprechend ihres Kontextes nah zueinander angeordnet. Auf diese Weise entstanden räumliche Abhängigkeiten, welche zusätzlich eine Gewichtung von Abhängigkeiten anhand der Nähe vermuten ließen. Auch dieser Ansatz ist aufgrund räumlicher Einschränkungen im zwei- und dreidimensionalen Raum lediglich bedingt umsetzbar. Viele Themen mit gleichem Kontext (und somit großer Nähe) besitzen nur begrenzt viel Fläche beziehungsweise Volumen für eine Anordnung. Dennoch besitzen diese Ansätze bereits Indizien zu Messung semantischer Abhängigkeiten über die einfache Berechnung von Pfadlängen hinaus.

Trotz der räumlichen Einschränkungen dieses Modells wurde dieser Ansatz und seine inheränten semantischen Nähebeziehungen (vgl. Abschnitt 6.3.2) in [Nicolay et al., 2017] untersucht. Zusätzlich zum beschriebenen Vorgehen äußerten Studenten, dass die Struktur von Vorlesungen sowie aktuell relevante Themen und die Relationen zwischen Themen gerade über Fächer oder längere Vortragszeiträume hinweg nur schwer zu erfassen sind. Weiterhin sind bei der Nachbereitung von Vorlesungen die Vorlesungsinhalte mit Bezug zu bestimmten Themen mangels eines Indexes schwerer auffindbar. Aus diesem Grund rückt die semantische Struktur des Wissens in den Hintergrund, während die In-



Hochschule Neubrandenburg bestätigt diese Ergebnisse, ergänzt die Resultate der ersten Evaluation und fügt aktuelle Erkenntnisse und Entwicklungen hinzu.

7.2.1 SINNERFASSENDES HÖREN. VOM LESEN ZUM VORLESEN

Viele Studien zeigen, dass Schüler und auch Studenten erster Semester zum aktuellen Zeitpunkt nicht ausreichend geschult sind, Wissen nach Relevanz zu filtern und zu reorganisieren. Dies resultiert aus Lehrprozessen, bei denen das Diktat von Informationen und Mitschriften eine übliche Unterrichtsform darstellt.

Die Ergebnisse einer 2015 veröffentlichten Evaluation des Annotations-Prototypen [Nicolay et al., 2015a] stützen diese Annahmen über Studenten bei der Verarbeitung von Vorlesungsinformationen. Mit dem Ziel, die Rekonstruktionsprozesse des Lernenden zu unterstützen, kommen durch den Annotations-Prototypen folgende Faktoren zum Einsatz:

- Eine Aktivierung des Lernenden vom passiven Konsum zur aktiven Auseinandersetzung
- Unterstützung individueller Annotationsmechanismen
- Verbesserte Awareness über aktuell diskutierte Themen und Kontexte
- Vereinfachtes Kartographieren der Informationsstruktur
- Verbessertes und schnelleres Nachschlagen von Informationen

Im Zuge eines ersten Tests wurde das System über ein Semester lang in zwei Kursen an der Universität Rostock eingesetzt. Die Themen dieser Kurse waren “Empirische Evaluation” und “Kognitive Systeme”. Die Vorlesungen beider Kurse waren regelmäßig von 10-15 Studenten besucht. Aufgrund der geringen Teilnehmerzahl ist eine quantitative Auswertung der Ergebnisse dieser Studie wenig aussagekräftig. Sie werden im Folgenden qualitativ diskutiert.

Die Einführung in die Nutzung des Systems beinhaltete die Erläuterung der Handhabung und die Vorstellung von Vorteilen. Vorrangig waren diese der automatischer Erhalt von Vorlesungsfolien und die Möglichkeit zu Annotation dieser mit Hilfe der in Abschnitt 5.3.2 beschriebenen Interaktionen zur Erstellung eines personalisierten Vorlesungsskripts. Alternativ gab es für die Studenten die Möglichkeit, die Vorlesungsfolien über ein LMS (StudIP [Bohnsack, 2014]) als PDF-Datei herunterzuladen. Ziel der Evaluation war es, den Modus der Verarbeitung (Abschnitt 3.1.3) beziehungsweise das Aktivitätslevel von Studenten im Allgemeinen und im Umgang mit der in dieser Arbeit entwickelten Technologie zu beobachten.

Bis auf wenige Ausnahmen zeigten die Studierenden einen sehr passiven Modus der Informationsverarbeitung. Alle teilnehmenden Studenten verbanden sich pro Vorlesung

über Laptop oder Smartphone mit dem Audience-System, um die Folien zu erhalten. Lediglich zwei bis vier Studenten pro Kurs erzeugten eigene Aufzeichnungen. Alle Annotationen wurden ausschließlich mit Hilfe des Audience-Systems durchgeführt.

Die Form des Codings beschränkte sich in erster Linie auf das Verfassen von Freitext und die vereinzelte Nutzung von Hashtags. Die Einteilung von Vorlesungen in Bereiche durch die Vergabe von Überschriften oder die Markierung von Inhalten zum Beispiel zur Hervorhebung von Relevanz oder zum Planen späterer Verarbeitungsschritte fand nicht statt.

Obwohl das System bereits vergebene Hashtags zur Wiederverwendung vorschlug, wurden semantisch ähnliche Hashtags nicht in einem Begriff unifiziert. So fanden sich die Tags “#measuring”, “#measurement” und “#measuring-instrument” in den vergebenen Tags einer Vorlesung. Die Zusammenfassung semantischer Sachverhalte unter eindeutigen Schlagwörtern (Folksonomien), wie sie heutzutage in vielen sozialen Medien praktiziert wird, war demnach keine intuitive Vorgehensweise bei der Organisation einer Sequenz von Informationen im Vorlesungsszenario.

Dies widerspricht im ersten Moment der Vorgehensweise bei der Aufarbeitung von Vorlesungsinhalten beschrieben in Abschnitt 7.1. Hier war die Vergabe von Schlagwörtern zur Organisation von Inhalten das intuitive Mittel der Wahl. Dennoch: Auch begleitend zur 2015 durchgeführten Evaluation waren die Studenten problemlos in der Lage, während kursbegleitender Übungen Mind- und Conceptmaps gelernter Informationen zu erzeugen und entsprechende Themenbereiche zu verschlagworten.

Um zu erklären, warum die Vergabe von Hashtags nicht erfolgte, wurden zwei Annahmen aufgestellt: Die erste ist die um 2015 herum fehlende Geläufigkeit der Verwendung von Hashtags. Die Verwendung von Hashtags etablierte sich verstärkt über die letzten Jahre durch soziale Plattformen wie Instagram. Diese Annahme wird durch die Beobachtung gestützt, in der vereinzelte Notizen das Rauten-Symbol als anführendes Aufzählungszeichen verwendeten. Da die Funktionsweise von Hashtags im Rahmen der Evaluationsvorbereitung erläutert wurde und die Nutzerschnittstelle dem Nutzer ein direktes Feedback durch Wortvorschläge und Labels erzeugte, ist zudem eine weitere Annahme naheliegend: Die aktive Identifikation und Organisation von Informationen während der Verarbeitung einer Informationssequenz schien keine etablierte Vorgehensweise der teilnehmenden Studenten zu sein.

Gestützt wird die zweite Annahme durch folgenden Sachverhalt: Schulen vermitteln die Kompetenz zur Extraktion von Wissen aus Textmengen im Zuge des sinnerfassenden Lesens. Diese kommen den vom Audience-Client gestellten Anforderungen sehr nahe. Die Kompetenz des sinnerfassenden Lesens setzt sich aus den Fähigkeiten zur Erfassung oder Erstellung von Überschriften für Textstücke, zur Erfassung oder Benennung relevanter Begriffe (beispielsweise aussagekräftiger Nomen) und im Zuge dessen der Fähigkeit zur Orientierung über den Inhalt des Textes zusammen [Westermann Gruppe, 2021]. Im Sze-

nario der Vorlesung sind übliche Methoden zur Unterstützung des sinnerfassenden Lesens durch den Studenten nicht anwendbar. Der sequenzielle vom Dozenten gesteuerte Strom an Informationen nimmt Studenten sowohl die Möglichkeit, den Text zu überfliegen, als auch in der Struktur der Informationen zu navigieren. In der Konsequenz wird das in der Schule gelernte Konzept des sinnerfassenden Lesens im Rahmen von Vorlesungen nicht intuitiv eingesetzt. In diesem ersten Versuch führte die Nutzung des Audience-Prototypen kaum zu einer aktiven, sinnerfassenden Verarbeitung von Informationen. Notwendig ist eine intensive Einführung des Nutzers in die Methoden des Systems und der mit ihnen verbundenen Unterstützung der sinnerfassenden Verarbeitung von Inhalten.

7.2.2 DIE DIGITALE VORLESUNG. EIN ANSTIEG VON PASSIVITÄT

Um die Variable Usability zu untersuchen, wurden der Audience- und Präsentations-Client, ihre Benutzeroberflächen und weitere Faktoren an der Hochschule Neubrandenburg mit Hilfe einer Umfrage evaluiert. Die Umfrage bestand aus einem 1-Minute-Paper und beinhaltete die folgenden drei Fragen:

- Glauben Sie, dass das Programm beim Studium helfen kann?
- Ist die Handhabung verständlich?
- Sind die Eingabemöglichkeiten zielführend?

Die insgesamt 30 Bachelor-Studenten im Fachbereich der Pflege wurden in den Veranstaltungen “Diätetik” (5. Semester), “Management und Versorgung” (5. Semester) und “Nursing” (1. Semester) befragt.

Abbildung 56 zeigt die Verteilung der Antworten zu den drei Themenbereichen. Die Ergebnisse zeigen, dass die befragten Studierenden das Werkzeug als hilfreiches Werkzeug im Rahmen des Studiums wahrnehmen. Bezüglich der Fragestellung zur Usability wird die Anwendung von über 75 Prozent der Befragten als gut verständlich beurteilt. Bei der Frage zur Einschätzung der Zielführung implementierter Methoden fiel den Probanden eine eindeutige Einordnung in “Gut” oder “Schlecht” deutlich schwerer. Als Negativ-Faktoren für die Einschätzung wie hilfreich das System sei, beschrieben die Teilnehmer technische Hürden oder die bevorzugte Arbeit mit dem Standard-PDF-Viewer beziehungsweise mit handschriftlichen Notizen. Die Ergebnisse zur Verständlichkeit des Clients zeigen einen deutlich positiven Konsens. Obwohl allen Studenten einführende Videos und Präsentationsmaterial zur Arbeit mit dem System zur Verfügung gestellt wurden, bemängelten einige Probanden eine fehlende Einführung in das System. Dies resultierte in einer zurückhaltenden Einschätzung der Zielführung implementierter Eingabemöglichkeiten. Die Ergebnisse der Befragung zur Verwendung des in dieser Arbeit entwickelten Systems zeigen, dass eine gute Einführung in die Methoden eines solchen

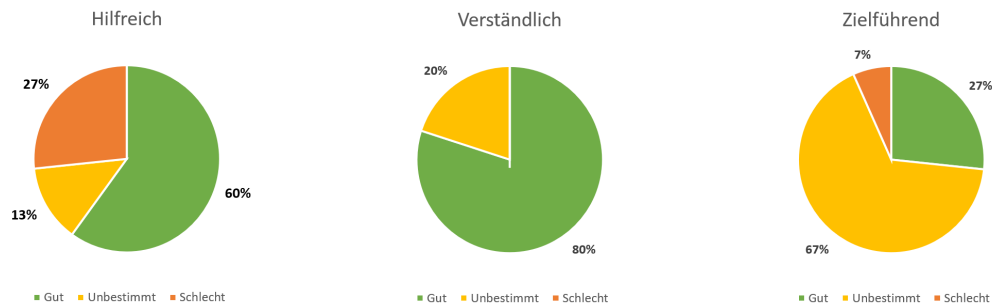


ABBILDUNG 56: ERGEBNISSE EINER BEFRAGUNG VON 30 STUDIERENDEN DER PFLEGEWISSENSCHAFTEN ZU HANDHABUNG UND UNTERSTÜTZUNGSWIRKUNG DES SCARLETT AUDIENCE CLIENTS

Lehrwerkzeugs notwendig ist. Während die Benutzeroberfläche mit seinen Funktionen als einfach verständlich wahrgenommen wird, ist für Studenten das Markieren, Hervorheben und Verknüpfen von Inhalten im Zuge des eigenen Lernprozesses nicht selbstverständlich. Der Einsatz des in dieser Arbeit entwickelten Werkzeugs allein reicht demnach nicht aus, um ein Bewusstsein für Selektions- und Organisationsprozesse an Lehrinhalten zu schaffen. Dies belegen auch die Daten der Clients, die während der Veranstaltung aufgezeichnet wurden. Im Schnitt wurden durch die Studierenden in diesem Versuch deutlich mehr Annotationen am Lehrmaterial durchgeführt. Von 26 der 30 Studenten wurde das System eingesetzt. Die Hälfte dieser Studierenden verfasste teils umfangreiche Annotationen am Lehrmaterial. Dennoch war die Nutzung von Markierungs- oder Verlinkungsfunktionen zur Organisation von Inhalten weiterhin ein sehr selten genutztes Annotationsmittel.

7.3 DIE INFERENZ SEMANTISCHER STRUKTUREN IN LEHRMATERIALIEN

Im folgenden werden die in Kapitel 6 vorgestellten Methoden evaluiert. Einleitend wird in Abschnitt 7.3.1 eine einfache, aber anschauliche Form zur Evaluation der Plausibilität dieser Inferenzmethoden beschrieben. Im Anschluss werden in Abschnitt 7.3.2 die Ergebnisse zur Inferenz semantischer Strukturen eines umfangreichen Kurses mit über 700 Vorlesungsfolien zur mathematischen Grundausbildung am Lehrstuhl für Theoretische Informatik vorgestellt und diskutiert.

7.3.1 DIE SEMANTISCHEN PLAUSIBILITÄT EINER INFERENZ

Die üblichen Methoden zur Evaluation der Aussagekraft von Topic Models sind das Messen von Performance und Plausibilität der Ergebnisse beispielsweise durch Clusteranalysen oder Bewertungen durch Menschen [Wallach et al., 2009b]. Während Parameter wie die Perplexity und Heldout-Likelihood (vgl. 3.3.4) angeben, wie gut neue Daten zu einem bestehenden Modell passen, ist es schwierig, die Aussagekraft des Modells in seiner Sinnhaftigkeit (gegenüber semantischer Parameter, Intention des Verfassers, des

ermittelten Wissensnetzes) zu belegen. Verschiedene Autoren wie [Chang et al., 2009] und [Bail, 2018] belegen in umfangreichen Studien, dass eine Auswertung der Qualität von Ergebnissen des Topic Modelings ohne eine menschliche Begutachtung der Ergebnisse nicht funktioniert. Aus diesem Grund werden hier einige Ergebnisse vorgestellt und einige neue Annahmen bezogen auf unseren Anwendungsfall hinzugefügt. Unter der Annahme, dass in einem gut ausgearbeiteten Vortrag beieinander liegende Folien ähnliche Themen aufweisen, wird im Folgenden gezeigt, welche Auswirkungen eine Veränderung der Reihenfolge der Themen auf die Clusterbildung bei der Bestimmung von Themen im Verlauf einer Vorlesung haben.

Zur Verdeutlichung der Aussagekraft und um auszuschließen, dass die sichtbaren Cluster der Themenverläufe in Abbildung 41 und Freiräume im Chord-Diagramm 49 kein Produkt des Algorithmus und der grafischen Darstellung sind, werden die gleichen Berechnungen erneut mit denselben Folien in zufälliger Reihenfolge wiederholt. Für diesen Test wurden die 30 Folien der Beispielvorlesung von 1 bis 30 indiziert. Diese Nummerierung wurde anschließend zufällig permutiert und die Berechnungen aus den Abschnitten 6.2.1 und 6.3.1 erneut durchgeführt. Dieser Schritt wurde mehrfach mit dem selbem Ergebnis durchgeführt. Es wird eine beliebige und nicht extra ausgewählte Folge vorgestellt. Es folgt eine kurze Zusammenfassung der Ergebnisse. Die Beispielsequenz, in welcher Reihenfolge die Indizes für die Folien neu ausgewürfelt wurde, war:

12, 19, 3, 4, 7, 8, 5, 25, 23, 6, 10, 2, 1, 20, 14, 9, 24, 16, 29, 30, 17, 13, 28, 21, 27, 22, 26, 15, 18, 11
(46)

Da die Resultate der LDA-Inferenz durch eine nicht vorhandene Themenkorrelation (wie sie bei Correlated Topic Models und Structural Topic Models Anwendung finden) nicht direkt von der Reihenfolge von Folien beeinflusst werden, entsprachen die Top 5 der themenbeschreibenden Wörter, wie in Tabelle 4 dargestellt, mit minimalen Abweichungen den bisherigen Ergebnissen der in Abschnitt 6.2.1, Tabelle 2 dargestellten Inferenz. Ab-

Thema 0	Thema 1	Thema 2	Thema 3	Thema 4
them	vorles	learning	student	konzept
wort	foli	of	slid	coding
lda	wiss	to	abhang	linear
verteil	beobacht	and	topicmaps	erzahl
dokument	wenig	generativ	topic	intentional

TABELLE 4: TOP 5 WORTSTÄMME INFERIERTER THEMEN BEI ZUFÄLLIGER DOKUMENTFOLGE

bildung 57 zeigt im Vergleich zu Abbildung 41 (6.2.1) und zur Abbildung 49 (6.3.3) eine weitaus stärkere Klüftung der Themenverteilung im Verlauf der Vorlesung. Im Chord-Diagramm sind trotz einer Filtergrenze von 70 Prozent deutlich mehr Querverbindungen

zwischen den Folien zu erkennen. Um diese Werte zu untermauern, wurde der Unter-

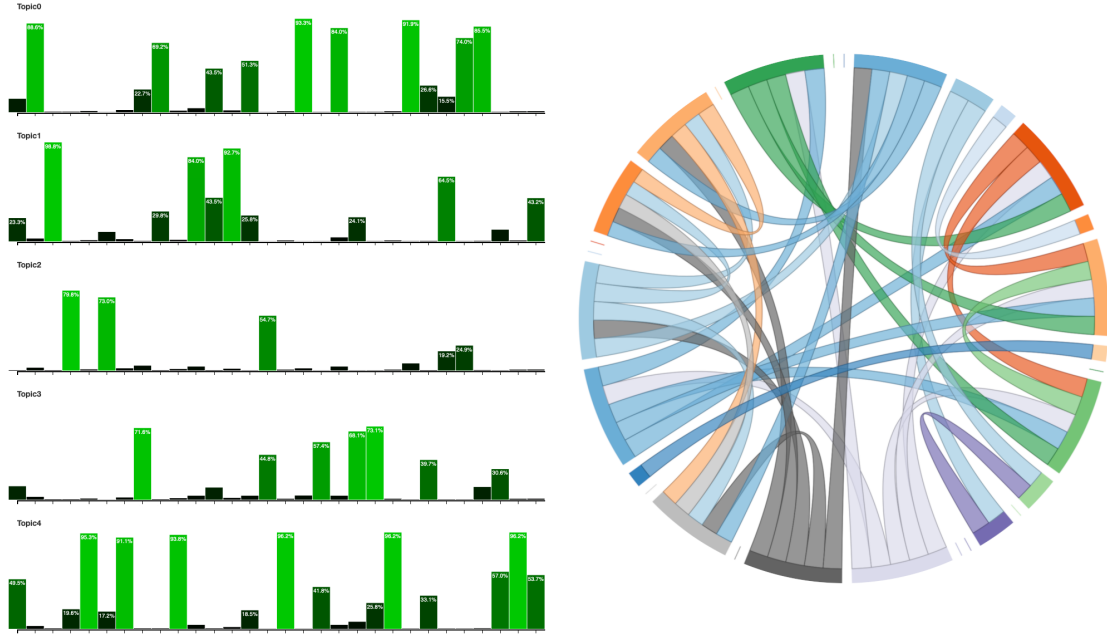


ABBILDUNG 57: THEMENVERLÄUFE UND ZUSAMMENHÄNGE ZWISCHEN MEDIEN BEI 70 PROZENT FILTERUNG UND ZUFÄLLIGER REIHENFOLGE DER THEMEN

schied der Klüftung der Themenverteilung über den Verlauf der Vorlesung im sortierten und unsortierten Zustand an je 20 weiteren Vorlesungen berechnet. Als Qualitätsmaß für die Klüftung der Themenverteilung wird eine einfache aber effiziente Hilfsfunktion gewählt. Es werden jeweils für die originale und die randomisierte Vorlesung die im Folgenden gezeigte “Roughness” berechnet und in Relation gesetzt. Die Berechnung der Roughness setzt sich zusammen aus der Summe der Differenzen der Themenzuordnungen θ aufeinanderfolgender Folien $d \in D$ für jeweilige Themen $k \in T$. Eine Roughness von 0 würde keine Klüftung bedeuten:

$$Roughness = \sum_{k=0}^T \sum_{d=0}^D |\theta_{d,k} - \theta_{d+1,k}| \quad (47)$$

Bei allen 20 Vorlesungen lag die berechnete Roughness bei randomisierter Folienfolge höher als bei der originalen Reihenfolge. Der Zuwachs der Klüftung im Vergleich der originalen zur randomisierten Folienfolge reichte von 18 % bis 272 %. Im Median gab es einen Zuwachs der Klüftung im unsortierten Zustand von 37,82 %. Im Mittelwert betrug dieser Zuwachs, bedingt durch die hohen Zwischenwerte, sogar 65,16 %. Die teils großen Ausreißer erzeugen eine Standardabweichung von 69,17 % auf den berechneten relativen Zuwachs an Themenstreuungen. Basierend auf der Annahme, dass innerhalb von Vorlesungen aufeinanderfolgende Folien häufig die gleichen Themen besitzen, lässt sich durch die zufällige Anordnung von Dokumenten und eine einhergehende Erhöhung der

Roughness auf einfache Art die Plausibilität der Ergebnisse untermauern. Der Einsatz von Topic Modells liefert gute Ergebnisse bei nicht allzu kurzen Texten. Auch wenn die Analyse von Vorlesungsfolien oft mit kurzen Texten stattfindet, besteht hier eine weitaus höhere Konsistenz in der Menge verwendeter Begriffe und Verteilung von Themen. Aus diesem Grund und wegen der Verwendung zusätzlicher Parameter wie Dirichlet Priors bietet das Verfahren gute Ergebnisse. Nichtsdestotrotz führen vereinzelt Folien mit Grafiken oder lediglich Überschriften zu Klassifikationsfehlern. Diese Folien müssen vorab gesondert behandelt werden.

Um die Annahme des gemeinsamen Auftretens von Themen zu stützen, wurde im Folgenden eine umfangreichere Analyse mit über 700 Folien, verteilt auf mehrere Veranstaltungen, durchgeführt. Auch hier wird das gehäufte Auftreten einzelner Themen im Verlauf der Vorlesung deutlich sichtbar.

7.3.2 SEMANTISCHE STRUKTUREN EINES MATHESEMESTERS

In einem weiteren Schritt werden die Ergebnisse einer Topic-Modeling-Inferenz mit LDA und STM auf einem neuen, sehr umfangreichen Foliensatz vorgestellt. Der an der Universität Rostock erstellte Foliensatz dient zur mathematischen Grundausbildung von Studenten. Er umfasst 778 Folien und vermittelt Wissen in den Bereichen Aussagenlogik, Durchführung von Beweisen, Lesen und Verfassen von Definitionen und gibt einen umfangreichen Überblick über Methoden der Kombinatorik und Lineare Algebra und vermittelt Grundlagen der Mengenlehre sowie Zahlen und Zahlbereiche. Im Zuge der folgenden Untersuchung werden folgende Annahmen überprüft:

- Die in Kapitel 6.2.3 beschriebenen Methoden erlauben die Bestimmung einer geeigneten Anzahl von Themen für eine Inferenz.
- Vorlesungen enthalten klar abgrenzbare Themenbereiche.
- Die Anordnung der Themen entsprechend der Inferenz aus Abschnitt 6.2.1 im Verlauf der Vorlesung approximiert die vom Autor intendierte Struktur von Lehrinhalten.
- Die für jeweilige Themen relevantesten Begriffe der β -Verteilungen erlauben Rückschlüsse auf Themenbereiche der Vorlesung.
- Die Verteilung und Relationen der Themen über die Vorlesung entsprechend der in Abschnitt 6.3 beschriebenen Kontexte spiegeln thematische Zusammenhänge im Inhalt der Vorlesung (im Bereich der Mathematik) wider.

Die Bestimmung einer geeigneten Themenanzahl Zur Bestimmung der geeigneten Themenanzahl dient eine sogenannte “Ground Truth”. Diese spiegelt das für die

Inferenz angenommenen optimale Ergebnis wieder. Für die Vorlesung existiert ein Kurs im LMS “Ilias” der Universität Rostock. In ihm sind die Inhalte der Vorlesung in einzelne Lehreinheiten unterteilt. Insgesamt existieren im Ilias 54 Einheiten. Eine weitere Möglichkeit ergibt sich durch die Zählung der Zwischenüberschriften. Der Aufbau der Vorlesung gestaltet sich entsprechend Abbildung 58 wie folgt: Es ergeben sich die 9

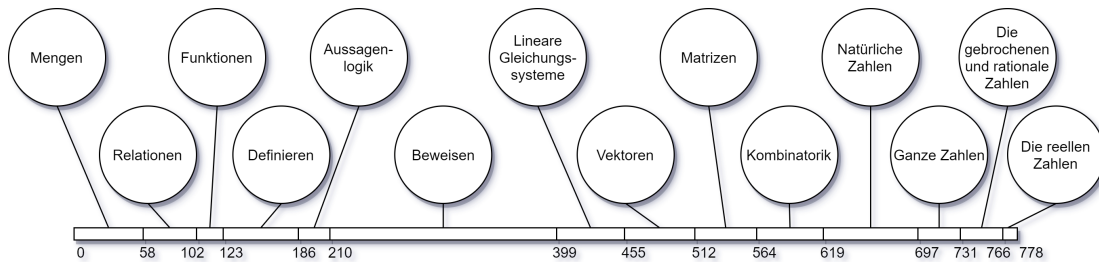


ABBILDUNG 58: STRUKTUR DER VORLESUNG LAUT ÜBERSCHRIFTEN.

großen Bereiche Aussagenlogik, Beweise, Definitionen, Kombinatorik, Lineare Algebra, Mengen, Funktionen, Relationen und Zahlen und Zahlenbereiche. Hierbei sind die Bereiche Lineare Algebra, Mengen, Funktionen, Relationen, Zahlen und Zahlbereiche jeweils sehr umfangreich und durch mehrere Überschriften unterteilt. Werden alle Überschriften zusammengezählt, ergibt sich eine Gesamtzahl von knapp 60 Teilbereichen.

Abbildung 59 zeigt die in 3.3.4 beschriebenen Gütekriterien für die Bestimmung einer geeigneten Anzahl von Themen. Diese zeigen eine gute Verteilung von Themen im Bereich um 55. Dies entspricht (vielleicht zufällig) der gezählten Anzahl enthaltener Überschriften. Die nähere Betrachtung der Lower Bound beziehungsweise der ihr gegenüberstehenden Divergenz zwischen den Themen zeigt unter der Verwendung der in Abschnitt 6.3.1 beschriebenen Jensen-Shannon Divergenz, dass bereits ab einer Themenanzahl von 14 Themen eine zunehmende Überlagerung der Wortverteilungen zu erkennen ist. Die semantische Kohärenz der Themen, bestimmt durch die thematische Übereinstimmung der häufigsten Wörter innerhalb eines Themas, ist an der Größe jeweiliger Flächen ablesbar [Kapadia, 2019]. Die Visualisierung, implementiert in LDAvis [Sievert and Shirley, 2014], zeigt dies unter Verwendung dieser Divergenz in Abbildung 60. Bei einer LDA-Inferenz mit 14 Themen erzeugte die zufällige Anordnung einen 61,7 prozentigen Anstieg der in Formel 47 beschriebenen Roughness. Ausgehend von der Annahme, dass themenverwandte Inhalte beieinander liegen, ist auch hier eine deutliche Verbesserung im Ergebnis (eine Zunahme des Clusterings) bei sortierter Folienreihenfolge zu erkennen. Abbildung 61 zeigt dies in einem zufällig gewählten Ausschnitt des Ergebnisses der Themen-Dokument-Verteilung im Verlauf der Vorlesung.

Semantische Themen von Lehrinhalten Im Vergleich mit der dem Lehrmaterial anhand enthaltener Überschriften entnommenen Struktur (vgl. Abbildung 58) besitzen

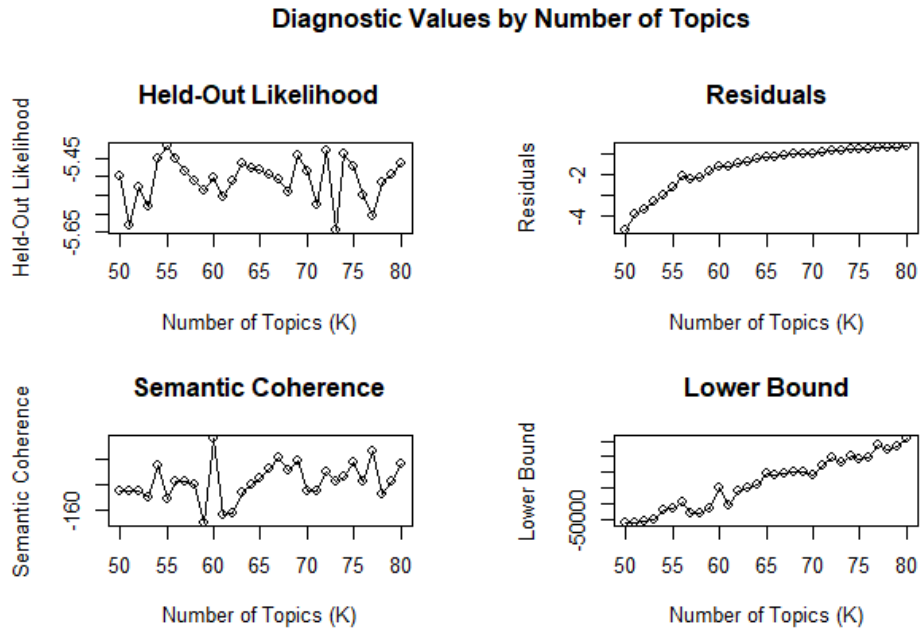


ABBILDUNG 59: BESTIMMUNG VON THEMENANZAHL DURCH MODELFITTING.

die in Abbildung 61 gezeigten Themen von oben nach unten die folgenden Begriffe mit höchsten Häufigkeiten aus einem umfangreichen Vokabular von 3028 möglichen Wörtern: Die in dieser Tabelle gezeigten Begriffe sind aufgrund des durchgeführten Stemming

Thema 0	Thema 1	Thema 2	Thema 3	Thema 4
zahl	gleichung	relation	linear	objekt
definition	erst	menge	gleichung	geht
ganz	umstell	beispiel	lösung	möglich
natur	schritt	gilt	vektor	worum
äquivalenzrelation	additionsverfahren	rechn	gleichungssystem	abcd
reell	reduktion	reflexiv	variable	bestimmt

TABELLE 5: DIE HÄUFIGSTEN WÖRTER DER FÜNF GEZEIGTEN THEMEN AUS ABBILDUNG 61

auf ihre Wortstämme reduziert. Vereinzelt auftretende Artefakte ohne semantische Bedeutung wurden herausgefiltert. Subjektiv interpretiert befindet sich das Thema 0 im Bereich von Definitionen und am Ende im Bereich der natürlichen, ganzen, gebrochenen und reellen Zahlen. Die in Tabelle 5 gezeigten Wörter für Thema 0 zeigen einen deutlichen Zusammenhang mit den anhand vergebener Überschriften ermittelten Bereichen. Dasselbe gilt für Thema zwei im Bereich der Gleichungssysteme, Thema 2 im Bereich der Mengen und Relationen, Thema 3 im Bereich von Vektoren und Gleichungssystemen sowie Thema 4 im Bereich der Kombinatorik. Überdies zeichnen sich Relationen

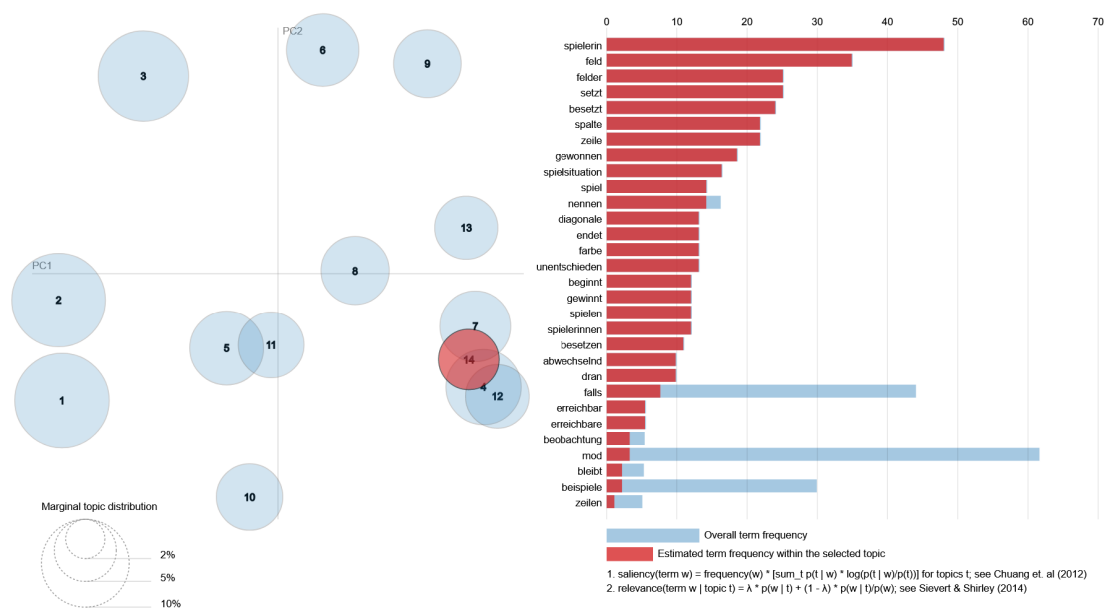


ABBILDUNG 60: LINKS: DIE ABSTÄNDE VON THEMEN ANHAND DER JENSEN-SHANNON DIVERGENZ IM MULTIDIMENSIONALEN SCALING. RECHTS: DIE WORTVERTEILUNG FÜR THEMA 5 IN ABHÄNGIGKEIT ZUR RELEVANZ DER BEGRIFFE IM GESAMTEN KORPUS

zwischen Fachgebieten ab. So besitzen Aussagen im Bereich der Funktionen und Definitionen laut dem inferierten Thema 0 Übereinstimmungen mit den Inhalten der Bereiche der natürlichen, ganzen, gebrochenen und reellen Zahlen. Thema 1 mit dem Schwerpunkt auf die Lösung linearer Gleichungssysteme und auf die Arbeit mit Vektoren hat hingegen nur wenig Schnittpunkte mit den übrigen Inhalten des Mathekurses. Andere Themen wie Thema 3 zeigen wiederum, dass die Bereiche linearer Gleichungssysteme, Vektoren und in leicht abgeschwächter Form Matrizen inhaltliche Schnittpunkte aufweisen.

Eine offensichtliche Limitierung dieses Ansatzes scheint die bedingt präzise Beschreibung von Themen. Es kann bei Maschinenlernverfahren gerade im Umfeld der natürlichen Sprache kaum eine exakte Benennung des Themas erwartet werden. Dennoch geben die jeweils relevantesten Begriffe eines Themas einen guten Einblick in den semantischen Kern eines Themas. Zusätzlich sind die statistischen Ergebnisse in automatischen Auswertungsverfahren gut verwertbar. Eine korrekte subjektive Interpretation setzt ein Vorwissen des Interpretierenden voraus. Die Aussagekraft der relevantesten Begriffe wurde im Folgenden mit dem Autor der Vorlesung evaluiert.

Interpretierbarkeit inferierter Themen Um die Interpretierbarkeit der relevantesten Begriffe zu überprüfen, wurden in einem qualitativen Test dem Autor der Vorlesung die jeweils 20 relevantesten Begriffe aller 14 Themen vorgelegt. Hierbei wurden in den jeweils 20 Begriffen enthaltene Artefakte wie Bruchstücke von Gleichungen beispielsweise vereinzelte Variablenkonstrukte entfernt, wodurch sich die Anzahl der jeweils zu

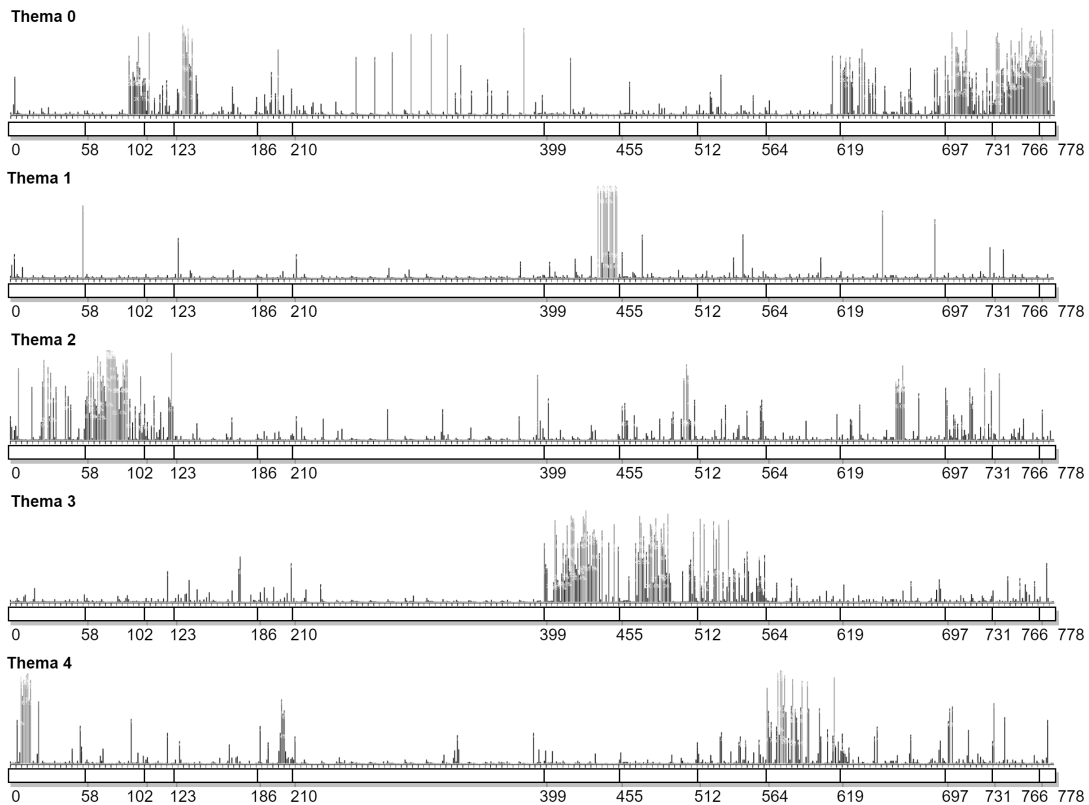


ABBILDUNG 61: AUSSCHNITT VON 5 DER 14 INFERIERTEN THEMEN ÜBER DIE VERTEILUNG DES AUFTRETENS IM VERLAUF DER 778 VORLESUNGSFOLIEN.

klassifizierenden Begriffe weiter verringerte. Die Aufgabe des Autors bestand darin, die jeweiligen Begriffe in den in Abbildung 58 gezeigten Vorlesungsverlauf einzuordnen. Ziel war es, den Grad der Übereinstimmung mit der in Abbildung 61 gezeigten, inferierten Themenverteilung zu ermitteln. Abbildung 62 zeigt anhand der schwarzen Balken die Einordnung der jeweiligen Begriffe durch den Dozenten in die Themenbereiche seiner Vorlesung. Der in Abbildung 62 dargestellte Ausschnitt dieser Zuordnung zeigt deutlich, dass bereits wenige Wörter dem Autor eine gute Einordnung des durch die Begriffe definierten Themas in die Bereiche der eigenen Vorlesung ermöglichten. Das teilweise inferierte Vorkommen von Themen ohne zugeordnete Wörter ist auf das Fehlen von Begriffen entsprechender Bereiche in den zuzuordnenden 20 Ausdrücken zurückzuführen. Der hier gezeigte Ausschnitt wurde zufällig vor Durchführung dieses Tests gewählt. Die Zuordnung der Wörter für die übrigen Themenverläufe liefern übereinstimmende Ergebnisse. Die Ergebnisse sind qualitativ als stimmig zu bewerten. Für eine quantitative Aussage ist die Durchführung einer Messung mit einer höheren Anzahl an Vorlesungen und Autoren notwendig.

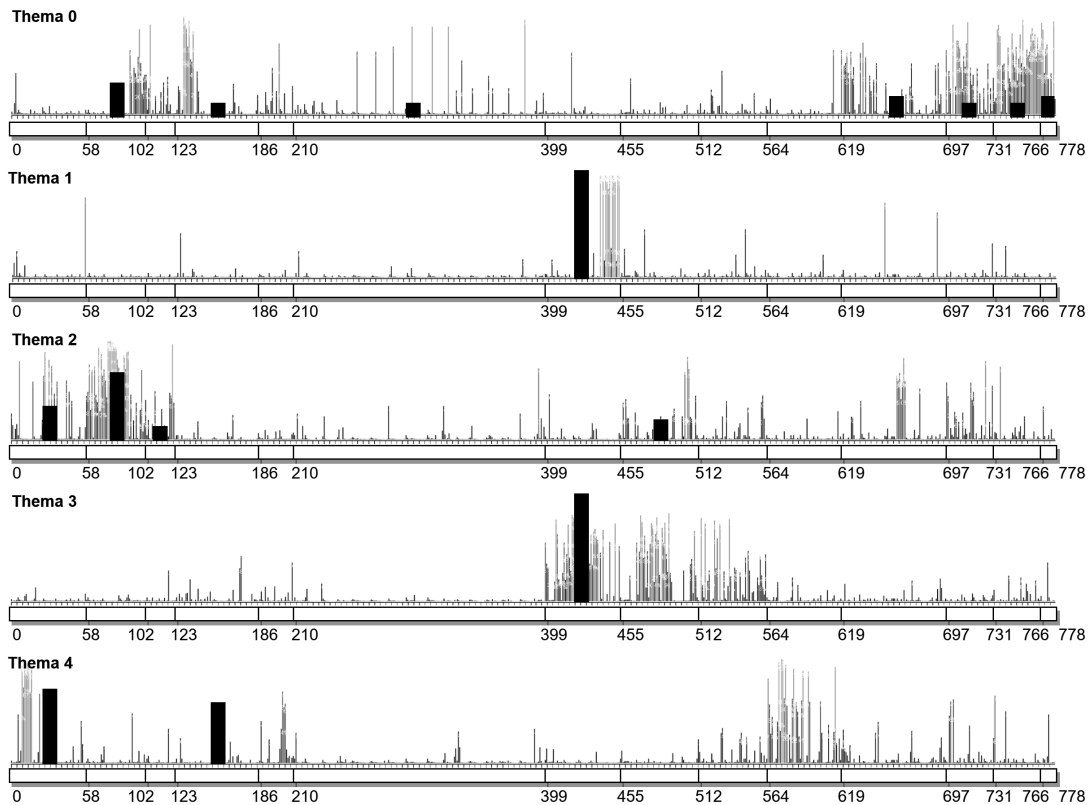


ABBILDUNG 62: VERTEILUNG INFERIERTER, RELEVANTE FACHBEGRIFFE IN DEN VERLAUF DER VORLESUNG DURCH DEN AUTOR.

Relationen semantischer Lehrthemen Abschnitt 6.3.1 beschrieb eine Methode zur Berechnung assoziativer Verbindungen zwischen inferierten Themen. Dieser Algorithmus berechnete den Grad der assoziativen Verbindung anhand des gemeinsamen Auftretens von Themen auf den Vorlesungsfolien des Semesters. Diese treten im Verlauf einer Vorlesung bei fließenden Themenübergängen auf. Zwischen den Themen 0 bis 4 ergeben sich die folgenden assoziativen Verknüpfungen:

Themen	$0 \leftrightarrow 1$	$0 \leftrightarrow 2$	$0 \leftrightarrow 3$	$0 \leftrightarrow 4$	$1 \leftrightarrow 2$	$1 \leftrightarrow 3$	$1 \leftrightarrow 4$	$2 \leftrightarrow 3$	$2 \leftrightarrow 4$	$3 \leftrightarrow 4$
$\Sigma_{lec}(a, b)$	0,146	0,202	0,177	0,171	0,146	0,155	0,142	0,165	0,154	0,162

TABELLE 6: ASSOZIATIONEN ZWISCHEN DEN FÜNF THEMEN DER ABBILDUNG 61

Laut Tabelle 6 besitzen die Themen 0 und 2 die stärkste und die Themen 1 und 2 die schwächste assoziative Verbindung. Die Stärke der Verbindung zwischen Thema 0 und 2 lässt sich qualitativ durch die Gemeinsamkeiten der Mengenlehre und der Definition von Zahlenbereichen erklären. Ein Blick auf die Tabelle zeigt, dass Gemeinsamkeiten im Bereich der relationalen Begrifflichkeiten liegen.

Die schwächere Bindung zwischen Thema 2 und 4 lässt sich durch die geringe Übereinstimmung von Inhalten zwischen Mengenlehre und Kombinatorik erklären. Diese bei-

den Themen treten im Verlauf der Vorlesung seltener gemeinsam in Lehrinhalten in Erscheinung.

7.4 ZUSAMMENFASSUNG

Ein Vergleich von Modellen und Modellergebnissen mit natürlichen, menschlichen Aktivitäten und Zuständen ist eine nicht triviale Herausforderung. Dennoch zeigten die verschiedenen Evaluationen dieses Kapitels eine deutliche Plausibilität entwickelter Ergebnisse.

Begonnen wurde mit der Untersuchung zu intuitiven Darstellungsformen mentaler Modelle. Es wurde gezeigt, dass Studenten ihr Wissen überwiegend in hierarchischen Strukturen organisieren. Lehrinhalte wurden intuitiv jeweils einem Fachbegriff zugeordnet. Eine Verknüpfungsleistung über die hierarchische Organisation von Fachbegriffen hinaus war nur rudimentär vorhanden. Die Ergebnisse dieser Evaluation unterstützen mitunter die Ableitung der in Kapitel 4 eingeführten mentalen Modelle in Form von Topic Maps.

Die erste Evaluation des in Kapitel 5 vorgestellten Prototyps bestätigte die Ergebnisse der Untersuchung zu intuitiven mentalen Modellen. Im Rahmen dieser Evaluation wurden Schwierigkeiten im sinnerfassenden Verstehen von Vorlesungsinhalten deutlich. Dies wurde verstärkt durch eine hohe Passivität der Studenten bei gleichzeitig geringer Leistung im Erstellen von Folksonomien. Die zweite Evaluation des in Kapitel 5 vorgestellten Prototyps bestätigte die Ergebnisse und offenbarte eine weitere Zunahme der Passivität des Lernalers im Homeschooling.

Zwei weitere Evaluationen befassten sich mit den in Kapitel 6 beschriebenen Methoden zur Inferenz semantischer Strukturen aus Vorlesungsmaterialien. Begonnen wurde mit der Annahme, dass themenverwandte Informationen im Verlauf der Vorlesung beieinander liegen. An 20 Vorlesungen wurde gezeigt, dass eine zufällige Veränderung der Reihenfolge von Vorlesungsinhalten zu einer deutlich erhöhten Streuung erkannter Themen im Verlauf der Vorlesung führt. In einer weiteren Evaluation wurden die in dieser Arbeit vorgestellten Metriken an einem umfangreichen Datensatz mit 778 Folien untersucht und diskutiert. Es konnte schlüssig gezeigt werden, dass die Ergebnisse der verwendeten Methoden die zugrunde liegenden Thesen erfüllen.

8 ZUSAMMENFASSUNG UND AUSBLICK

Im Folgenden werden die Ergebnisse dieser Arbeit zusammengefasst und bezüglich der eingangs formulierten Thesen ausgewertet.

8.1 ZUSAMMENFASSUNG

Ziel dieser Arbeit war es, den Lehr- und Lernprozess durch den Einsatz automatischer Verfahren zu analysieren. Hierzu war es notwendig, aktuelle bildungswissenschaftliche Grundlagen zu Lehr- und Lerntheorien zu untersuchen, die für die Erfassung von Lehr- und Lernaktivitäten im digitalen Umfeld geeignet sind. Für eine Nutzung dieser Theorien in automatisierten Verfahren wurden die identifizierten Bausteine, wie die Beschreibung von Wissen, Informationen und Daten sowie die entsprechenden Prozesse zur Rezeption von Lehrinhalten durch Studierende und zur Erstellung von Lehrinhalten durch Dozenten in formale Modelle überführt. Anschließend wurden auf Basis dieser Modelle Werkzeuge zur Analyse von Lern- und Lehrprozesse konzipiert, umgesetzt und evaluiert.

Begonnen wurde in Kapitel 2 mit der Analyse zum State of the Art aktueller Lern- und Lehrplattformen. Nach einer kurzen Motivation zur Relevanz der Beobachtung von Lernaktivitäten für den Erfolg der Lehre bestätigt Kapitel 2 die einführend genannten Thesen 1 bis 3 bezüglich der Fähigkeit aktueller Lehrsysteme in Bezug auf die Beobachtung von Lehraktivitäten im Kontext involvierter Lehrinhalte. Es wurde festgestellt, dass aktuell im Einsatz befindliche Systeme keine ausreichende Unterstützung für die Beobachtung und Analyse von Lernaktivitäten in heterogenen Umgebungen bieten. Ein Großteil aktueller Beobachtungen beschränkt sich auf die Messung von Verweildauern auf Lehrmedien beziehungsweise die Klassifikation Studierender durch Assessments oder Metainformationen. Mit Zunahme der verfügbaren Beobachtungstiefe im Zuge des Learning Analytics erhöhen sich in aktuellen Systemen der Grad der Spezialisierung angebotener Lehrinhalte für jeweilige Plattformen. Dies gilt auch für die Verbindung zwischen der Beobachtung von Lernaktivitäten und involvierten Lehrinhalten. Weiterhin fehlt es bei der Umsetzung der Beobachtung von Lernaktivitäten an lerntheoretischen Grundlagen. So kommen im Rahmen des Learning Analytics Messverfahren und Metriken zum Einsatz, deren Ursprung im Nutzertracking allgemeiner Webinhalte beziehungsweise e-Commerce Plattformen liegen. Die Untersuchung in Kapitel 2 begründet die Notwendigkeit zur Schaffung eines generischen Systems, ausgehend von etablierten lerntheoretischen Methoden, zur Beobachtung von Lernaktivitäten. Weiterhin begründet sie die Notwendigkeit zur Entwicklung einer Methode für die Inferenz eines semantischen Beobachtungskontexts aus generischen, nicht annotierten Lehrinhalten.

In den folgenden Schritten ging es darum, für den Einsatz in digitalen Lehrplattformen passende bildungswissenschaftliche Grundlagen zu identifizieren. Hierzu gehörten entsprechende Prozesse zur Interpretation von Beobachtungen an Lernenden und men-

talenen Abläufen bei der Erstellung von Lehrinhalten. Kapitel 3 stellte entsprechende Theorien vor und diskutierte sie im Kontext dieser Arbeit. Es wurden Definitionen von Wissen, Informationen und Daten zusammengetragen sowie verschiedene Ebenen des Verständnisses und Prozesse der Assoziation und Akkomodation von Informationen durch Lernende beleuchtet. Im Zuge der Abbildung von Lernprozessen auf beobachtbare Interaktionen wurde die Generative Lerntheorie in Verbindung mit sogenannten Coding-Strategien diskutiert. Weiterhin wurden in diesem Kapitel Grundlagen für die Inferenz auf natürlichen Sprachen vorgestellt.

Kapitel 4 formalisierte die in Kapitel 3 zusammengetragenen Theorien für den Einsatz in digitalen Systemen. Kapitel 4 bildet somit die Brücke zwischen den in Kapitel 3 zusammengetragenen bildungswissenschaftlichen Grundlagen und dem anschließenden Einsatz in automatischen Analysemethoden bis hin zur Konzeption und zur praktischen Umsetzung des Scarlett Prototypen. Kapitel 4 bestätigte die Thesen 4 bis 6 zur formalen Beschreibbarkeit der in Kapitel 3 zusammengetragenen Theorien und Definitionen. Gemäß These 6 wurde ein Modell zur Abbildung semantischer Informationsstrukturen in Studierenden und Dozenten definiert, in welches die folgenden Kapitel 5 und 6 ihre Ergebnisse abbildeten.

Kapitel 5 befasste sich mit der Beobachtung von Lernaktivitäten. Dieser Schritt wurde als Übertragung von Stimuli eines Informationsflusses in ein Wissensmodell zusammengefasst. Ausgehend von den in Kapitel 3 beschriebenen Theorien und deren abgeleiteten Formalismen aus Kapitel 4 wurden entlang der Thesen 8 bis 10 Annahmen und Anforderungen für die Konzeption und Umsetzung einer Beobachtungsschnittstelle zur Analyse von Lernprozessen am Beispielszenario einer Vorlesung zusammengetragen. Die hieraus entstanden Prototypen Scarlett-Audience und -Präsentation wurden im Kontext der Abbildung von Coding-Strategien auf Assoziationsprozesse im Lernvorgang vorgestellt und diskutiert. Anschließend wurden die entwickelten Methoden und Parameter zur Analyse von Lernaktivitäten erfolgreich auf das in Kapitel 4 eingeführte mentale Modell übertragen.

Kapitel 6 befasste sich mit der Inferenz semantischer Strukturen aus Lehrmaterialien. Dieser Prozessabschnitt wurde als Transformation von Wissen aus einem Expertenmodell in einen kommunizierbaren Informationsfluss zusammengefasst. Entlang der Thesen 11 bis 13 und der in Kapitel 4 formalisierten Prozesse zur Erstellung von Lehrmaterialien wurden Anforderungen definiert, anhand derer mit Hilfe der in Kapitel 3 eingeführten Verfahren des Natural Language Processings semantische Informationsstrukturen aus Lehrmaterialien inferiert wurden. Verschiedene Methoden zur Inferenz semantischer Themen und Relationen wurden untersucht und Möglichkeiten der Visualisierung von Strukturinformationen über Lehrinhalte vorgestellt. Zur Abbildung inferierter Strukturen auf ein dem Ausgangsmaterial zugrundeliegenden mentalen Konzepts wurden die identifizierten und entwickelten Parameter anschließend erfolgreich auf das

in Kapitel 4 eingeführte mentale Modell abgebildet.

Kapitel 7 befasste sich mit der Evaluation der Ergebnisse aus den Kapiteln 4, 5 und 6. Das in Kapitel 4 vorgestellte mentale Modell wurde durch eine Untersuchung positiv in Bezug auf These 7 bestätigt. Die Evaluation der Prototypen zur Beobachtung von Lernaktivitäten entsprechend der Thesen 8 bis 10 aus Kapitel 5 stellte sich als herausfordernd dar. Anhand einer hohen Passivität der Probanden war es im Rahmen mehrerer Evaluationen nur knapp möglich, einen positiven Trend für besagte Thesen zu ermitteln. Die anschließende Evaluation zur Inferenz mentaler Modelle aus nicht annotierten Lehrmaterialien, beschrieben in Kapitel 6, bestätigte hingegen deutlich die aufgestellten Thesen 11 bis 13. Sowohl die Evaluation am Dozenten als auch Untersuchungen an der semantischen Struktur der Lehrmaterialien zeigten eine deutliche Bestätigung getroffener Annahmen.

8.2 AUSBLICK

Die Arbeit im Forschungsgebiet der Beobachtung von Lehr- und Lernprozessen liefert eine Vielzahl neuer offener Fragestellungen. Diese treten sowohl im bildungswissenschaftlichen Bereich zur Beobachtung von Lernprozessen als auch im technischen Bereich bei der Inferenz von Informationsstrukturen in Lehrmaterialien auf. Einige dieser Fragen werden hier zusammengetragen und erste Ansätze diskutiert.

Bildungswissenschaftliche Auswertung Diese Arbeit entstand im Kontext der Informatik. Es wurde bei der Bearbeitung der Thesen auf bildungswissenschaftliche Grundlagen zurückgegriffen. Eine vollständige bildungswissenschaftliche Beurteilung der Ergebnisse und Metriken dieses Werkzeugs als Sensor im Lehr- und Lernprozess wurde im Rahmen dieser Arbeit nicht vollumfänglich durchgeführt. Weitere Untersuchungen des Werkzeugs und seiner Messergebnisse im Bereich der Kommunikations- und Bildungswissenschaften werden zeigen, welche Auswirkungen die Aktivierung und Beobachtung des Lernenden bei der Verarbeitung von Lerninhalten in Bezug auf eine Verbesserung des Lehr- und Lernerfolgs durch eine Anpassung des Lehrprozesses an die Bedürfnisse des Lernenden hat.

In [Nicolay et al., 2015a] gibt die Beschreibung des selbstständigen, studierendenzentrierten Lernens einen Überblick über die verschiedenen Phasen des Lernens. Hierbei wird der Einsatz zur Beobachtung von Coding-Strategien über das in dieser Arbeit als Beispiel gewählte Szenario des Wissenstransfers in Vorlesungen hinaus beschrieben. Eine Verschiebung des Lernprozesses vom passiven Konsum von Informationen hin zu einer aktiven Auseinandersetzung mit Lehrinhalten ist durch aktuelle Techniken sehr gut umsetzbar. Die generischen Methoden dieser Arbeit liefern hierfür einen guten Ausgangspunkt. Entsprechend der in [Biggs and Tang, 2011] beschriebenen Qualitätsmerkmale im Lehr- und Lernprozess zur Verbesserung der Selbstwahrnehmung im Lernprozess und

Rückkopplung von Lernerfolg zur Anpassung der Lehre sind weitere Untersuchungen zur Umsetzung von Coding-Strategien über das in Abschnitt 5.2.3 beschriebene Marking, Linking und Conflicting hinaus notwendig. Dies schließt eine Ausweitung der Untersuchungen auf weitere Lehr- und Lernszenarios sowie verschiedene Phasen des Lernprozesses wie der Wissensanalyse und -elaboration ein.

Weiterhin ist zu untersuchen, inwieweit inferierte semantischen Strukturen im Lehrmaterial Aussagen über Zielorientierung, Qualität und Verfügbarkeit verwendeter Ressourcen ermöglichen.

Nutzung inferierter Modelle für das Knowledge Tracing Knowledge-Tracing-Modelle bieten einen vielversprechenden Ausgangspunkt zur Einbindung inferierter semantischer Modelle in aktuelle Methoden des Learning Analytics. Abschnitt 3.2.2 beschreibt die Grundlagen des Knowledge Tracings.

Der folgende Ausblick beschreibt die Verbindung der Daten des Dozenten- und Studentenmodells zur Identifikation von Skills und zur Approximation von Lernerfolgen im Rahmen des Knowledge Tracings. Dieser Ansatz (im Detail in [Nicolay and Martens, 2020] dargestellt) ist in Abbildung 63 skizziert. Unter der Annahme einer bijektiven Rela-

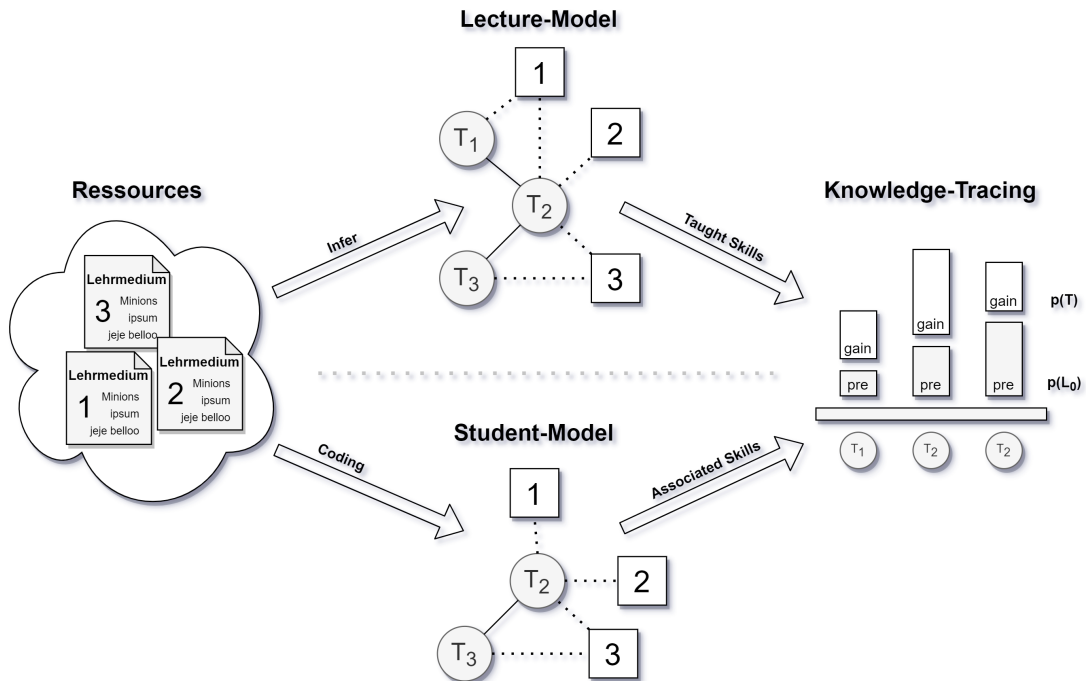


ABBILDUNG 63: DIE VERWENDUNG DER IN KAPITEL 5 UND 6 BESCHRIEBENEN MODELLE ZUR BESTIMMUNG VON SKILLS UND SKILL-INTERAKTIONEN IM RAHMEN KNOWLEDGE-TRACINGS

tion zwischen Themen- und Skillraum geht der in Abbildung 63 dargestellte Ansatz auf zwei Faktoren des Knowledge Tracings ein: Zum einen auf den Wechsel von einer

prüfungsbasierten Methode zur Messung erfolgreicher Anwendungen von Skills hin zur beobachtungsorientierten Analyse von Interaktionen am Lehrstoff mit Hilfe des in Kapitel 5 beschriebenen Studentenmodells. Zum anderen auf die Unterstützung bei der automatischen Identifikation relevanter Skills aus bestehendem Lehrstoff mit Hilfe des in Kapitel 6 beschriebenen inferierten Dozentenmodells.

Während im Knowledge-Tracing der Erfolg der Anwendung von Skills Aussagen über die Kompetenz und den Lernfortschritt von Studenten im Umgang mit Fähigkeiten erlaubt, ermöglicht das in dieser Arbeit vorgestellte Studentenmodell Aussagen über die generative Verarbeitung themenrelevanter Informationen. Korrelieren Themen- und Skillraum, erlaubt die Beobachtung von Identifikations-, Verknüpfungs- und Organisationsprozessen im Lernszenario Aussagen über einen Zuwachs von Fähigkeiten entsprechender Skills zu formulieren. Ein erster Ansatz ist in [Pirolli and Kairam, 2013] beschrieben. Dieser Ansatz misst den Lernzuwachs für Skills Studierender durch die Zählung dem Skill zugeordneter gelesener Webinhalte. Das in Kapitel 5 vorgestellte Modell erlaubt detailliertere Aussagen über die Lernaktivitäten an mit Lehrinhalten verbundenen Themen. Bei einer angenommenen Abbildung des Themenraums in den Skillraum können so mit Hilfe aufgezeichneter Lernaktivitäten feingranularere Aussagen über den Lernprozess an verbundenen Skills getroffen werden.

Weiterhin ermöglicht die Annahme zur Relation von Themen- und Skillraum die Nutzung der in Kapitel 6 vorgestellten Inferenzmethoden zur automatischen Unterstützung der Identifikation von Skills und deren Relationen. Die hinzukommend inferierten Relationen zwischen Skills erlauben darüber hinaus eine Analyse von Wechselwirkungen zwischen Fähigkeiten sowohl im Bereich notwendiger Vorkenntnisse als auch im Bereich der gegenseitigen Unterstützung im Lernzuwachs.

Die Abbildung inferierter Modelle auf Knowledge Spaces Die in Abschnitt 3.2.2 vorgestellten Knowledge Spaces beschreiben eine Struktur zur Abbildung von Wissensgebieten. Das bereits 1985 vorgestellte Modell [Doignon and Falmagne, 1985] ermöglicht die Zerlegung eines Fachgebiets in einzelne Fähigkeiten und eine Darstellung ihrer Abhängigkeiten im Lerndiagramm.

Bereits bei der Einführung der Knowledge Spaces wird der Begriff Topics für lernbare Problemtypen verwendet. Das in Kapitel 6 vorgestellte Verfahren identifiziert semantische Topics bei der Inferenz auf Lehrtexten. Eine Abbildung der im Knowledge Space beschriebenen Problemtypen auf inferierten, semantischen Themen ist gut umsetzbar.

Werden die Informationen über Abhängigkeiten von Problemfeldern mit den Inferenzergebnissen an Themen und Relationen aus Kapitel 6 verglichen, lassen sich Abschätzungen zur Korrelationen von Lehrplan und dem eingesetzten Lehrmaterial ermitteln. Auch die Identifikation der bearbeiteten Themen durch die in Kapitel 5 beschriebene Beobachtung Lernender liefert kompatible Beobachtungen zur Bestimmung bearbeiteter

Items und zum Zustand der Qualifikation eines Lernenden im Knowledge Space.

In entgegengesetzter Richtung liefern die Ergebnisse der Inferenz zu Themen und Relationen auf Lehrmitteln Aussagen über enthaltene Lehrpfade durch Problembereiche. Die in Abschnitt 6.5 in Abbildung 52 angedeutete temporale Kohärenz, eine Relation zwischen inferierten Themen aufgrund des hintereinander auftretendes in Lehrveranstaltungen, erlaubt Abschätzungen über Vor- und Nachbedingungen zwischen möglichen Items des Knowledge Spaces anhand der Analyse verwendeten Lehrmaterials.

Erweiterung der Inferenzmethoden Die Methoden zur Inferenz semantischer Strukturen aus Lehrmaterial sind sehr vielfältig. Der in dieser Arbeit verwendete Ansatz zur Nutzung des Topic Modelings ist bei der Analyse von Texten natürlicher Sprache ein effektives Werkzeug. Neben der Nutzung anderer Verfahren zur Inferenz von Informationsstrukturen bietet die Nutzung des Topic Modelings weitere Fragestellungen, die im Rahmen dieser Arbeit nicht in vollendeter Tiefe bearbeitet werden konnten. Einige dieser Fragen sind:

- Die Bestimmung eines eindeutigen Verfahrens zur Festlegung einer optimalen zu inferierenden Themenanzahl
- Die Beobachtung der Veränderungen von Themen und Relationen über die Zeit
- Die Inklusion von Metadaten verschiedener Lehrmedien

Die Evaluation in Abschnitt 7.3.2 zeigt, dass die Bestimmung der korrekten Themenanzahl weiterhin eine Herausforderung in sich birgt. Zwar erlauben die in Abschnitt 3.3.4 beschriebenen Methoden das Treffen von Aussagen zum Fitting berechneter Modelle, dennoch belegen Studien von [Chang et al., 2009], dass einzig der Mensch in der Lage ist, eine qualitativ gute Schätzung zur geeigneten Themenanzahl zu liefern. Die Evaluation in Abschnitt 7.3.2 zeigte, dass erst der Einsatz der in 6.3.1 beschriebenen Jensen-Shannon-Divergenz zu einer sinnvollen Eingrenzung der Themenanzahl führte. Zukünftige Untersuchungen können die Schätzung einer geeigneten Themenanzahl durch eine geeignete Kombination vorgestellter und weiterer Methoden optimieren.

Ein Ansatz zur Modellierung von Themenevolution wurde in Abschnitt 6.4.2 vorgestellt. Zwar wurden im Rahmen dieser Arbeit Verfahren des Dynamic Topic Modelings untersucht und in den Prototypen integriert, dennoch unterliegt das vorgestellte Verfahren einigen Einschränkungen. Dynamic Topic Modells besitzen zwar eine Dynamik in der Definition und Zuordnung der Themen, ermöglichen jedoch nativ keine Änderung der Themenanzahl über die Zeit. Abschnitt 6.4.2 nennt viele weitere Ansätze für dynamische, zeitabhängige Topic Modells. Eine weiterführende Untersuchung dieser Verfahren im Kontext der Lehre kann weitere Prozesse der Relationsbildung zwischen Lehrthemen und Lehrinhalten über den Verlauf von Lehrveranstaltungen aufzeigen.

Abschnitt 6.4 nennt Methoden zur Einbindung verschiedener Metadaten in den Inferenzprozess auf Vorlesungsinhalten. Die Ergebnisse dieser Arbeit lassen sich auf verschiedene Lehrszenarios übertragen. Der Einsatz vorgestellter Inferenzmethoden beispielsweise in digitalen Lehrplattformen mit Unterstützung von Learning Objects erlaubt die Integration weiterer Metadaten. Untersuchungen im Bereich der Integration semantischer Inferenzmechanismen in existierende digitale Lehrplattformen können die ermittelten Dozenten- und Studentenmodelle mit Hilfe dieser Daten weiter elaborieren.

LITERATUR

- [Ahmed and Xing, 2012] Ahmed, A. and Xing, E. P. (2012). Timeline: A Dynamic Hierarchical Dirichlet Process Model for Recovering Birth/Death and Evolution of Topics in Text Stream. *CoRR*, abs/1203.3463.
- [Alley and Neeley, 2005] Alley, M. and Neeley, K. A. (2005). Rethinking the design of presentation slides: A case for sentence headlines and visual evidence. *Technical Communication*, 52(4):417–426.
- [Anderson, 2013] Anderson, J. R. (2013). *The adaptive character of thought*. Psychology Press.
- [Anderson and Bower, 2014] Anderson, J. R. and Bower, G. H. (2014). *Human associative memory*. The experimental psychology series. Psychology Press, New York.
- [Arvai, 2019] Arvai, P. (2019). Prezi - Ideas matter: <http://perma.cc/X85P-EPLG>.
- [Aschaffenburg, 1895] Aschaffenburg, G. (1895). *Experimentelle studien über Association*. Experimentelle studien über association. Engelmann.
- [AWS Amazon, 2020] AWS Amazon (2020). Amazon Transcribe: Machine Learning on AWS.
- [Azevedo et al., 2017] Azevedo, J. M., Torres, C., Lopes, A. P., and Babo, L. (2017). Learning Analytics: A Way to Monitoring and Improving Students’ Learning. In *Proceedings of the 9th International Conference on Computer Supported Education*, pages 641–648. SCITEPRESS - Science and Technology Publications.
- [Baeten et al., 2016] Baeten, M., Dochy, F., Struyven, K., Parmentier, E., and Vanderbruggen, A. (2016). Student-centred learning environments: an investigation into student teachers’ instructional preferences and approaches to learning. *Learning Environments Research*, 19(1):43–62.
- [Bail, 2018] Bail, C. (2018). Text as Data Course: Basic Text Analysis in R.
- [Bartlett, 1932] Bartlett, F. C. (1932). Remembering: A study in experimental and social psychology.
- [Berliner, 2002] Berliner, D. C. (2002). Comment: Educational research: The hardest science of all. *Educational researcher*, 31(8):18–20.
- [Biggs, 1999] Biggs, J. (1999). What the Student Does: Teaching for Enhanced Learning. *Higher Education Research & Development*, 18(1):57–75.

- [Biggs and Tang, 2011] Biggs, J. B. and Tang, C. S.-k. (2011). *Teaching for quality learning at university: What the student does*. McGraw-Hill/Society for Research into Higher Education/Open University Press, Maidenhead, 4th ed. edition.
- [Bischof and Airoldi, 2012] Bischof, J. M. and Airoldi, E. M. (2012). Summarizing Topical Content with Word Frequency and Exclusivity. In *Proceedings of the 29th International Conference on Machine Learning*, ICML'12, pages 9–16, Madison, WI, USA. Omnipress.
- [Blei, 2012] Blei, D. M. (2012). Probabilistic topic models. *Communications of the ACM*, 55(4):77.
- [Blei, 2019] Blei, D. M. (7.1.2019). Variational Inference: Foundations and Innovations.
- [Blei and Jordan, 2003] Blei, D. M. and Jordan, M. I. (2003). Modeling Annotated Data. In *Proceedings of the 26th Annual International ACM SIGIR Conference on Research and Development in Informaion Retrieval*, SIGIR '03, pages 127–134, New York, NY, USA. Association for Computing Machinery.
- [Blei et al., 2017] Blei, D. M., Kucukelbir, A., and McAuliffe, J. D. (2017). Variational inference: A review for statisticians. *Journal of the American Statistical Association*, 112(518):859–877.
- [Blei and Lafferty, 2006] Blei, D. M. and Lafferty, J. D. (2006). Dynamic topic models. In *Proceedings of the 23rd international conference on Machine learning*, pages 113–120.
- [Blei and Lafferty, 2007] Blei, D. M. and Lafferty, J. D. (2007). A correlated topic model of Science. *The Annals of Applied Statistics*, 1(1):17–35.
- [Blei and McAuliffe, 2007] Blei, D. M. and McAuliffe, J. D. (2007). Supervised Topic Models. In *Proceedings of the 20th International Conference on Neural Information Processing Systems*, NIPS'07, pages 121–128, USA. Curran Associates Inc.
- [Blei et al., 2003] Blei, D. M., Ng, A. Y., and Jordan, M. I. (2003). Latent dirichlet allocation. *Journal of machine Learning research*, 3:993–1022.
- [Blumauer and Pellegrini, 2006] Blumauer, A. and Pellegrini, T. (2006). Semantic Web und semantische Technologien: Zentrale Begriffe und Unterscheidungen. In *Semantic Web*, pages 9–25. Springer.
- [Bohnsack, 2014] Bohnsack, M. (2014). Stud.IP: <http://perma.cc/483C-G5YV>. Abruf am 20.05.2015.

- [Bourkhoukou et al., 2016] Bourkhoukou, O., El Bachari, E., and El Adnani, M. (2016). A Recommender Model in E-learning Environment. *Arabian Journal for Science and Engineering*, 42(2):607–617.
- [Boyd-Graber et al., 2017] Boyd-Graber, J., Hu, Y., and Mimno, D. (2017). Applications of Topic Models. *FNT in Information Retrieval (Foundations and Trends in Information Retrieval)*, 11(2-3):143–296.
- [Brock and Joglekar, 2011] Brock, S. and Joglekar, Y. (2011). Empowering PowerPoint: Slides and teaching effectiveness. *Interdisciplinary Journal of Information, Knowledge, and Management*, 6(1):85–94.
- [Budanitsky and Hirst, 2006] Budanitsky, A. and Hirst, G. (2006). Evaluating WordNet-based Measures of Lexical Semantic Relatedness. *Computational Linguistics*, 32(1):13–47.
- [Buzan and Haack, 1999] Buzan, T. and Haack, C. (1999). *Das mind-map-Buch: Die Beste Methode zur Steigerung ihres Geistigen Potentials*. Mvg, Landsberg a.L., 4 edition.
- [Carbonell, 1970] Carbonell, J. (1970). AI in cai: an artificial-intelligence approach to computer-assisted instruction. *IEEE Trans Man-Machine Syst Vol Mms-11*, pages 190–202.
- [Chang et al., 2009] Chang, J., Sean Gerrish, Wang, C., Jordan L. Boyd-graber, and David M. Blei (2009). Reading Tea Leaves: How Humans Interpret Topic Models. In Y. Bengio, D. Schuurmans, J. D. Lafferty, C. K. I. Williams, and A. Culotta, editors, *Advances in Neural Information Processing Systems 22*, pages 288–296. Curran Associates, Inc.
- [Conati et al., 2002] Conati, C., Gertner, A., and Vanlehn, K. (2002). Using Bayesian networks to manage uncertainty in student modeling. *User Modeling and User-Adapted Interaction*, 12(4):371–417.
- [Cooper and Fox, 1998] Cooper, R. and Fox, J. (1998). COGENT: A visual design environment for cognitive modeling. *Behavior Research Methods, Instruments, & Computers*, 30(4):553–564.
- [Corbett and Anderson, 1994] Corbett, A. T. and Anderson, J. R. (1994). Knowledge tracing: Modeling the acquisition of procedural knowledge. *User Modeling and User-Adapted Interaction*, 4(4):253–278.
- [CoToNet, 2014] CoToNet (2014). MOOC List: <http://perma.cc/DZK9-UFNP>. Abruf am 27.05.2015.

- [Cregan, 2005] Cregan, A. (2005). Building Topic Maps in OWL-DL. In *Extreme Markup Languages*. Citeseer.
- [Dale, 1946] Dale, E. (1946). The cone of experience. *E. Dale, Audio-visual methods in teaching*, pages 37–52.
- [Darling, 2011] Darling, W. M. (2011). A Theoretical and Practical Implementation Tutorial on Topic Modeling and Gibbs Sampling. In *In Proceedings of the 49th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics*. Association for Computational Linguistics, Portland, Oregon.
- [Darnell and Taylor, 2009] Darnell, B. and Taylor, B. (2009). Tornado Web Server: <https://perma.cc/6LM4-Z74H>. Abruf am 07.11.2019.
- [Decker, 2018] Decker, D. (2018). *Dynamic Topic Modeling Verfahren für Vorlesungen*. Bachelor-Arbeit, Universität Rostock, Rostock.
- [Doignon and Falmagne, 1985] Doignon, J.-P. and Falmagne, J.-C. (1985). Spaces for the assessment of knowledge. *International Journal of Man-Machine Studies*, 23(2):175–196.
- [Dominguez Garcia et al., 2009] Dominguez Garcia, R., Böhnstedt, D., Scholl, P., Rensing, C., and Steinmetz, R. (2009). Von Tags zu semantischen Netzen: Einsatz im Ressourcen-basierten Lernen. In *Lernen Im Digitalen Zeitalter – Workshop-band*. Logos Verlag Berlin.
- [Dörner, 2002] Dörner, D. (2002). *Die Mechanik des Seelenwagens: Eine neuronale Theorie der Handlungsregulation*. Aus dem Programm Huber: Psychologie-Forschung. Huber, Bern [u.a.], 1 edition.
- [Dougiamas, 2015] Dougiamas, M. (2015). Moodle: <http://perma.cc/N2AJ-PLER>. Abruf am 20.05.2015.
- [ECAR Working Group, 2015] ECAR Working Group (2015). The Predictive Learning Analytics Revolution: Leveraging Learning Data for Student Success.
- [Eichner, 2017] Eichner, C. (2017). *Assistierte Informationsanzeige in Smart Meeting Rooms*. PhD thesis, University of Rostock.
- [Eisenstein and Xing, 2010] Eisenstein, J. and Xing, E. (2010). *The CMU 2008 political blog corpus*. Carnegie Mellon University, School of Computer Science, Machine Learning.
- [Elshamy, 2013] Elshamy, W. (2013). Continuous-time Infinite Dynamic Topic Models. Dissertation.

- [Erlhofer and Brenner, 2018] Erlhofer, S. and Brenner, D. (2018). *Website-Konzeption und Relaunch*. Rheinwerk Computing. Rheinwerk Verlag, Bonn, 1 edition.
- [Evans, 1968] Evans, T. G. (1968). Program for the Solution of a Class of Geometric-Analogy Intelligence-Test Questions. In *Semantic Information Processing*, pages 271–353. The MIT Press.
- [Fend, 2006] Fend, H. (2006). *Geschichte des Bildungswesens: Der Sonderweg im europäischen Kulturraum*. SpringerLink Bücher. VS Verlag für Sozialwissenschaften, Wiesbaden.
- [Fies and Marshall, 2006] Fies, C. and Marshall, J. (2006). Classroom Response Systems: A Review of the Literature. *Journal of Science Education and Technology*, 15(1):101–109.
- [Fiorella and Mayer, 2014] Fiorella, L. and Mayer, R. E. (2014). *Learning as a Generative Activity: Eight Learning Strategies that Promote Understanding*. Cambridge University Press.
- [Fiorella and Mayer, 2016] Fiorella, L. and Mayer, R. E. (2016). Eight Ways to Promote Generative Learning. *Educational Psychology Review*, 28(4):717–741.
- [Flatt, 2018] Flatt, J. F. (2018). *Philosophische Vorlesungen 1790: Nachschriften von August Friedrich Klüpfel*, volume 9 of *Spekulation und Erfahrung*. frommann-holzboog, Stuttgart-Bad Cannstatt, 1 edition.
- [Foti, 2015] Foti, A. (2015). *Detecting and monitoring of learning progresses*. Bachelor Thesis, University of Rostock, Rostock, Germany.
- [Furnas et al., 1987] Furnas, G. W., Landauer, T. K., Gomez, L. M., and Dumais, S. T. (1987). The Vocabulary Problem in Human-system Communication. *Communications of the ACM*, 30(11):964–971.
- [Fürst and Trichet, 2006] Fürst, F. and Trichet, F. (2006). Heavyweight Ontology Engineering. In Meersman, R., Tari, Z., and Herrero, P., editors, *On the Move to Meaningful Internet Systems 2006: OTM 2006 Workshops*, pages 38–39, Berlin, Heidelberg. Springer Berlin Heidelberg.
- [Gal, 2011] Gal, A. (2011). PDF.js: <http://perma.cc/HWN7-UELE>. Abruf am 16.12.2014.
- [Ganegedara, 2018] Ganegedara, T. (2018). Intuitive Guide to Understanding KL Divergence: <https://perma.cc/2QCQ-CGKK>. Abruf am 05.08.2021.

- [Grabinsky, 2016] Grabinsky, M. (2016). *Erweiterung des Gibbs-Sampling-Algorithmus zur Benennung erkannter Themen in LDA unter Nutzung von Metainformationen aus Vorlesungsfolien*. Bachelor-Arbeit, Universität Rostock, Rostock.
- [Greene and Cross, 2017] Greene, D. and Cross, J. P. (2017). Exploring the Political Agenda of the European Parliament Using a Dynamic Topic Modeling Approach. *Political Analysis*, 25(1):77–94.
- [Griffiths and Steyvers, 2004] Griffiths, T. L. and Steyvers, M. (2004). Finding scientific topics. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 101(Supplement 1):5228–5235.
- [Grösch, 2017] Grösch, P. (2017). *Von Wissen zu informatischem Wissensmanagement: Deduktive Modellüberprüfung am konkreten Beispiel*. Staatsexamsarbeiten, Universität Rostock, Deutschland.
- [Guessoum et al., 2016] Guessoum, D., Miraoui, M., and Tadj, C. (2016). A modification of Wu and Palmer Semantic Similarity Measure. In Balandin, S., editor, *UBICOMM 2016*. IARIA, Wilmington, DE, USA.
- [Gurlitt and Nückles, 2010] Gurlitt, J. and Nückles, M. (2010). Kann man 'Lernen Lernen' lehren? Erkenntnisse der Instruktionsforschung über Lernstrategien. *Pädagogik (Weinheim)*, 62(2):42–46.
- [Han et al., 2005] Han, S.-G., Lee, S.-G., and Jo, G.-S. (2005). Case-based tutoring systems for procedural problem solving on the www. *Expert Systems with Applications*, 29(3):573–582.
- [Hannafin et al., 2014] Hannafin, M. J., Hill, J. R., Land, S. M., and Lee, E. (2014). Student-Centered, Open Learning Environments: Research, Theory, and Practice. In Spector, J. M., Merrill, M. D., Elen, J., and Bishop, M. J., editors, *Handbook of Research on Educational Communications and Technology*, volume 12, pages 641–651. Springer New York, New York, NY.
- [Hayama et al., 2008] Hayama, T., Nanba, H., and Kunifuji, S. (2008). Structure Extraction from Presentation Slide Information. In Ho, T.-B. and Zhou, Z.-H., editors, *PRICAI 2008: Trends in Artificial Intelligence*, volume 5351 of *Lecture Notes in Computer Science*, pages 678–687. Springer, Berlin, Heidelberg.
- [Heinitz, 2015] Heinitz, A. (2015). Copenia E-Learning aus einer Hand: <http://perma.cc/896S-32P6>. Abruf am 20.05.2015.
- [Hembrooke and Gay, 2003] Hembrooke, H. and Gay, G. (2003). The laptop and the lecture: The effects of multitasking in learning environments. *Journal of Computing in Higher Education*, 15(1):46–64.

- [Henry, 2021] Henry, M. (2021). Blue Brain Portal: <https://perma.cc/656M-3GBD>. Abruf am 12.10.2021.
- [Henry, 1974] Henry, N. L. (1974). Knowledge management: A new concern for public administration. *Public administration review : PAR*, 34(3):189–196.
- [Hickson, 2014] Hickson, I. (2014). W3.org: The Canvas Element HTML5: <http://perma.cc/3PJX-T8HH>. Abruf am 16.12.2014.
- [Hofmann, 1999] Hofmann, T. (1999). Probabilistic latent semantic indexing. In Gey, F., Hearst, M., and Tong, R., editors, *Proceedings of the 22nd annual international ACM SIGIR conference on Research and development in information retrieval - SIGIR '99*, pages 50–57, New York, New York, USA. ACM Press.
- [Hunting, 2003] Hunting, S. (2003). *XML topic maps: Creating and using topic maps for the Web*. Addison-Wesley, Boston.
- [Hutchison et al., 2006] Hutchison, D., Kanade, T., and Kittler, J. (2006). *Charting the Topic Maps Research and Applications Landscape: First International Workshop on Topic Map Research and Applications, TMRA 2005, Leipzig, Germany, October 6-7, 2005, Revised Selected Papers*. Lecture Notes in Computer Science. Springer, Berlin, Heidelberg.
- [IGI Global, 2021] IGI Global (2021). What is Learning Object (LO): <https://perma.cc/935H-PCBX>. Abruf am 08.10.2021.
- [ILIAS, 2020] ILIAS (2020). Open Source e-Learning Dokumentation.
- [ILIAS open source e-Learning e.V., 2015] ILIAS open source e-Learning e.V. (2015). Ilias Open Source E-Learning: <http://perma.cc/8CJN-TU3H>. Abruf am 20.05.2015.
- [Ioannidis, 2005] Ioannidis, J. P. A. (2005). Why most published research findings are false. *PLoS medicine*, 2(8):e124.
- [Islam et al., 2016] Islam, T., Jäcks, P., and Cap, C. (2016). Multiscript-an online student-teacher collaboration platform for classroom lectures. *Informatik 2016*.
- [Jacomy et al., 2014] Jacomy, M., Venturini, T., Heymann, S., Bastian, M., and Muldoon, M. R. (2014). ForceAtlas2, a Continuous Graph Layout Algorithm for Handy Network Visualization Designed for the Gephi Software. *PLoS ONE*, 9(6):e98679.
- [Kahle et al., 2011] Kahle, B., Majkowski, M., and Aubourg, J. (2011). SockJS: <https://perma.cc/Y2BL-T8QQ>. Abruf am 07.11.2019.
- [Kapadia, 2019] Kapadia, S. (2019). Evaluate Topic Models Latent Dirichlet Allocation (LDA): <https://perma.cc/8YQ9-PQ3N>.

- [Kivela, 2017] Kivela, A. (2017). Wandora Wiki - Topic Maps: <http://perma.cc/YU4P-YR8V>. Abruf am 03.01.2014.
- [Kluth, 2020] Kluth, J. (2020). *Analyse von Metainformationen annotierter Lehrmaterialien mit Hilfe von Topic-Modelling-Verfahren*. Master, University of Rostock, Rostock, Germany.
- [Laird, 2012] Laird, J. (2012). *The Soar cognitive architecture*. MIT Press, Cambridge, Mass. and London, England.
- [Laurillard, 2012] Laurillard, D. (2012). *Teaching as a design science: Building pedagogical patterns for learning and technology*. Routledge, New York, NY and Abingdon.
- [lda developers, 2015] lda developers (2015). LDA 1.0.3: Python Package Index: <https://perma.cc/ZJ8W-JR33>. Abruf am 13.4.2016.
- [Lee et al., 2008] Lee, H. W., Lim, K. Y., and Grabowski, B. L. (2008). Generative Learning: Principles and Implications for Making Meaning. *Handbook of research on educational communications and technology*, 3:111–124.
- [Leutner et al., 2014] Leutner, D., Schmeck, A., and Mayer, R. (2014). The Generative Drawing Principle in Multimedia Learning. In Mayer, R., editor, *The Cambridge Handbook of Multimedia Learning*, pages 433–448. Cambridge University Press, Cambridge.
- [Lin et al., 2013] Lin, S., Maiers, C., Márquez, C., Nally, G., Peck, C., and Walsh, B. (2013). PRISM: A Tool For Collaborative Interpretation of Text.
- [Lucke and Martens, 2010] Lucke, U. and Martens, A. (2010). Utilization of Semantic Networks for Education: On the Enhancement of Existing Learning Objects with Topic Maps in <ML>. In Abecker, A., Bloehdorn, S., and Grimm, S., editors, *5th Int. Workshop on Applications of Semantic Technologies (AST 2010)*, pages 91–96. Gesellschaft für Informatik, Leipzig.
- [Maicher and Witschel, 2004] Maicher, L. and Witschel, H. F. (2004). Merging of Distributed Topic Maps based on the Subject Identity Measure (SIM). In *In: Proceedings of Leipziger Informatiktag, Leipzig*.
- [Marius et al., 2008] Marius, L., Moore, G., and Moore, G. (2008). ISO 13250-2: Topic Maps — Data Model: <http://perma.cc/MPT4-MVLM>. Abruf am 16.12.2014.
- [Matomo, 2017] Matomo (2017). Matomo.org - Open Analytics Platform: <https://perma.cc/LX5W-LT7K>. Abruf am 18.01.2018.

- [Mayer, 2014] Mayer, R., editor (2014). *The Cambridge Handbook of Multimedia Learning*. Cambridge University Press, Cambridge.
- [Mayer, 2004] Mayer, R. E. (2004). Should There Be a Three-Strikes Rule Against Pure Discovery Learning? *American Psychologist*, 59(1):14–19.
- [Mayer, 2005] Mayer, R. E. (2005). Cognitive Theory of Multimedia Learning. In Mayer, R. and Mayer, R., editors, *The Cambridge Handbook of Multimedia Learning*, pages 31–48. Cambridge University Press, Cambridge.
- [Mayring, 1993] Mayring, P. (1993). *Einführung in die qualitative Sozialforschung: Eine Anleitung zu qualitativem Denken*. Beltz, Weinheim, 2 edition.
- [Mazur et al., 2021] Mazur, E., King, G., and Lukoff, B. (2021). Learning Catalytics: <https://perma.cc/3DMX-VRZB>.
- [Miao et al., 2016] Miao, Y., Yu, L., and Blunsom, P. (2016). Neural Variational Inference for Text Processing.
- [Microsoft, 2019] Microsoft (2019). Powerpoint Slide Presentation Software: <http://perma.cc/8ABA-P3Z5>. Abruf am 01.01.2019.
- [Mikolov et al., 2013] Mikolov, T., Chen, K., Corrado, G., and Dean, J. (2013). Efficient Estimation of Word Representations in Vector Space.
- [Miller, 1956] Miller, G. A. (1956). The magical number seven, plus or minus two: Some limits on our capacity for processing information. *Psychological Review*, 63(2):81–97.
- [Mimno and McCallum, 2008] Mimno, D. and McCallum, A. (2008). Topic Models Conditioned on Arbitrary Features with Dirichlet-Multinomial Regression. In *Proceedings of the Twenty-Fourth Conference on Uncertainty in Artificial Intelligence*, UAI’08, pages 411–418, Arlington, Virginia, USA. AUAI Press.
- [Mimno et al., 2011] Mimno, D., Wallach, H. M., Talley, E., Leenders, M., and McCallum, A. (2011). Optimizing semantic coherence in topic models. In *Proceedings of the conference on empirical methods in natural language processing*, pages 262–272.
- [Moody, 2016] Moody, C. (2016). Introducing our Hybrid lda2vec Algorithm: <https://perma.cc/AF5Y-27TF>. Abruf am 03.05.21.
- [Movafaghi and Rahilly, 2022] Movafaghi, A. and Rahilly, N. (2022). Mixpanel.com: <https://perma.cc/J6VZ-ZM22>.
- [Neil Morris, 2015] Neil Morris (2015). Digital Technologies and Higher Education: Delivering benefits for student education: <https://perma.cc/M45N-UN4B>. Abruf am 23.05.2015.

- [Neves and Ševa, 2019] Neves, M. and Ševa, J. (2019). An extensive review of tools for manual annotation of documents. *Briefings in Bioinformatics*, 22(1):146–163.
- [Nicolay, 2014] Nicolay, R. (2014). Semantic Enhancement of Lecture Material: <https://arxiv.org/pdf/1412.2901>. Abruf am 02.04.2022.
- [Nicolay et al., 2017] Nicolay, R., Graf von Malotky, Nikolaj Troels, Auge, T., and Martens, A. (2017). Autonomous Semantic Structuring of Lecture Topics - Synthesis of Knowledge Models. In *9th International Conference on Computer Supported Education*, pages 349–355.
- [Nicolay and Martens, 2020] Nicolay, R. and Martens, A. (2020). SYNTHESIS OF KNOWLEDGE TRACING MODELS USING NATURAL LANGUAGE PROCESSING ON LECTURE CONTENT. In Gómez Chova, L., López Martínez, A., and Candel Torres, I., editors, *EDULEARN20 Proceedings*, EDULEARN proceedings, pages 1659–1666. IATED.
- [Nicolay et al., 2015a] Nicolay, R., Schwennigcke, B., Sahl, S., and Martens, A. (2015a). Learner-Content-Interface as an Approach for self-reliant and student-centered Learning. In *Proceedings of the IADIS International Conference Cognition and Exploratory Learning in Digital Age*, pages 327–331. IADIS Digital Library.
- [Nicolay et al., 2016] Nicolay, R., Schwennigcke, B., Sahl, S., and Martens, A. (2016). Visualisierung konzeptuellen Lernens durch semantische Vernetzung sequenzieller Lehrinhalte. In Mayr, H. C. and Pinzger, M., editors, *GI Edition Proceedings Band 259 INFORMATIK 2016*, volume 259 of *GI-Edition. Proceedings*, pages 1009–1016. GI Informatik.
- [Nicolay et al., 2015b] Nicolay, R., Schwennigcke, B., Vetterick, J., Sucharowski, W., and H. Cap, C. (2015b). InterLect - Lecture Content Interface. In *7th International Conference on Computer Supported Education*, pages 269–276.
- [Nurseitov et al., 2009] Nurseitov, N., Paulson, M., Reynolds, R., and Izurieta, C. (2009). Comparison of JSON and XML data interchange formats: a case study. *Caine*, 9:157–162.
- [Oerter and Montada, 2008] Oerter, R. and Montada, L. (2008). *Entwicklungspsychologie: Lehrbuch*. Grundlagen Psychologie. Beltz, Weinheim, 6 edition.
- [Oliveira, 2020] Oliveira, L. (2020). Introduction to Knowledge Space Theory: <https://perma.cc/CQ7D-PBX8>.
- [Ormerod and Wand, 2010] Ormerod, J. T. and Wand, M. P. (2010). Explaining Variational Approximations. *The American Statistician*, 64(2):140–153.

- [Otto, 2011] Otto, M. (2011). Bootstrap - The World's Most Popular Mobile-First and Responsive Front-End Framework: <http://perma.cc/99TT-BFL6>. Abruf am 16.12.2014.
- [Pepper, 2002] Pepper, S. (2002). The TAO of Topic Maps: Finding the Way in the Age of Infoglut: <https://perma.cc/9UWX-LM4Z>. Abruf am 29.11.2019.
- [Piaget, 1975] Piaget, J. (1975). *Nachahmung, Spiel und Traum: Die Entwicklung der Symbolfunktion beim Kinde*. Gesammelte Werke. Klett, Stuttgart, 1 edition.
- [Pirolli and Kairam, 2013] Pirolli, P. and Kairam, S. (2013). A knowledge-tracing model of learning from a social tagging system. *User Modeling and User-Adapted Interaction*, 23(2-3):139–168.
- [Polanyi, 1966] Polanyi, M. (1966). *The tacit dimension: [the Terry Lectures delivered at Yale in 1962]*. Doubleday, Garden City N.Y.
- [Polykovskiy et al., 2018] Polykovskiy, D., Novikov, and Alexander (2018). Why approximate inference? Bayesian Methods for Machine Learning: <https://perma.cc/P7N9-RTYB>. Abruf am 25.06.2019.
- [Porter et al., 2015] Porter et al. (2015). Natural Language Toolkit - NLTK 3.0 documentation: Stopwords Corpus: <https://perma.cc/F8L8-KC96>. Abruf am 13.04.2016.
- [Pritchard et al., 2000] Pritchard, J. K., Stephens, M., and Donnelly, P. (2000). Inference of population structure using multilocus genotype data. *Genetics*, 155(2):945–959.
- [Quinn et al., 2010] Quinn, K. M., Monroe, B. L., Colaresi, M., Crespin, M. H., and Radev, D. R. (2010). How to analyze political attention with minimal assumptions and costs. *American Journal of Political Science*, 54(1):209–228.
- [Radim Řehůřek, 2013] Radim Řehůřek (2013). Rare Technologies: Asymmetric LDA Priors, Christmas Edition. Genism, Programming: <https://perma.cc/QXZ4-9USL>. Abruf am 10.04.2016.
- [Radloff, 2014] Radloff, A. (2014). *Smart views in smart meeting rooms*. PhD thesis, University of Rostock.
- [Ramage et al., 2009] Ramage, D., Hall, D., Nallapati, R., and Manning, C. D. (2009). Labeled LDA: A Supervised Topic Model for Credit Attribution in Multi-labeled Corpora. In *Proceedings of the 2009 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing: Volume 1 - Volume 1*, EMNLP '09, pages 248–256, Stroudsburg, PA, USA. Association for Computational Linguistics.

- [Robert Ubell, 2017] Robert Ubell (2017). How the Pioneers of the MOOC Got It Wrong: <https://perma.cc/L5RR-5EQ8>. Abruf am 30.01.2017.
- [Roberts, 2017] Roberts, M. (2017). Structural Topic Models: <https://perma.cc/6FX9-BMYG>. Abruf am 12.8.2019.
- [Roberts et al., 2015] Roberts, M., Stewart, B., and Tingley, D. (2015). An R Package for the Structural Topic Model.
- [Roberts et al., 2016] Roberts, M. E., Stewart, B. M., and Airolidi, E. M. (2016). A model of text for experimentation in the social sciences. *Journal of the American Statistical Association*, 111(515):988–1003.
- [Roberts et al., 2013] Roberts, M. E., Stewart, B. M., Tingley, D., and Airolidi, E. M. (2013). The Structural Topic Model and Applied Social Science. *Advances in Neural Information Processing Systems Workshop on Topic Models: Computation, Application, and Evaluation*.
- [Roberts et al., 2014] Roberts, M. E., Stewart, B. M., Tingley, D., Lucas, C., Leder-Luis, J., Gadarian, S. K., Albertson, B., and Rand, D. G. (2014). Structural Topic Models for Open-Ended Survey Responses. *American Journal of Political Science*, 58(4):1064–1082.
- [Rosen-Zvi et al., 2012] Rosen-Zvi, M., Griffiths, T., Steyvers, M., and Smyth, P. (2012). The Author-Topic Model for Authors and Documents: <https://arxiv.org/abs/1207.4169>. Abruf am 02.04.2022.
- [Rumelhart and McClelland, 1986] Rumelhart, D. E. and McClelland, J. L. (1986). *Parallel distributed processing: Explorations in the microstructure of cognition. Vol.1, Foundations / David E. Rumelhart, James L. McClelland and the PDP Research Group ; Chisato Asanuma ... [et al.]*. A Bradford book. MIT Press, Cambridge, Mass. and London.
- [Russell and Norvig, 2007] Russell, S. J. and Norvig, P. (2007). *Künstliche Intelligenz: Ein moderner Ansatz. I - Informatik*. Pearson Studium, München, 2 edition.
- [Ryan et al., 2009] Ryan, K., Horowitz, E., and Merriman, D. (2009). MongoDB: <https://perma.cc/9SUZ-8HRW>. Abruf am 07.11.2019.
- [Salomon, 2002] Salomon, G. (2002). Technology and pedagogy: Why don't we see the promised revolution? *Educational technology*, 42(2):71–75.
- [Saussure et al., 2001] Saussure, F. d., Bally, C., Sechehaye, C. A., Riedlinger, A., Lommel, H., and Ernst, P. (2001). *Grundfragen der allgemeinen Sprachwissenschaft*. Walter de Gruyter, Berlin and New York, 3 edition.

- [Schlageter, 2013] Schlageter, W. (2013). *Wissen im Sinne der Wissenschaften: Exaktes Wissen, empirisches Wissen, Grenzen des Wissens*. August-von-Goethe-Literaturverl., Frankfurt am Main u.a.
- [Schmid, 2015] Schmid, U. (2015). Kognitive Systeme Zielsetzungen, Ansätze, Anwendungen: <https://perma.cc/3VBU-6REE>. Abruf am 28.6.2018.
- [Schmid and Siebers, 2013] Schmid, U. and Siebers, M. (2013). Grundlagen der Kognitiven Informatik: Einführung: Kognitive Systeme Wintersemester 2013/14.
- [Schmidt et al., 2018] Schmidt, J., Gödel, M., and Zimmer, S. (2018). Digitale Differenz: Luhmanns Zettelkasten als physisch-historisches Objekt und als vernetzter Navigationsraum. *DHd 2018 Kritik der digitalen Vernunft*, pages 178–181.
- [Schreiber, 2017] Schreiber, E. (2017). *Entwicklung und Überprüfung eines Modells zur digital unterstützten individuellen Wissensgestaltung*. Staatsexamsarbeiten, Universität Rostock, Deutschland.
- [Shannon, 2001] Shannon, C. E. (2001). A Mathematical Theory of Communication. *SIGMOBILE Mob. Comput. Commun. Rev.*, 5(1):3–55.
- [Siemens, 2005] Siemens, G. (2005). Connectivism: A learning theory for the digital age. In *International Journal of Instructional Technology and Distance Learning*, volume 2.
- [Siemens, 2012] Siemens, G. (2012). Learning analytics: Envisioning a Research Discipline and a Domain of Practice. In Dawson, S. and Haythornthwaite, C., editors, *Proceedings of the 2nd International Conference on Learning Analytics and Knowledge - LAK '12*, page 4, New York, New York, USA. ACM Press.
- [Siemens, 2020] Siemens, G. (2020). Digital Learning and Learning Analytics: https://youtu.be/20RY_U3LAro. Abruf am 02.04.2022.
- [Sievert and Shirley, 2014] Sievert, C. and Shirley, K. (2014). LDAvis: A method for visualizing and interpreting topics. In *Proceedings of the Workshop on Interactive Language Learning, Visualization, and Interfaces*, pages 63–70, Baltimore, Maryland, USA. Association for Computational Linguistics.
- [Stachowiak, 1973] Stachowiak, H. (1973). *Allgemeine Modelltheorie*. Springer Vienna, Vienna.
- [Stanley and Miikkulainen, 2002] Stanley, K. O. and Miikkulainen, R. (2002). Evolving neural networks through augmenting topologies. *Evolutionary computation*, 10(2):99–127.

- [SUN et al., 2001] SUN, R., MERRILL, E., and PETERSON, T. (2001). From implicit skills to explicit knowledge: a bottom-up model of skill learning. *Cognitive Science*, 25(2):203–244.
- [Taddy, 2012] Taddy, M. (2012). On estimation and selection for topic models. In *Artificial Intelligence and Statistics*, volume 10, pages 1184–1193.
- [Talavera, 2017] Talavera, A. (2017). Blocks: Course Dedication. Calculate estimated dedication time of participants within a source: <https://perma.cc/5D49-CE3S>. Abruf am 13.03.2018.
- [Tang et al., 2014] Tang, J., Meng, Z., Nguyen, X., Mei, Q., and Zhang, M. (2014). Understanding the limiting factors of topic modeling via posterior contraction analysis. In *International Conference on Machine Learning*, pages 190–198.
- [Tausczik and Pennebaker, 2010] Tausczik, Y. R. and Pennebaker, J. W. (2010). The Psychological Meaning of Words: LIWC and Computerized Text Analysis Methods. *Journal of Language and Social Psychology*, 29(1):24–54.
- [TOPHAT, 2014] TOPHAT (2014). Make Every Lecture Count: <http://perma.cc/NHJ4-6NL5>. Abruf am 03.04.2014.
- [Universität Giessen, 2013] Universität Giessen (2013). ILIAS Test-Fragetypen: <https://perma.cc/E7RM-4WVX>. Abruf am 10.4.2018.
- [Vetterick et al., 2013] Vetterick, J., Garbe, M., and Cap, C. H. (2013). Tweedback: A Live Feedback System for Large Audiences. In *5th International Conference on Computer Supported Education*, pages 194–198. SCITEPRESS - Science and Technology Publications.
- [Wakefield, 2022] Wakefield, M. (2022). Mouseflow.com: <https://perma.cc/VDF4-YACF>.
- [Wallach et al., 2009a] Wallach, H. M., Mimno, D. M., and McCallum, A. (2009a). Rethinking LDA: Why priors matter. In *Advances in neural information processing systems*, pages 1973–1981.
- [Wallach et al., 2009b] Wallach, H. M., Murray, I., Salakhutdinov, R., and Mimno, D. (2009b). Evaluation Methods for Topic Models. In *Proceedings of the 26th Annual International Conference on Machine Learning, ICML '09*, pages 1105–1112, New York, NY, USA. ACM.
- [Wang and McCallum, 2006] Wang, X. and McCallum, A. (2006). Topics over Time: A Non-Markov Continuous-Time Model of Topical Trends. In *Proceedings of the 12th*

- ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining*, KDD '06, pages 424–433, New York, NY, USA. Association for Computing Machinery.
- [WATANABE et al., 2018] WATANABE, K., MATSUBAYASHI, Y., INUI, K., FUKAYAMA, S., NAKANO, T., and GOTO, M. (2018). Modeling Storylines in Lyrics. *IEICE Transactions on Information and Systems*, E101.D(4):1167–1179.
- [Watson et al., 2015] Watson, W. R., Watson, S. L., and Reigeluth, C. M. (2015). Education 3.0: breaking the mold with technology. *Interactive Learning Environments*, 23(3):332–343.
- [Wei et al., 2014] Wei, F.-Y. F., Wang, Y. K., and Fass, W. (2014). An experimental study of online chatting and notetaking techniques on college students' cognitive learning from a lecture. *Computers in Human Behavior*, 34:148–156.
- [Westermann Gruppe, 2021] Westermann Gruppe (2021). Sachtexte sinnerfassend lesen: <https://perma.cc/Q666-42A9>. Abruf am 09.07.2021.
- [Whitehill, 2013] Whitehill, J. (2013). Understanding ACT-R - an Outsider's Perspective: <https://arxiv.org/abs/1306.0125>. Abruf am 02.04.2022.
- [Wilson and Chew, 2010] Wilson, A. T. and Chew, P. A. (2010). Term Weighting Schemes for Latent Dirichlet Allocation. In *Human Language Technologies: The 2010 Annual Conference of the North American Chapter of the Association for Computational Linguistics*, volume 10, pages 465–473, Los Angeles, California. Association for Computational Linguistics.
- [Wittrock, 1989] Wittrock, M. C. (1989). Generative Processes of Comprehension. *Educational Psychologist*, 24(4):345–376.
- [Wittrock, 2010] Wittrock, M. C. (2010). Learning as a Generative Process. *Educational Psychologist*, 45(1):40–45.
- [Wu and Palmer, 1994] Wu, Z. and Palmer, M. (1994). Verb Semantics and Lexical Selection. *CoRR*, abs/cmp-lg/9406033.
- [Yoshiki Shibukawa, 2015] Yoshiki Shibukawa (2015). Snowballstemmer 1.2.1: <https://perma.cc/XPJ6-JNMF>.
- [Yudelson et al., 2013] Yudelson, M. V., Koedinger, K. R., and Gordon, G. J. (2013). Individualized bayesian knowledge tracing models. In *International conference on artificial intelligence in education*, pages 171–180.
- [Zachary A. Pardos and Neil T. Heffernan, 2010] Zachary A. Pardos and Neil T. Heffernan (2010). Modeling Individualization in a Bayesian Networks Implementation of Knowledge Tracing. In *UMAP*.

- [Zhao, 2008] Zhao, W. (2008). Best Practices in Building Topic Models with LDA for Mining Regulatory Textual Documents: NCTR CTP Working Group: <https://perma.cc/8NGH-GYAL>.
- [Zins, 2007] Zins, C. (2007). Conceptual approaches for defining data, information, and knowledge. *Journal of the American Society for Information Science and Technology*, 58(4):479–493.

DANKSAGUNG

Ich danke meinem Opa für die Inspiration und Unterstützung auf meinem bisherigen Lebensweg, meinem querulanten Freund Dr. Malotzky, der mich regelmäßig in den Wahnsinn trieb, meiner tollen Betreuerin, meinen großartigen Kollegen, meiner Freundin mit ihrem mahnenden Blick und meinem flauschigen Kater Chewie der überhaupt nichts sinnvolles hierzu beigetragen hat.

Teile dieser Arbeit wurden im Rahmen des Forschungsprojektes „DigiCare“ angefertigt und durch Mittel des Europäischen Sozialfonds (ESF) finanziert (ESF/14-BM-A55-0018/19).



EUROPÄISCHE UNION
Europäischer Sozialfonds

EIDESSTATTLICHE VERSICHERUNG

Ich versichere eidesstattlich durch eigenhändige Unterschrift, dass ich die Arbeit selbstständig und ohne Benutzung anderer als der angegebenen Hilfsmittel angefertigt habe. Alle Stellen, die wörtlich oder sinngemäß aus Veröffentlichungen entnommen sind, habe ich als solche kenntlich gemacht.

Rostock

(Abgabedatum)

(Vollständige Unterschrift)