

Marlene Wolfgruber

Sentiment Analyse mit lokalen Grammatiken

Wissensbasierter Ansatz zur Extraktion von
Sentiments in Hotelbewertungen

Sentiment Analyse mit lokalen Grammatiken
Wissensbasierter Ansatz zur Extraktion von Sentiments
in Hotelbewertungen

Inauguraldissertation
zur Erlangung des Doktorgrades der Philosophie
an der Ludwig-Maximilians-Universität München

vorgelegt von
Marlene Wolfgruber M.A. aus München
2015

Erstgutachter: Prof. Dr. Franz Guenthner

Zweitgutachter: Jun.-Prof. Dr. Michaela Geierhos

Datum der mündlichen Prüfung: 19.01.2015

Marlene Wolfgruber

Sentiment Analyse mit lokalen Grammatiken
Wissensbasierter Ansatz zur Extraktion von Sentiments
in Hotelbewertungen

Dissertationen der LMU München

Band 3

Sentiment Analyse mit lokalen Grammatiken

Wissensbasierter Ansatz zur Extraktion von
Sentiments in Hotelbewertungen

von
Marlene Wolfgruber

Herausgegeben von der
Universitätsbibliothek der Ludwig-Maximilians-Universität
Geschwister-Scholl-Platz 1
80539 München

Bibliografische Information der Deutschen Nationalbibliothek

Die Deutsche Nationalbibliothek verzeichnet diese Publikation
in der Deutschen Nationalbibliografie; detaillierte bibliografische
Daten sind im Internet unter <http://dnb.dnb.de> abrufbar.

Verlagshaus Monsenstein und Vannerdat OHG Münster
www.mv-wissenschaft.com

© Marlene Wolfgruber 2015

Open-Access-Version dieser Publikation verfügbar unter:
<http://nbn-resolving.de/urn:nbn:de:bvb:19-186113>

ISBN: 978-3-95925-005-4 (Druckausgabe)

ISBN: 978-3-95925-006-1 (elektronische Version)

Danksagung

An dieser Stelle möchte ich allen danken, die mich bei der Arbeit an diesem spannenden Thema unterstützt haben.

Vor allem danke ich Prof. Dr. Franz Guenther, der mich nicht nur hervorragend fachlich betreute, sondern mir auch entscheidende Impulse für meine berufliche Karriere gab. Durch seine unorthodoxe, immer der Wissenschaft und Wirtschaft verpflichtete Art, ermöglichte er mir einen großen Forschungsspielraum, den ich sehr gut kreativ nutzen konnte – ganz herzlichen Dank dafür!

Frau Jun.-Prof. Dr. Michaela Geierhos danke ich vielmals für ihre vorbildlichen Strukturanregungen sowie ihre unermüdlichen Hinweise und fachkompetenten Anmerkungen, die für den Fortgang dieser Arbeit wesentlich waren.

Darüber hinaus bedanke ich mich bei allen, die beim Verfassen dieser Arbeit mit mir über die neuesten Entwicklungen in diesem Fachgebiet diskutiert haben und mich so zu neuen Ideen angeregt haben, insbesondere ist hier Herr Dr. Gerhard Rolletschek zu nennen.

Besonderer Dank gilt meinen Eltern, Dr. Cornelia und Klemens Wolfgruber, die mich zu dieser Arbeit ermutigt und in jeder Weise unterstützt haben – meiner Mutter danke ich hier vor allem für das Korrekturlesen. Meiner Tante Marion Fuhrmann und meinem verstorbenen Großvater Werner Fuhrmann danke ich für ihre großzügige finanzielle Unterstützung und Hilfsbereitschaft.

Inhaltsverzeichnis

Danksagung	V
Abbildungsverzeichnis	XIII
Tabellenverzeichnis	XVII
Abstract	XIX
1 Einleitung.....	1
1.1 Motivation.....	4
1.2 Wissenschaftliche Zielsetzung.....	7
1.3 Aufbau der Arbeit.....	9
2 Sentiment Analyse – Grundlagen	11
2.1 Untersuchungsgegenstand.....	11
2.1.1 Meinungen.....	12
2.1.2 Online-Kundenbewertungen	14
2.1.3 Produktwahrnehmung und –beurteilung	17
2.2 Sentiment Analyse.....	17
2.2.1 Sentiment Klassifikation.....	19
2.2.2 Sentiment Features.....	20
2.3 Klassifikationskriterien	21
2.3.1 Subjektivität vs. Objektivität	21
2.3.2 Polarität	22

2.4	Sentiment Indikatoren.....	24
2.4.1	Stimmungsgebende Adjektive und Adverbien.....	24
2.4.2	Stimmungsgebende Nomen und Verben	26
2.4.3	Feste Wendungen	26
2.4.4	Ironie.....	27
2.4.5	Emoticons.....	30
2.4.6	Interjektionen.....	32
2.5	Kontextabhängigkeit.....	32
2.5.1	Negation.....	32
2.5.2	Intensität.....	34
2.5.3	Emotionen.....	35
2.5.4	Domäne.....	36
3	State of the art.....	39
3.1	Lexikon-basierte Ansätze	40
3.1.1	Manueller Ansatz	40
3.1.2	Wörterbuch-basiert	40
3.1.2.1	SentiWS.....	41
3.1.2.2	WordNet	43
3.1.2.3	SO-CAL.....	45
3.1.3	Korpus-basierter Ansatz	46
3.2	Maschinelle Lernverfahren.....	47
3.2.1	Überwachte Lernmethoden.....	48
3.2.2	Nicht überwachte Lernmethoden	50

3.2.3	Forschungsarbeit Wenz	50
3.2.4	Feature-basierter Ansatz	52
3.3	Hybride Verfahren/Computer-linguistische Verfahren	53
3.3.1	Forschungsarbeit Rolletschek	53
3.3.2	Forschungsarbeit Pürzer	55
4	Forschungsdomäne: Hotel- und Gastronomiebewertungen	59
4.1	Wahl des Untersuchungsgegenstandes	59
4.2	Hotelbewertungen	59
4.2.1	Bewertungsansätze in der Hotelbewertung ..	61
4.2.2	Hotel- und Gastronomie-Fachsprache	62
5	Wissensbasierter Ansatz zur Extraktion von Sentiments.....	63
5.1	Lokale Textanalyse	63
5.1.1	Lokale Grammatiken	64
5.1.2	Korpus	65
5.2	Semi-automatische Akquise der lexikalischen Ressourcen	65
5.2.1	Gewinnung der wertenden Adjektive	66
5.2.2	Gewinnung der wertenden Nomen	69
5.2.3	Gewinnung der wertenden Verben	71
5.2.4	Gewinnung der wertenden festen Wendungen	72
5.2.5	Gewinnung der Emoticons und Interjektionen	72

5.2.6	Gewinnung der ironischen Aussagen und Wörter.....	72
5.2.7	Gewinnung der Modifikatoren.....	73
5.2.8	Gewinnung der bewerteten Objekte	74
5.2.9	Gewinnung der Meinungsträger	78
5.3	Identifikation und Klassifikation evaluativer Aussagen	78
5.3.1	Annotationskonventionen.....	79
5.3.2	Extraktion der bewerteten Objekte	80
5.3.3	Extraktion der wertenden Aspekte	86
5.3.3.1	Positive und negative Adjektive	86
5.3.3.2	Positive und negative Nomen	88
5.3.4	Extraktion der Meinungsträger	90
5.3.5	Extraktion der Modifikatoren.....	90
5.3.6	Kontext der wertenden Aussagen.....	91
5.3.7	Sonderformen wertender Aussagen	94
5.3.7.1	Erkennung von Ironie	94
5.3.7.2	Wertende feste Wendungen.....	95
5.3.7.3	Emoticons und Interjektionen.....	97
5.4	Modularer Aufbau der Grammatiken	97
5.4.1	Vorgehensweise und Konzeption der Grammatiken	98
5.4.2	Bootstrapping.....	98
5.4.3	Grundstruktur wertender Aussagen	99
5.4.4	Wertende verbale Wendungen.....	101

5.4.5	Kombination der Module zu komplexen (Teil-)Aussagen.....	103
5.4.5.1	Wertende Attribut-Objekt und Objekt-Attribut Wendungen	104
5.4.5.2	Wertende verbale Wendungen	105
5.4.5.3	Erkennung eines Fazits.....	109
5.4.5.4	Einleitung von Meinungsäußerungen	110
5.4.5.5	Einschränkende Aussagen.....	110
5.4.5.6	Kombination aller Module	111
6	Qualitätsanalyse der Sentiment-Grammatiken	115
6.1	Testkorpus.....	115
6.2	Evaluationsmaße	115
6.2.1	Precision	116
6.2.2	Recall.....	117
6.2.3	F-Score	118
6.2.4	Evaluationsprotokoll	118
6.3	Evaluationsergebnisse.....	119
6.3.1	Besonderheiten in Sprache und Wortschatz der Hotelbewertung	120
6.3.1.1	Feste Wendungen.....	120
6.3.1.2	Ironie.....	120
6.3.1.3	Urlaubernationalitäten	121
6.3.2	Fazit.....	121

7	Die Vorteile und Anwendungsmöglichkeiten.....	123
7.1	Vorteile des vorgestellten Ansatzes.....	123
7.1.1	Erkennung von komplexen Aussagen.....	123
7.1.2	Erkennung von Spezialfällen wie Idiomen ...	124
7.1.3	Erkennung von Spezialfällen wie Ironie.....	124
7.2	Anwendungsgebiete der Sentiment Analyse	124
7.2.1	Social Media Analyse.....	125
7.2.2	Markt- und Trendforschung	127
7.2.3	Reputationsmanagement.....	128
7.2.4	Anreicherung von Suchtechnologie	129
7.2.5	E-Commerce effizienter gestalten.....	130
7.2.6	Effiziente Zusammenfassung von Bewertungen.....	132
8	Fazit und Ausblick	133
9	Anhang.....	137
9.1	Übersicht Graphen	137
9.2	Frequenzlisten	146
9.3	Konkordanzen.....	149
	Literaturverzeichnis	150

Abbildungsverzeichnis

Abbildung 1: Google Suchergebnis mit eingeblendeten Hotelbewertungen zu der Suchanfrage „Hotel München“	2
Abbildung 2: Aufbau einer Hotelbewertung mit verschiedenen Komponenten	15
Abbildung 3: Sentiment Analyse Prozess nach Medhat et al.	19
Abbildung 4: Sentiment Klassifikationstechniken nach Medhat et al.	39
Abbildung 5: Zustände und Subgraph eines UNITEX Graphen.....	65
Abbildung 6: Auszug aus den gesammelten wertenden Verben	72
Abbildung 7: Graph zur Erkennung der bewerteten Objekte ...	82
Abbildung 8: Subgraph mit den Subkategorien Service, Unterhaltung, Wellnessangebot und Sportangebot.....	83
Abbildung 9: Graph zur Erkennung der Objekt Features FEATURES_OBJ	84
Abbildung 10: Konkordanz des Graphen FEATURES_OBJ	85
Abbildung 11: Graph zur Erkennung positiver Adjektive	87
Abbildung 12: Graph zur Erkennung negativer Adjektive	88

Abbildung 13: Subgraph zur Erkennung der negativen Nomen (normal)	89
Abbildung 14: Graph zur Erkennung der Meinungsträger	90
Abbildung 15: Graph zur Erkennung verneinender Modifikatoren	91
Abbildung 16: Graph zur Erkennung ironischer Aussagen	95
Abbildung 17: Graph zur Erkennung positiver fester Wendungen	96
Abbildung 18: Graph zur Erkennung der negativen Emoticons und Interjektionen	97
Abbildung 19: Graph zur Erkennung aller positiven Sentiment Indikatoren <i>pos_review</i>	103
Abbildung 20: Graph zur Erkennung von negativen sowie positiven Attribut-Objekt und Objekt-Attribut Kombinationen, sowie zur Erkennung einzelner positiver und negativer Attribute	104
Abbildung 21: Konkordanz der Erkennung des Graphen <i>MASTER_SIMPLE</i>	105
Abbildung 22: Graph zur Erkennung positiver verbaler Wendungen	107
Abbildung 23: Konkordanz des Graphen <i>POSITIVE_VERBAL_PHRASES</i>	107
Abbildung 24: Graph zur Erkennung eines Fazits	109

Abbildung 25: Graph zur Erkennung der Einleitung von Meinungsäußerungen	110
Abbildung 26: Erkennung positiver Aussagen mit Einschränkung	111
Abbildung 27: Kombination aller Module für eine umfassende Erkennung	111
Abbildung 28: Tweet auf Twitter über das Mandarin Oriental München	125
Abbildung 29: Likes und Kommentare zum Mandarin Oriental München	126
Abbildung 30: Holidaycheck Bewertung des Mandarin Oriental Hotels	127
Abbildung 31: Entscheidungshilfen beim Onlinekauf	131
Abbildung 32: Graph zur Erkennung positiver Nomen (normal).....	137
Abbildung 33: Graph zur Erkennung positiver Nomen (prädikativ)	138
Abbildung 34: Graph zur Erkennung der negativen Nomen prädikativ	139
Abbildung 35: Graph zur Erkennung von Modifikatoren von neutraler Intensität.....	140
Abbildung 36: Graph zur Erkennung von verstärkenden Modifikatoren.....	141

Abbildung 37: Graph zur Erkennung von abschwächenden Modifikatoren	142
Abbildung 38: Graph zur Erkennung negativer fester Wendungen	143
Abbildung 39: Graph zur Erkennung positiver Emoticons und Interjektionen	144
Abbildung 40: Graph zur Erkennung aller negativen Sentiment Indikatoren	145
Abbildung 41: Graph zur Erkennung der negativen verbalen Wendungen	145
Abbildung 42: Erkennung negativer Aussagen mit Einschränkung.....	146

Tabellenverzeichnis

Tabelle 1: Das Adjektiv traurig mit seinem Synonym deprimiert und Antonym fröhlich.....	22
Tabelle 2: Beispielliste der gängigsten Smileys	31
Tabelle 3: Die 50 häufigsten positiven Adjektive aus dem Trainingskorpus – (Vollformen wurden konsolidiert)	67
Tabelle 4: Frequenzen der häufigsten negativen Adjektive – (Vollformen wurden konsolidiert).....	68
Tabelle 5: Die häufigsten negativen Nomen	70
Tabelle 6: Liste der Objektfeatures aus dem Kontext der Aufzählungssätze.....	77
Tabelle 7: Erläuterung der verwendeten Tags	80
Tabelle 8: Erläuterung der verwendeten Attribute innerhalb der Tags	80
Tabelle 9: Die am häufigsten erwähnten Hotel Objekte	81
Tabelle 10: Frequenzliste der näher beschreibenden Objekteigenschaften	86
Tabelle 11: Frequenzliste des linken Kontextes vor positiven wertenden Aussagen	92
Tabelle 12: Frequenzliste des linken Kontextes vor negativen wertenden Aussagen	94

Tabelle 13: Frequenzliste der positiven verbalen Konstruktionen	109
Tabelle 14: Evaluationsergebnisse für die beiden Sentiments positiv und negativ sowie die festen Wendungen	119
Tabelle 15: Rechter Kontext nach negativen adjektivischen Aussagen	147
Tabelle 16: Rechter Kontext nach positiven adjektivischen Aussagen	149

Abstract

In dieser Arbeit wird ein Sentiment Analyse Ansatz für Hotelbewertungen mittels lokaler Grammatiken vorgestellt, mit dem wertende Aussagen erkannt und entsprechend klassifiziert werden. Übliche Herangehensweisen und Forschungsansätze der Sentiment Analyse werden mit dem Forschungsansatz der lokalen Grammatiken kontrastiert und verglichen. Ziel ist es, mit lokalen Grammatiken eine umfangreiche und flexible Erkennung von Sentiments im domänenspezifischen Kontext der Hotelbewertungen zu erreichen.

Mit Hilfe eines wissensbasierten Ansatzes wurden die Grammatiken an einem ausgewählten Korpus erstellt und evaluiert. Aufgrund der granularen und flexiblen Erkennung von Sentiment Aussagen verschiedenster Strukturen, wie Objekt-Attribut Kombinationen, komplexer Verneinungen und fester Wendungen wurden mit lokalen Grammatiken gute Ergebnisse erzielt. Somit ist es gelungen, im Forschungsbereich der Sentiment Analyse einen erheblichen Schritt voran zu kommen, da diese auch in Zukunft eine immer größere Rolle spielen wird.

1 Einleitung

Seit Mitte der 90er Jahre bekommt der klassische Handel¹ zunehmend Konkurrenz durch Online-Händler, die alle erdenklichen Artikel und Dienstleistungen über das Internet anbieten. Die umfassende Informationsplattform des Internets wird mittlerweile auch von 94 Prozent der Internet-User für ihre Kaufentscheidungen genutzt², wobei diese wiederum von den Usern selbst beeinflusst werden.

Bei der Unzahl aller Kaufentscheidungen, die ein Konsument heutzutage treffen muss, spielt die Werbung nicht mehr die alleinig ausschlaggebende Rolle³: So wie man sich in Vor-Internet-Zeiten Meinungen und Erfahrungsberichte für Kaufentscheidungen aus der Familie, von Freunden oder aus dem Bekanntenkreis holte, vertraut man mittlerweile unter dem Stichwort „Global Brain“ vor allem dem Urteil anderer Konsumenten⁴, ihren Bewertungen.

Für diese gibt es vielfältige Mitteilungsmöglichkeiten, wie Blogs, Social Networks und Bewertungsportale sowie eine Vielzahl mobiler Endgeräte, wie Smartphones, Tablets und Laptops, mittels derer die Bewertungen abgegeben werden können.⁵

Durch die Vernetzung von Millionen von Menschen durch das Internet vervielfacht sich die Menge an zugänglichen Meinungen und es gibt „(...) für jede Gegebenheit konkrete Erfahrungen. Jeder Ort wurde schon einmal besucht, jedes Produkt von jemandem gekauft, jeder positive oder negative Service von jemandem erfahren.“⁶

¹ vgl. Heinemann & Haug, 2010

² vgl. Krekeler, 2010

³ vgl. http://www.bitkom.org/files/documents/BITKOM_E-Commerce_Studienbericht.pdf (Aufruf: 18.08.2014)

⁴ vgl. Haug & Küper, 2010, S. 117

⁵ vgl. Liu B., Sentiment Analysis: A Multi-Faceted Problem, 2010, S. 76

⁶ Haug & Küper, 2010, S. 117

Die Bereitschaft von Benutzern und Konsumenten, ihre Meinung preiszugeben und anderen mitzuteilen, ist gestiegen. Laut einer Bitkom Studie aus dem Jahr 2013 hat jeder zweite Internetnutzer – das sind knapp 28 Millionen Deutsche – online seine Bewertung über die Erfahrungen mit einer Dienstleistung oder einem Produkt abgegeben. 26 Prozent davon haben sich im Internet zum Thema Hotel geäußert, das entspricht etwa jedem vierten Nutzer. Jeder sechste Nutzer hat seine Meinung im Internet zum Thema Restaurant kundgetan.⁷ Dabei hat ein populäres Bewertungsportal wie Yelp pro Monat weltweit eine halbe Milliarde, Trivago sogar über eine Milliarde Besucher.⁸

Hotel Vier Jahreszeiten Kempinski www.kempinski.com	4,3 ★★★★★ 27 Google-Bewertungen	325 €▼
Hotel Europa www.hotel-europa.de	3,6 ★★★★★ 15 Google-Bewertungen	98 €▼
München Marriott Hotel www.marriott.de	4,0 ★★★★★ 24 Google-Bewertungen	128 €▼
Holiday Inn Munich - City Centre www.munich-meeting-centre.de	3,5 ★★★★★ 35 Google-Bewertungen	69 €▼
Courtyard Munich City Center www.marriott.com	3,9 ★★★★★ 10 Google-Bewertungen	118 €▼

Abbildung 1: Google Suchergebnis mit eingeblendeten Hotelbewertungen zu der Suchanfrage „Hotel München“⁹

⁷ nach http://www.bitkom.org/de/presse/78284_76564.aspx (Aufruf: 18.08.2014)

⁸ <http://kudentests.com/markt-der-bewertungsportale/> (Aufruf: 18.08.2014)

⁹ <https://www.google.de/search?q=hotel+m%C3%BCnchen> (Aufruf: 08.09.2014)

Das Herausfiltern der Meinung anderer ist nicht nur bei der Kaufentscheidung von Nutzen, sondern hilft uns zudem, auch Zeit und Geld zu sparen.¹⁰ Was für Privatleute nützlich ist, ist für Hotel- und Restaurantbetreiber bereits ein wichtiger Bestandteil beim Verkauf der Dienstleistung:¹¹ Die Kundenbewertungen haben einen wesentlichen Einfluss auf die Kaufentscheidung von dreiviertel der Internetnutzer. Die Stimmungen und Emotionen dieser Aussagen einzufangen, muss daher vor allem für die Dienstleister von großem Interesse sein. Da sich im Web 2.0 Social Networks als Markt- und Trendforschungsquellen hervortun, stellt die automatische Analyse von Stimmungen und Meinungen eine große Herausforderung dar.¹²

Herausforderung deshalb, da die Maschine nur nüchterner, wertfreier Logik in der Sprache folgen kann und eine Bewertung genau das Gegenteil darstellt: Auf der einen Seite ist nach Rosenberg, dem Begründer der Gewaltfreien Kommunikation, der Mensch oftmals kaum in der Lage, eine rein sachliche Antwort auf eine Frage zu geben, ohne Bewertungen und Beurteilungen mit hineinmischen,¹³ während sich auf der anderen Seite der Mensch oftmals über die emotionslose Antwort des Sprachcomputers Siri amüsiert. Auf die Liebeserklärung: *Ich liebe dich*, antwortet Siri: *Immer zu deinen Diensten*.

Um eine emotionale Einschätzung einer Aussage vorzunehmen und dementsprechend differenziert zu antworten, muss eine Maschine entsprechend programmiert werden. Peirce, Begründer des amerikanischen Pragmatismus, wollte die Welt durch Zeichen mittels einer begrifflichen Rekonstruktion der Wirklichkeit zu-

¹⁰ vgl. TNS Infratest, 2010, S. 17

¹¹ <http://www.stuttgarter-zeitung.de/inhalt.stiftung-warentest-hotelportale-sind-servicewuesten.9fe0c324-14e7-4e67-887b-8f28cf6c48eb.html> (Aufruf: 18.08.2014)

¹² <http://www.social-media-magazin.de/index.php/inhalt/opinion-mining-und-sentiment-analyse-im-web-20.html> (Aufruf: 18.08.2013)

¹³ nach Rosenberg, 2009, S. 45ff

gänglich machen - so benutzte er z.B. zur Unterscheidung von Tautologien Wahrheitstafeln.¹⁴

In dem semiotischen Dreieck des Logikers Peirce, wird in einer triadischen Relation mittels dreier Universalkategorien die allgemeinste Struktur der Realität beschrieben und zugänglich gemacht.¹⁵ Demzufolge kann die Gestalt der Sentiment Analyse vor allem in der Kategorie der Erstheit angesiedelt werden: „Die Kategorie der Erstheit ist die Form der Gegenwärtigkeit (*presentness*), in der Seiendes dann begegnet, wenn Unterscheidungen, Relationen und Zeitbestimmungen abwesend sind. Empfindungsqualitäten (*qualities of feeling*) sind von dieser Art.“¹⁶ Die Kategorie der Drittheit ist der Interpretant, der reflektierende Mensch, der hier von der Maschine ersetzt würde. Die Kategorie der Erstheit in ihren *qualities of feeling* und die Kategorie der Drittheit als Interpretant wird durch den Einsatz lokaler Grammatiken ermöglicht, die die Maschine befähigen, die Interpretationsarbeit zu leisten.

1.1 Motivation

Der Maschine die Ausdrucksformen der Emotionen so detailliert wie möglich *verständlich* zu machen, also in eine maschinell zu verarbeitende Form zu bringen, ist Aufgabe der vorliegenden Arbeit. Denn der Untersuchungsgegenstand der Sentiment Analyse, die bewertenden Aussagen, sind von Emotionen geleitet und subjektiver Natur: Verärgerte oder zufriedene Kunden schreiben ihre Erfahrungen über eine Dienstleistung oder ein Produkt nieder und verwenden dabei nicht nur wertende Worte wie Adjektive, sondern auch Ironie oder idiomatische Aussagen, die sich über mehrere Wörter erstrecken können.

„Gefühl ist alles; Name ist Schall und Rauch“ (Johann Wolfgang von Goethe, Faust 1)

¹⁴ <http://de.wikipedia.org/wiki/Wahrheitstabelle> (Aufruf: 08.09.2014)

¹⁵ vgl. Oehler, 1993, S. 58f

¹⁶ Oehler, 1993, S. 58

In obigem Zitat stellt Goethe ein Verhältnis zwischen Emotionen und Sprache her, wie es auch in der Analyse von Bewertungen nach Sentiments gemacht wird: das Wahre und Wichtige, das einer Aussage zugrunde liegt, sind die Gefühle.¹⁷ Der Name bzw. die Reputation eines bewerteten Produkts oder einer Dienstleistung können bekannt sein, beispielsweise aus der Werbung, aber die Meinungen dazu sind entscheidend.

Meinungen gibt es im Internet viele und dadurch können sich auch erhebliche Schwierigkeiten ergeben: Jeder, der sich schon einmal selbst mit einer Frage wie *erfüllt diese Kamera meine Ansprüche?* oder *wobin soll ich dieses Jahr in den Urlaub fahren?* auf die Suche ins Internet begeben hat, um eine Antwort zu finden, weiß, wie schwer dies sein kann. Wie soll gezielt erkannt werden, ob es sich um eine Meinung bzw. eine Bewertung handelt und was die Essenz aus mehreren Bewertungen ist? Sicher beginnt der Prozess der Recherche mit der Eingabe einer Suchanfrage in eine Suchmaschine und meist endet er in einem oder mehreren Onlineshops und Blogs, auf Bewertungs- oder Vergleichsportalen, was auch oftmals zu einer Entscheidung im Kaufprozess führen mag.

Eine Optimierung dieses Prozesses wäre allerdings im Interesse der Suchenden und auch der Dienstleister. Bisher schufen *Bewertungssterne* oder *Bewertungspunkte* Abhilfe bei der Unübersichtlichkeit von reinen Bewertungskommentaren, spiegelten jedoch oft nicht unbedingt den Inhalt des Textes wider. Diese Lösung ermöglicht vorrangig eine optische Unterscheidung der Bewertungen, ist jedoch für eine maschinelle Weiterverarbeitung begrenzt geeignet, da man nur undifferenziert nach *sehr gut*, *gut* und *schlecht* unterscheiden kann. Möchte man eine spezifischere Darstellung des Suchergebnisses der gesuchten Produkte oder Dienstleistungen, sollte man sich der maschinellen Analyse im Bereich der Stimmungserkennung bedienen. Damit wird die Extraktion einzelner Aspekte eines Produktes aus der Bewertung ermöglicht und somit eine differenziertere Darstellung des Suchergebnisses. Hierfür ist

¹⁷ vgl. Schwarz-Friesel, 2007, S. 4

es notwendig, den Suchalgorithmus einer Suchmaschine um sentimentanalytische Fähigkeiten anzureichern. Bei der Analyse müssen sowohl die Produkteigenschaften extrahiert werden, als auch die positiven und negativen Stimmungen dazu. Wird ein Text mit Hilfe von Sentiment Analyse mit Informationen darüber angereichert, ob seine Aussagen positiv oder negativ sind, kann dies ebenfalls erhebliche Unterschiede beim Suchergebnis einer Suchmaschine hervorbringen. Man hätte dann eine erweiterte Meinungssuchmaschine, die beispielsweise gut bewertete Hotels in der Sortierung des Suchergebnisses an oberste Stelle setzen würde, wohingegen die schlechter bewerteten in der Rangliste weiter unten angesiedelt wären.

Selbst wenn die Informationen auf den Bewertungsplattformen auf den ersten Blick übersichtlich präsentiert werden, handelt es sich doch meist um eine große Menge, die – betrachtet man die Anzahl an Bewertungen zu einem Produkt oder einer Dienstleistung über eine einzige Bewertungsplattform hinaus – von *einem* Menschen kaum in eine Relation zueinander gebracht werden können, um abschließend zu einem umfassend ausgewerteten Ergebnis darüber zu kommen, welches der bewerteten Produkte oder welche Dienstleistung nun das oder die beste ist. Hier kann die Sentiment Analyse Abhilfe schaffen und dient damit als ein vielfältiges Instrument, mit dem man Markt- und Trendforschung im Bereich des E-Commerce und der dazugehörigen Kundenmeinungen ökonomisch betreiben kann.

Ein weiterer Punkt, der die Sentiment Analyse von Kundenbewertungen zu einer wichtigen Informationsquelle für Dienstleister macht, ist der indirekt davon abhängige Unternehmenserfolg. Der Aufbau einer soliden Beziehung zwischen einem Unternehmen und seinen Kunden setzt die Kenntnis über die Kundenzufriedenheit voraus.¹⁸ Die Sentiment Analyse von Kundenbewertungen bietet hier nicht nur ein geeignetes Instrument, um Kundenmeinungen zu extrahieren, sondern gibt auch Aufschluss über den Grad der Zufriedenheit.

¹⁸ vgl. Töpfer, 2005, S. 555

1.2 Wissenschaftliche Zielsetzung

Die vorliegende Arbeit beschäftigt sich daher mit der automatischen Stimmungserkennung aus Bewertungstexten, auch Sentiment Analyse genannt. Dieses Forschungsgebiet wird oft als ein Teilgebiet des Text Mining gesehen. Dabei werden mit maschineller Hilfe die Meinungen, Stimmungen, Bewertungen und Emotionen von Personen gegenüber Entitäten, Ereignissen und deren Attributen erforscht und extrahiert.¹⁹ Dies beinhaltet die Deutung zu einem diskutierten Thema bzw. der Polarität einer Aussage, welche die komplexe Aufgabe umfasst, auch Übertreibungen, Idiome und den Kontext eines Textes für Maschinen verständlich zu machen.²⁰

In der wissenschaftlichen Literatur gibt es zwei grundlegende Ansätze, mit denen an die Aufgabenstellungen dieses Gebiets herangegangen wird. Zum einen sind das statistische Methoden, bei denen in Kombination mit maschinellen Lernverfahren versucht wird, auf Grund einer bestimmten vorkommenden Menge an positiven oder negativen Worten eine Einordnung in eine der Kategorien der Sentiment Analyse vorzunehmen: z. B. positiv, neutral oder negativ. Zum anderen gibt es wissenschaftliche Ansätze, die domänenspezifisches und linguistisches Wissen für eine tiefere Analyse auf mehreren Dokumentenebenen, wie Wörtern, Sätzen und dem Dokument im Ganzen mit einbeziehen.²¹

In dieser Arbeit wird ein regelbasierter Ansatz zur Stimmungserkennung mit lokalen Grammatiken vorgestellt, wobei der Fokus auf der Erkennung, Analyse und Annotation der Bewertungen liegt. Die Verarbeitung der erkannten Bewertungsaussagen kann beispielsweise für die Anbieter der bewerteten Produkte wertvolle Anregungen zur Verbesserung und Optimierung von deren Leistungen oder Produkten geben. Zudem ist eine strukturierte Wissensrepräsentation gerade bei der speziellen Suche nach Informationen für die Konsumenten ebenfalls von Vorteil: Mit Hilfe der erarbeiteten Struktur des praktischen Teils dieser Arbeit kön-

¹⁹ vgl. Liu B., *Sentiment Analysis: A Multi-Faceted Problem*, 2010

²⁰ vgl. Ziegler, 2006, S. 106

²¹ vgl. Klem, Altuntas, Häusser, & Kessler, 2011, S. 2

nen Informationen aufbereitet und gezielt nur die gezeigt werden, nach denen auch gesucht wurde. Möchte man sich beispielsweise über die Bademöglichkeiten einer Hotelanlage informieren, will man sich nicht erst Seitenlang durch die gesamte Anlage eines Hotels lesen. Sind die Informationen aus den Bewertungen einmal strukturiert abgelegt, kann gezielt nach den verschiedenen Attributen einer Bewertung gesucht werden.

Die Bearbeitung erfolgt zunächst über eine genauere Betrachtung der Struktur der Bewertungen und des Forschungsgebiets der Sentiment Analyse sowie der Vorstellung der dazugehörigen Forschungsliteratur, wobei sowohl Ansätze mit statistischen Methoden, als auch mit lokalen Grammatiken betrachtet werden. Anschließend wird der eigene praktische Ansatz dargestellt: Er beinhaltet die Analyse und Annotation von Bewertungstexten mit lokalen Grammatiken und ist auf die Domäne Hotelbewertungen mit der Subdomäne Restaurantbewertungen eingegrenzt. Abschließend wird ein Ausblick auf eine mögliche Einbindung dieser Analysefunktion in verschiedenste Anwendungsmöglichkeiten gegeben.

Die oben genannten statistischen Verfahren stoßen hier teilweise an ihre Grenzen, da sie mit dem Kontext eines Sentiments Schwierigkeiten haben,²² was folglich auch immer für idiomatische und ironische Aussagen zutrifft, da diese stark kontextabhängig sind.²³ Daher erfolgt im praktischen Teil dieser Arbeit die Bearbei-

²² vgl. Klein, Altuntas, Häusser, & Kessler, 2011, S. 2

²³ vgl. Schieber, Hilbert, & Stillich, 2012, S. 5; Groeben & Scheele, 1985, S. 153: „Hinsichtlich der übrigen analytischen Dimensionen des Interpretationskonstrukts ‚ironische Sprechhandlung‘ ergeben sich aus den subjektiven Theorien keine Ausdifferenzierungen oder Erweiterungen: Von praktisch allen Interview-Partnern wird ein Wissen über die Situation bzw. Hörer/Sprecher als notwendige Voraussetzung für (die Produktion/Rezeption von) Ironie angesetzt.“ S. 153f: „Erwähnenswert ist nur noch, daß 5 Interview- Partner ein gemeinsames Sprach-Niveau bzw. einen gemeinsamen sprachlichen Hintergrund als notwendige Voraussetzung ansetzen; man könnte darin die Abbildung einer soziolinguistischen Perspektive sehen und die (empirische) Hypothese ableiten, daß ein Mißverstehen von Ironie besonders häufig bei Interaktionspartnern mit unterschiedlichen (schichtspezifischen) Sprachcodes auftreten wird.“

tung der Problemstellung mit lokalen Grammatiken durch eine Aufnahme dieser komplexen Aussagen in ein Lexikon bzw. einen Graphen. Dies soll eine umfassendere und präzisere Erfassung der genannten Textmuster bieten und aufzeigen, wie damit die Lücken zur bisherigen Forschung weiter geschlossen werden können.

Als ein Gebiet des Text Minings greift die Sentiment Analyse auf zahlreiche Natural Language Processing Methoden zurück. Dabei wird spezifisches Wissen aus einem Text extrahiert, was eines der Ziele in der Computerlinguistik ist. Es spielen vor allem die grundlegenden Schritte wie Part-of-Speech(POS)-Tagging, Tokenisierung und Subjektivitätserkennung eine Rolle.

Ein Verfahren, welches einige der bewährten Indikatoren vereint, sind lokale Grammatiken: Kombination aus POS, Kontextbetrachtung, Verwendung annotierter Lexika.

1.3 Aufbau der Arbeit

Die vorliegende Arbeit gliedert sich wie folgt: In Kapitel 2 werden Begriffe aus dem Bereich der Sentiment Analyse definitorisch abgegrenzt; zudem werden die Sentiment Indikatoren und ihre Akquise Verfahren vorgestellt. Nach einem Überblick der existierenden Sentiment Klassifikationsmethoden wird eine Methode zur Feature-basierten Sentiment Analyse vorgestellt.

Kapitel 3 gibt einen Überblick über die Besonderheiten der untersuchten Domäne *Hotelbewertungen* und ihrer Sprachdiversität.

Nachdem zu Beginn des Kapitels 4 Anwendungsbeispiele der Sentiment Analyse aufgeführt werden, werden im weiteren Verlauf konkrete Forschungsansätze zu den unterschiedlichen, in Kapitel 2.5 beschriebenen Methoden vorgestellt.

Kapitel 1 stellt den eigenen wissensbasierten Ansatz zur Sentiment Analyse von Hotelbewertungen mit lokalen Grammatiken vor. Dabei wird zunächst das Verfahren der lokalen Textanalyse beschrieben und die lokalen Grammatiken werden als Verfahren zur

Extraktion der Sentiments eingeführt. Anschließend werden die Module der Grammatiken beschrieben, die zur Identifizierung und Extraktion dienen. Nach der Qualitätsanalyse in Kapitel 0, werden in Kapitel 7 mögliche Anwendungsgebiete des vorgestellten Ansatzes beleuchtet. Kapitel 8 schließt die Arbeit mit einem Ausblick auf den weiteren Forschungsweg im Bereich der SA (Sentiment Analyse) mit lokalen Grammatiken ab.

2 Sentiment Analyse – Grundlagen

Im letzten Jahrzehnt hat sich in der Forschung ein großes Bewusstsein für die Sentiment Analyse entwickelt, wie auch Pang und Lee feststellen: „The year 2001 or so seem to mark the beginning of widespread awareness of the research problems and opportunities that sentiment analysis and opinion mining raise...“²⁴ Diese Entwicklung wurde durch den Anstieg des maschinellen Lernens im Bereich des Natural Language Processing und des Information Retrieval, als auch durch die vorhandenen Datenmengen, die das World Wide Web bietet, und natürlich nicht zuletzt durch die Herausforderungen kommerzieller Marktanalysen, die dieses Feld in der heutigen Zeit mit sich bringt, begünstigt.²⁵

In diesem Kapitel wird zunächst der Gegenstand der Untersuchung vorgestellt. Anschließend werden anhand von Definitionen die Untersuchungsverfahren sowie die Klassifikationskriterien eingeführt - dabei wird ein Überblick über das spezielle Sentiment Vokabular und seine klar umrissene Lesart gegeben. Besondere auftretende sprachliche Phänomene werden erklärt und ihre Bedeutung hinsichtlich der Domänen- bzw. Kontextabhängigkeit erläutert. Die dabei aufgeführten Beispiele sind, wenn nicht anders angegeben, mögliche Ausprägungen des erklärten Phänomens.

2.1 Untersuchungsgegenstand

Im Fokus der vorliegenden Arbeit liegen Kundenbewertungstexte aus der Domäne Hotel, welche die Meinungen der Kunden widerspiegeln. Eine Definition dieser untersuchten Texte wird im Folgenden gegeben.

²⁴ Pang & Lee, 2008, S. 5

²⁵ vgl. ebd.

2.1.1 Meinungen

Eine Meinung ist laut Duden a) „eine persönliche Ansicht, Überzeugung, Einstellung o. Ä, die jemand in Bezug auf jemanden, etwas hat (und die sein Urteil bestimmt)“ und b) „im Bewusstsein der Allgemeinheit [vor]herrschende Auffassungen hinsichtlich bestimmter [politischer] Sachverhalte“.²⁶

Bei Meinungen handelt es sich um positive oder negative Einschätzungen und Einstellungen oder Sichtweisen. Sie können explizit oder implizit Positives oder Negatives ausdrücken. Ihr Aufbau besteht meist aus einem Objekt, auf welches sich die Meinung bezieht, einem Meinungsträger, der die Meinung hält, und einem Sentiment, welches die positive oder negative Einstellung des Meinungsträgers repräsentiert.²⁷ Meinungen können über Produkte, Dienstleistungen, Individuen, Organisationen oder ähnliches geäußert werden. Bei der Extraktion von Meinungsäußerungen sollten die verschiedenen Formen, in denen sie in Texten auftreten können, berücksichtigt werden. Gerade bei der Extraktion mit lokalen Grammatiken ist das Erfassen aller möglichen Satzstrukturen gut umsetzbar. Die verschiedenen Formen lassen sich in die folgenden drei Kategorien aufteilen:²⁸

i. Direkt und subjektiv

Diese Form der Meinungsäußerung hat eine klare Struktur, bestehend aus Objekt und Attribut und drückt eine eindeutige, positive oder negative Haltung aus. Durch die Kombination eines Objekts mit einem Attribut, welches durch ein wertendes Adjektiv realisiert wird, lassen sich direkte subjektive Aussagen von objektiven Aussagen unterscheiden. Ein mögliches Beispiel für eine solche Meinungsäußerung ist: *Das Hotelpersonal war nett.*

²⁶ <http://www.duden.de/rechtschreibung/Meinung> (Aufruf: 18.08.2014)

²⁷ vgl. Liu, B., Sentiment Analysis and Subjectivity, 2010, S. 3 & Wenz, 2011, S. 13

²⁸ vgl. Liu, B., Sentiment Analysis and Subjectivity, 2010, S. 7 & Pürzer, 2008, S. 10 & Qiu, Liu, Bu, & Chen, 2009

ii. Implizit

Implizite Meinungsäußerungen, bei denen mit Hilfe einer rhetorischen Frage *Wie wäre es mit etwas mehr Sauberkeit?* oder einem Modalverb *Sie sollten ihre Meinung dazu nochmal überdenken* eine Meinung ausgedrückt wird; sie können entscheidende Hinweise für den Grund einer Meinung geben. Bei einer reinen Extraktion der Objekt-Attribut-Kombinationen würden diese Informationen vernachlässigt werden,²⁹ da das bewertete Objekt nicht direkt mit einem attributiven Adjektiv extrahiert werden kann.

iii. Vergleichend

Meinungen, die sich durch einen Vergleich äußern, beinhalten meist einen Komparativ, können aber auch durch Verben wie *vorziehen* oder *übertreffen* realisiert werden. Sie unterscheiden sich vor allem syntaktisch von direkten Aussagen.³⁰

iv. Der Service im [Hotel X]_{Objekt 1} übertrifft den im [Hotel Y]_{Objekt 2}.

Der klassische Vergleich, bei dem die zu vergleichenden Objekte beide erwähnt werden (explizite Äußerung), sieht wie folgt aus:

v. [Hotel X]_{Objekt 1} ist besser als [Hotel Y]_{Objekt 2}.

Ein Vergleich kann aber auch implizit geäußert werden:

vi. Der Außenpool war dreckig, der Indoorpool nicht.

Hier fehlt eine direkte Referenz auf die ausgedrückte Polarität in Form des positiven Adjektivs *sauber* und erschwert somit die Erkennung.

²⁹ vgl. Liu, B., *Sentiment Analysis and Subjectivity*, 2010, S. 7

³⁰ vgl. ebd., S. 22ff

2.1.2 Online-Kundenbewertungen

Eine Online-Kundenbewertung ist ein Stück Text, welches öffentlich im Internet verfügbar ist und dessen vorrangiger Zweck es ist, eine Entität wie ein Produkt oder eine Dienstleistung zu bewerten.³¹ Die Hauptaufgabe der Bewertungswebseiten liegt vor allem darin, Bewertungen an einem Platz zu sammeln und zu veröffentlichen. Es gibt dabei zwei Arten von Bewertungswebseiten:

- i. Seiten, die professionelle Kritiken beinhalten (www.reviews.cnet.com). Sie werden auch Experten Bewertungsseiten genannt.
- ii. Seiten, deren Inhalt auf User-Generated-Content basiert (www.holidaycheck.de). Sie werden auch Konsumenten-, Kundenbewertungsseiten oder Verbraucherportale genannt.

Da die vorliegende Arbeit im Speziellen Hotelbewertungen von Verbraucherportalen analysiert, soll eine nähere Betrachtung des Aufbaus und des Inhalts solcher Bewertungen vorgenommen werden.

Mit einer Hotelevaluation haben Gäste eines Hotels die Möglichkeit, eine Bewertung des Hotelaufenthalts zu hinterlassen, um so anderen potenziellen Hotelgästen bei der Buchungsentscheidung zu helfen. Dabei besteht die Evaluation in den meisten Hotelbewertungsportalen aus einer Hotelbewertung und einem Bewertungskommentar. Bei dieser Definition ist mit Hotelbewertung eine Punktevergabe in einem fest vorgegebenen Rahmen hinsichtlich der Qualität gemeint. Dabei werden Bewertungskategorien wie beispielsweise Sauberkeit, Komfort, Lage und Preis-Leistungsverhältnis betrachtet. Ergänzend dazu bekommen die Hotelgäste die Möglichkeit, einen sogenannten Bewertungskommentar zu verfassen, der eine schriftliche Ausführung der vorgenommenen Punktevergabe darstellt und Raum für das Erfassen der gemachten Erfahrungen mit den immateriellen Dienstleistungsaspekten gibt.

³¹ vgl. Broß, 2013, S. 15

Da sich die vorliegende Arbeit mit der Sentiment Analyse von Texten befasst, werden im praktischen Teil der Arbeit die schriftlichen Bewertungskommentare dieser Hotелеvaluations betrachtet und analysiert. Zudem wird der Begriff *Hotelbewertung* synonym zu dem Begriff *Bewertungskommentar* verwendet.³²

The screenshot displays a hotel review interface. At the top, the title is "Top Luxus in München". Below it is a detailed text review. To the right, there is a summary section with a star rating of 6.0 and a breakdown of ratings for various aspects. Annotations are present:

- Bewertungstitel**: Points to the title "Top Luxus in München".
- Gesamtbewertung**: Points to the overall star rating of 6.0.
- Aspekt Bewertung**: Points to the "Lage & Umgebung" section, which has a 6.0 rating.

The review text includes: "Top Luxushotel in München. ... ist schon hochpreisig, dafür wird dem Gast jeder Wunsch von den Augen abgelesen. Sehr gute und freundlicher Service. Wir hatten ein Deluxe Zimmer inkl. Frühstück gebucht. Preis für Frühstück z.Z. 2 Euro pro Person. Es wird zwar beim Frühstück viel geboten, aber der Preis ist doch wirklich Grenzwertig. Im Allgemeinen sind auch die Preise der Lobbybar nicht von schlechten Eltern. Dieses ist keine negative Kritik sondern nur alle Info zu sehen. Im Preis des Zimmers war die Minibar inkl. Das WiFi kostet 15 Euro am Tag, in meinen Augen sollte in heutiger Zeit so was kostenfrei sein. Das gesamte Hotelpersonal zeichnet sich durch hohe Freundlichkeit und Hilfsbereitschaft aus. Wenn man einen Extra Wunsch hatte wie z.B. andere Getränke in der Minibar, wurde dieser Wunsch innerhalb von 30 Minuten erledigt. Parken des Wagen kostet inkl. Valet Service 30 Euro Pro Nacht. Auch wenn es hochpreisig ist, würden wir das Mandarin Oriental München für unsere nächsten Besucher der Landeshauptstadt immer wieder buchen."

The rating breakdown shows 6.0 for "Lage & Umgebung", "Einkaufsmöglichkeiten in Umgebung", "Verkehrsanbindung und Ausflugsmöglichkeiten", "Restaurants & Bars in der Nähe", and "Sonstige Freizeitmöglichkeiten". Other aspects like "Zustand des Hotels" and "Allgemeine Sauberkeit" also have 6.0 ratings, while "Familienfreundlichkeit" and "Behindertenfreundlichkeit" are not rated.

Abbildung 2: Aufbau einer Hotelbewertung mit verschiedenen Komponenten³³

³² nach Barmeyer & Gazolajew, 2012, S. 214

³³ http://www.holidaycheck.de/hotelbewertung-Hotel+Mandarin+Oriental+Muenchen+Top+Luxus+in+Muenchen-ch_hb_id_10549629.html (Aufruf: 24.08.2014)

Gemäß Abbildung 2 lässt sich eine Hotelbewertung in folgende Komponenten aufteilen:

- i. Bewertungstitel: Die Nutzer geben ihrer Bewertung einen eigenen Titel, der oft die Gesamtmeinung widerspiegelt und als kurze Zusammenfassung gesehen werden kann.³⁴
- ii. Gesamtbewertung: Die Gesamtbewertung wird meist durch einen einzelnen Wert angegeben, der den Gesamteindruck des Kunden darstellen soll. Dieser Aspekt kann beispielsweise durch eine Sterne- oder Punktevergabe realisiert sein³⁵ oder durch die einfache Abfrage, ob man das Hotel weiterempfehlen würde.³⁶
- iii. Aspekt Bewertung: Neben der Gesamtbewertung können meist auch einzelne Aspekte der Dienstleistung oder des Produkts bewertet werden. Die Bewertung der Aspekte erfolgt dabei ebenfalls anhand von Punkten, Sternen oder anderen Bewertungseinheiten.³⁷
- iv. Bewertungskommentar: Dieser Teil der Bewertung besteht aus einem freien Textfeld, in dem der Benutzer die Möglichkeit hat, seine Gedanken und Meinung zu dem bewerteten Produkt zu äußern. Bei manchen Portalen besteht auch die Möglichkeit, sogar für die einzelnen Aspekte ausführliche Bewertungskommentare abzugeben.³⁸

³⁴ Auf Holidaycheck werden die Nutzer gebeten, der Bewertung einen aussagekräftigen Titel zu geben.

³⁵ wie es beispielsweise bei www.tripadvisor.de der Fall ist

³⁶ Auf www.holidaycheck.de wird man gebeten anzukreuzen, ob man das Hotel weiterempfehlen kann, zudem kann man Sonnen vergeben, wie einem das Hotel insgesamt gefallen hat.

³⁷ Sowohl bei Tripadvisor, als auch bei Holidaycheck können die individuellen Aspekte nach Punkten bzw. Sonnen bewertet werden.

³⁸ Bei Holidaycheck kann dies über die Option „Ausführliche Bewertung abgeben“ ausgewählt werden.

- v. Bewertungsqualität: Einige Bewertungsportale lassen Benutzer die Qualität einer Bewertung an sich ebenfalls bewerten, um die Bewertungen so nach Nützlichkeit zu sortieren. Amazon nutzt diese Bewertung, um die hilfreichste Bewertung eines Produktes als erstes anzeigen zu lassen.³⁹

2.1.3 Produktwahrnehmung und –beurteilung

Als Produkt wird in der vorliegenden Arbeit die materielle Dienstleistung der Beherbergung und der Verpflegung sowie der immateriellen Servicedienstleistung des Personals bezeichnet.⁴⁰ Die Wahrnehmung eines Produktes beim Menschen erfolgt über einen Informationsverarbeitungsprozess, der durch Subjektivität geprägt ist. Das bedeutet, dass jeder seine Umwelt unterschiedlich und somit subjektiv wahrnimmt.⁴¹ Der Produktbeurteilungsprozess ist dabei Teil des Produktwahrnehmungsprozesses, da bei der Verarbeitung aufgenommener Reize auch die gedankliche Weiterverarbeitung und deren Beurteilung stattfindet. „Das Ergebnis des Produktbeurteilungsprozesses ist die (subjektive) Einschätzung der Qualität des Produktes.“⁴² Genau diese subjektiven Einschätzungen in Form von Bewertungstexten sind Gegenstand dieser Arbeit.

2.2 Sentiment Analyse

Die maschinelle Verarbeitung von Texten in Bezug auf Stimmungen (*sentiment*), Meinungen (*opinion*) und Subjektivität (*subjectivity*) kann laut Pang und Lee unter den Begriffen *sentiment analysis*, *opinion mining* oder *subjectivity analysis* zusammengefasst werden.⁴³ Dabei können die Begriffe weitgehend auch synonym verwendet

³⁹ Beispiel http://www.amazon.de/Harry-Potter-Complete-Collection-DVDs/dp/B00C6CEKXI/ref=sr_1_1?ie=UTF8&qid=1408894538&sr=8-1&keywords=harry+potter (Aufruf: 24.08.2014)

⁴⁰ vgl. Meffert in: Diehl, 2009, S. 11

⁴¹ vgl. Diehl, 2009, S. 11

⁴² Diehl, 2009, S. 12

⁴³ Pang & Lee, 2008

werden. Die verschiedenen Bezeichnungen rühren aus den unterschiedlichen Hintergründen aus der Forschung her: Der Begriff *Opinion Mining* ist vor allem bei Forschern verbreitet, die sich mit dem Information Retrieval beschäftigen, während die Begriffe *Sentiment Analyse* und *Subjektivitätsanalyse* von Forschern verwendet werden, die aus dem Bereich des Natural Language Processing und der Computerlinguistik stammen.⁴⁴ Die Begriffe werden in der vorliegenden Arbeit daher synonym verwendet, wobei der Fokus auf dem in der Computerlinguistik verwendeten Begriff *Sentiment Analyse* liegen wird. Die Sentiment Analyse extrahiert subjektive Informationen aus Texten und klassifiziert Wörter, Phrasen, Texte und Dokumente nach den jeweils enthaltenen Meinungen und Stimmungen.

Laut Medhat et al. gibt es bei der Sentiment Analyse drei grundlegende Klassifikationslevels:

- i. Dokument-Level: Klassifiziert ein Dokument in die Kategorie positiv oder negativ.
- ii. Satz-Level: Klassifiziert die Sentiments in jedem subjektiven Satz nach positiver oder negativer Meinung.
- iii. Aspekt-Level: Klassifiziert unter Berücksichtigung der spezifischen Aspekte einer Entität.⁴⁵

In der Studie von Medhat et al.⁴⁶ wird der Prozess der Sentiment Analyse folgendermaßen aufgeteilt:

⁴⁴ vgl. Broß, 2013, S. 11f

⁴⁵ nach Medhat, Hassan, & Korashy, 2014, S. 1f

⁴⁶ Medhat, Hassan, & Korashy, 2014

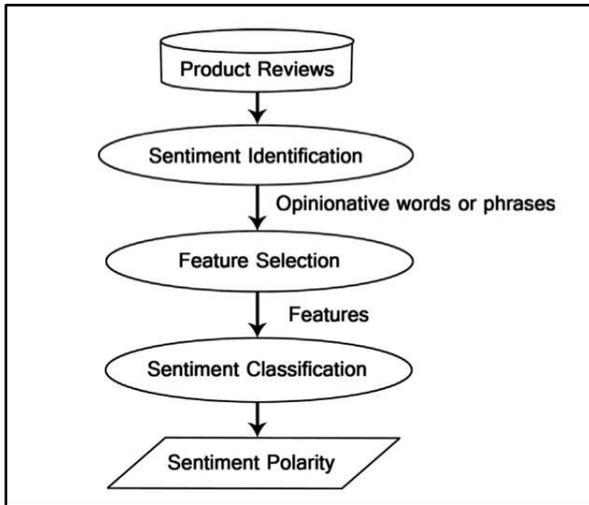


Abbildung 3: Sentiment Analyse Prozess nach Medhat et al.

Die Abbildung 3 zeigt an oberster Stelle den Untersuchungsgegenstand der Sentiment Analyse, die Produktbewertungen, welche unter anderem zu Beginn des Kapitels vorgestellt wurden. Der erste Verarbeitungsschritt in der Abbildung, der sich mit der Sentiment Identifikation befasst, analysiert, ob eine Aussage ein Sentiment enthält oder nicht. Da in der vorliegenden Arbeit die Analyse von Bewertungstexten betrachtet wird, kann man davon ausgehen, dass es sich vorrangig um wertende Aussagen handelt. Die in Abbildung 3 als *Feature Selection* bezeichneten Techniken werden in Kapitel 3 genauer betrachtet. Mit der Sentiment Klassifikation bzw. ihren Kriterien beschäftigt sich das nachfolgende Kapitel.

2.2.1 Sentiment Klassifikation

In der Sentiment Analyse ist die Sentiment Klassifikation einer der bisher am besten erforschten Bereiche.⁴⁷ Ein Text, der positive, negative oder neutrale Aussagen enthält, wird mit Hilfe von Klassi-

⁴⁷ vgl. Pang & Lee, 2002, S. 7

fikationsalgorithmen entsprechend kategorisiert. Dies findet auf Dokumentenebene statt, kann aber auch auf Satzebene angewendet werden, wobei man dann von Subjektivitäts-Klassifikation spricht.⁴⁸ Um die Klassifikation in die jeweilige Polarität vorzunehmen, werden Sentiment oder Opinion Wörter benötigt, welche die positive oder negative Polarität implizieren. Diese Indikatoren einer Sentiment Klasse werden in Kapitel 2.4 genauer beleuchtet.

2.2.2 Sentiment Features

Sogenannte *Features* eines Produktes beschreiben die einzelnen, für das Produkt oder die Dienstleistung spezifischen Eigenschaften. Hauptaufgabe der Feature Extraktion ist es, die Objekteigenschaften, über die gesprochen wird, zu identifizieren, um anschließend zu bestimmen, ob diese positiv oder negativ bewertet wurden. Wertende Dokumente oder Sätze insgesamt hinsichtlich ihres Sentiments zu klassifizieren, ist nützlich, aber zu wenig granular, um Aussagen über individuelle Eigenschaften einer Dienstleistung und deren Qualität bzw. Beliebtheit zu treffen. Beispielsweise muss sich ein Nutzer auf der Suche nach Bewertungen über das Fitnessstudio eines Hotels eventuell zuerst unzählige Bewertungen über die Kinderbetreuung oder die Zimmerausstattung durchlesen, um zu der gesuchten Information, der Bewertung des Fitnessstudios des Hotels zu gelangen.⁴⁹ Die Identifikation der Produkt-Features und des Sentiments bezüglich dieses Features ist auch deshalb wichtig, da in einer Bewertung die negativen als auch positiven Aspekte der Hoteleigenschaften beschrieben werden, obwohl die allgemeine Stimmung beispielsweise positiv ist. Mit der gewonnenen Information kann dann gezielt die Bewertung zur gesuchten Eigenschaft des Objekts ausfindig gemacht werden.

⁴⁸ vgl. Liu B., *Sentiment Analysis and Subjectivity*, 2010, S. 10

⁴⁹ vgl. Popescu & Etzioni, 2005, S. 1

Auf der Dokument- oder Satzebene werden diese Informationen nicht gegeben, dazu muss man auf ontologisches Wissen zurückgreifen, bei dem Informationen mit logischen Relationen dargestellt sind.⁵⁰

2.3 Klassifikationskriterien

Im Folgenden werden die Kriterien für die Unterscheidung von subjektiven und objektiven Sätzen sowie von positiven und negativen Sätzen aufgeführt.

2.3.1 Subjektivität vs. Objektivität

In den Texten, die man im Internet findet, können Fakten und Meinungen ausgedrückt werden. Dabei beinhalten i.) objektive Aussagen Fakten über ein Objekt, eine Person oder ein Vorgehen, wohingegen ii.) subjektive und meist auf Emotionen basierende Äußerungen Meinungen sind.⁵¹

- i. Das Haus ist weiß.
- ii. Das Haus ist schön.

Die vorliegende Arbeit beschäftigt sich daher mit dem für die Sentiment Analyse relevanten Bereich der subjektiven Aussagen. Da es sich bei den bereits oben beschriebenen Kundenbewertungen um bewertende Texte handelt, kann man davon ausgehen, dass sie hauptsächlich subjektive Aussagen beinhalten.

Während in der Forschung im Bereich der Sprachverarbeitung, wie dem Information Retrieval, der Websuche, der Textklassifikation oder anderen sprachverarbeitenden Aufgaben Texte generell untersucht werden, werden im Gegensatz dazu bei der Sentiment Analyse ausschließlich subjektive Informationen als Grundlage verwendet, aus denen die Stimmungen extrahiert werden können.

⁵⁰ vgl. [http://de.wikipedia.org/w/index.php?title=Ontologie_\(Informatik\)&oldid=128856431](http://de.wikipedia.org/w/index.php?title=Ontologie_(Informatik)&oldid=128856431) (Aufruf: 18.08.2014)

⁵¹ vgl. Liu B., Sentiment Analysis and Subjectivity, 2010, S. 7 & Schönhalz, 2010

2.3.2 Polarität

Jedes Wort hat eine positive, negative oder neutrale Grundbedeutung bzw. drückt etwas Positives, Negatives oder Neutrales aus. Mit Polarität ist die Richtung gemeint, in die ein Wort abweicht von seiner Norm für seine semantische Gruppe oder sein semantisches Feld. Es kann dabei in zwei Polaritäten unterschieden werden: *positiv* und *negativ*. Ist ein Wort oder eine Aussage keiner der beiden Polaritäten zuzuordnen gilt sie als *neutral*.⁵² Die Polarität, die jedes Wort in sich trägt, wird als Grundlage verwendet und kann durch verschiedene linguistische Phänomene beeinflusst werden. Diese Beeinflussung kann beispielweise eine Polaritätsinvertierung hervorrufen oder eine Abschwächung oder Verstärkung des stimmunggebenden Polaritätswortes verursachen. Auf diese Phänomene wird in Kapitel 2.5 über Kontextabhängigkeit näher eingegangen. Die Polarität kann auf drei unterschiedlichen Ebenen vorkommen, die im Folgenden genauer erläutert werden, indem ihre Eigenschaften beschrieben und mögliche Beispiele für die jeweilige Ausprägung gegeben werden.

- i. Bei der lexikalischen Polarität können Synonyme aufgrund ihrer semantischen Orientierung derselben Polarität zugeordnet werden und Antonyme jeweils der entgegengesetzten.⁵³

Adjektiv	Polarität	Synonym	Polarität	Antonym	Polarität
traurig	negativ	deprimiert	negativ	fröhlich	positiv

Tabelle 1: Das Adjektiv *traurig* mit seinem Synonym *deprimiert* und Antonym *fröhlich*⁵⁴

⁵² vgl. Wilson, Wiebe, & Hoffmann, 2005, S. 348: „The first step classifies each phrase containing a clue as neutral or polar.“

⁵³ vgl. Hatzivassiloglou, 1997

⁵⁴ vgl. <https://www.openthesaurus.de/synonyme/traurig> (Aufruf: 18.08.2014)

- ii. Ein weiterer Typ ist die kontextbedingte Bestimmung der Polarität. Die Negation ist eines der Phänomene, die im Kontext eines Polaritätswortes auftreten können und eine Polaritätsinvertierung verursacht. Dies ist aber nur möglich, wenn in einem Vorverarbeitungsschritt eine Ausprägung festgelegt werden konnte.
 - a. Das Hotel ist schön. = Positive Aussage durch das wertende Adjektiv *schön*.
 - b. Das Hotel ist nicht schön. = Negative Aussage durch die Negation des wertenden Adjektivs *schön*.

- iii. Ein weiteres Phänomen der kontextbedingten Polarität ist die Verwendung eines positiven Wortes in einer ironischen oder sarkastischen Aussage, wie es schon im vorangegangenen Kapitel beschrieben wurde oder in einer idiomatischen Aussage. Als mögliche Beispiele können hier die idiomatische Aussage a) und die nicht idiomatische Aussage b) dienen:
 - a. eine saftige Rechnung bekommen
 - b. ein saftiges Steak bekommen

Besitzt das Wort *saftig* im idiomatischen Kontext eine negative Polarität, so kann ihm im nicht idiomatischen Kontext eine positive Polarität zugeschrieben werden.

Als ein Spezialfall der kontextbedingten Polarität kann die domänenabhängige Polarität gesehen werden. Da die Lesart eines Wortes ambig sein kann, ist daher ohne eine Disambiguierung keine eindeutige Einordnung in eine Polarität vorzunehmen. Wird der Kontext eines polaren Wortes jedoch bestimmt und dabei auf eine konkrete Domäne eingeschränkt, wird so seine Lesart eingegrenzt und eine Disambiguierung bezüglich der Polarität ist einfacher vorzunehmen. Mögliche Beispiel dazu sind in Kapitel 2.5.4 zu finden.

2.4 Sentiment Indikatoren

Als Sentiment Träger fungieren in einer Meinungsäußerung bestimmte Wörter, Wortkombinationen oder syntaktische Phänomene, die vor der Analyse ausfindig gemacht werden müssen und bei der Klassifikation aufgrund ihrer Polarität in eine der Kategorien positiv, negativ oder neutral eingeordnet werden.⁵⁵ Sie werden in der Literatur als *polar words*, *opinion-bearing words* oder *sentiment words* bezeichnet.⁵⁶ Ebenso gibt es die Klassifikation von Worten nach Emotionen: Ärger, Wut, Freude, Überraschung.⁵⁷ Neben einzelnen Wörtern können auch Phrasen, Idiome oder rhetorische Stilmittel wie Ironie Stimmungen ausdrücken. Die existierenden Wortarten und Ausdrucksformen von Sentiments werden im Folgenden beschrieben.

2.4.1 Stimmungsgebende Adjektive und Adverbien

Ein Adjektiv oder auch Eigenschaftswort versieht ein Wesen oder Ding, ein Geschehen oder einen Umstand mit einem bestimmten Merkmal oder mit einer bestimmten Eigenschaft.⁵⁸ In der Arbeit von Bruce & Wiebe⁵⁹ wird der Anwesenheit von Adjektiven und dem Vorkommen von Subjektivität eine positive statistische Korrelation nachgewiesen. Da man für die Sentiment Analyse subjektive Aussagen benötigt, die eine Stimmung bzw. eine Wertung ausdrücken, spielen Adjektive daher eine wesentliche Rolle und sind ein guter Indikator für Meinungen und subjektive Aussagen⁶⁰ und somit für die Sentiment Analyse von großer Bedeutung.

Liu unterscheidet Meinungswörter in zwei Typen: den Basis-Typ und den Vergleichs-Typ. Zum Basis-Typ gehören Adjektive wie *gut*, *schön*, *schlecht* und *furchtbar* und zum Vergleichs-Typ gehören die

⁵⁵ vgl. Qiu, Liu, Bu & Chen, 2009, S. 1199 & Hatzivassiloglou & McKeown, 1997, S. 174f

⁵⁶ vgl. Liu B., 2010, S. 14

⁵⁷ vgl. Hobbs & Gordon, 2011 & Ghazi, Inkpen, & Szpakowicz, o.J.

⁵⁸ <http://www.duden.de/rechtschreibung/Adjektiv> (Aufruf: 18.08.2014)

⁵⁹ Bruce & Wiebe, 1999

⁶⁰ vgl. Liu, 2010, S. 11

Komparative und Superlative der Basis-Typen: *besser*, *schlechter*. Der Vergleichs-Typ kann nur in vergleichenden Meinungsäußerungen angewendet werden und dabei wird auch nur ausgesagt, dass ein Produkt im Vergleich zum anderen besser oder schlechter ist.⁶¹

Um die Intensität eines Adjektivs zu beschreiben, werden Gradadverbien verwendet, die im bisherigen Forschungsbereich der Sentiment Analyse noch keine große Rolle spielen.⁶² Wie in Kapitel 2.5 beschrieben beschäftigen sich Polanyi & Zaenen mit ihnen in der Rolle als *Valence Shifter*. Da es häufig adverbial verwendbare Adjektive gibt und die deutsche Dudengrammatik Adverbien nicht separat kennzeichnet, können diese Adjektivmodifizierer als Adjektiv-Adverbien bezeichnet werden.⁶³ Sie können nach Portz⁶⁴ verschiedene Funktionen übernehmen:

- i. den Geltungsbereich einer Eigenschaft spezifizierend einschränken
- ii. den Grad einer Eigenschaft
 - a. als über einem impliziten, als bekannt vorausgesetzten Normalwert liegend bestimmen
 - b. als einem explizit angegebenen Wert entsprechend bestimmen
- iii. emotional-bewertende Einstellungen ausdrücken

Aufgrund ihrer intensivierenden Wirkung auf die stimmungsbewertenden Adjektive werden die Gradadverbien bei dem in dieser Arbeit später vorgestellten Ansatz mit lokalen Grammatiken berücksichtigt.

⁶¹ nach Liu B., *Sentiment Analysis and Subjectivity*, 2010, S. 14

⁶² vgl. Benamara, Cesarano, Picariello, Recupero, & Subrahmanian, 2007, S. 1

⁶³ vgl. Portz, 2011, S. 148

⁶⁴ vgl. ebd.

2.4.2 Stimmungsgebende Nomen und Verben

Neben Adjektiven und Adverbien können aber auch andere Wortarten stark auf ein Sentiment hinweisen.⁶⁵ So haben manche Nomen wie *Flop*, *Frechheit*, *Reinfall*, *Genuss*, *Augenweide* oder Verben wie *lieben*, *hassen*, *mögen* ebenfalls eine positive oder negative Grundfärbung und können Emotionen ausdrücken⁶⁶ sowie in eine der Polaritäten eingeordnet werden.

2.4.3 Feste Wendungen

Es gibt eine Vielzahl an festen Wendungen in der deutschen Sprache und eine entsprechende Reihe an Bezeichnungen dafür: Redensarten, Redewendungen, feste Wendungen, feste Verbindungen, Idiome, Wortgruppenlexeme, Phraseologismen, Phraseolexeme.⁶⁷ Ihnen allen ist die Eigenschaft gemein, dass sie aus mehr als einem Wort bestehen und ihre Bedeutung nicht die Summe der Bedeutung ihrer Einzelbestandteile ist.⁶⁸ Das heißt, dass Redewendungen oft nicht wörtlich zu verstehen sind und sowohl ihre syntaktische, als auch ihre morphologische Veränderbarkeit im Vergleich zu freien Wortverbindungen häufig stark eingeschränkt ist.⁶⁹

Schon bei der Übersetzung in eine andere Sprache machen diese festen Verbindungen Probleme.⁷⁰ Die automatische Verarbeitung von festen Wendungen bringt also einige Hürden mit sich, wobei die beiden größten Polylexikalität und Idiomatizität sind. Bei der automatischen Sprachverarbeitung sollten die zusammengehörigen Lexeme als Einheit erkannt werden, um eine entsprechende semantische Sinnerfassung zu gewährleisten. Aber auch bei der Sentiment Analyse sind diese festen Wendungen von großer Bedeutung, da sie oft in Bewertungen verwendet und als Mehrwort-Ausdruck einer bestimmten Polarität zugeordnet werden

⁶⁵ vgl. Pang & Lee, 2008, S. 35

⁶⁶ siehe Abschnitt 2.5.3

⁶⁷ vgl. Donalies, 2009, S. 30f

⁶⁸ vgl. ebd., S. 7

⁶⁹ vgl. Alsleben, 2002, S. 9ff

⁷⁰ vgl. Sabban, 2010, S. 192

können. Mögliche Beispiele für eine negative und eine positive idiomatische Wendung sind:

- i. Das Essen war unter aller Sau.
- ii. Die Saunalandschaft war der Himmel auf Erden.

Um die Erkennung mit lokalen Grammatiken⁷¹ zu gewährleisten, die Ziel des praktischen Teils der vorliegenden Arbeit in Kapitel 1 ist, muss eine Sammlung der verwendeten Redewendungen erstellt werden, um diese anschließend entsprechend von den lokalen Grammatiken verarbeiten zu lassen. Eine ausführliche Beschreibung dieses Vorgehens findet man ab Kapitel 5.2.

2.4.4 Ironie

Eine von mehreren möglichen Ausdrucksformen der persönlichen Sichtweisen ist die Ironie. Da sie als eine von vielen möglichen Formen der Bewertung gilt⁷² und somit auch Stimmungen ausdrückt, spielt sie bei der Sentiment Analyse eine wesentliche Rolle. Ihre Grundfunktion besteht laut empirischer Untersuchungen nach Hartung⁷³ und Ghita⁷⁴ darin, negative Bewertungen zu äußern. Ironie wird als rhetorisches Stilmittel eingesetzt, bei dem eine „Ersetzung des eigentlichen durch den entgegengesetzten Ausdruck.“⁷⁵ stattfindet, doch soll der Leser dabei die wahre Meinung aus dem Zusammenhang erkennen.⁷⁶ Ironie wird immer implizit ausgedrückt und besitzt keine unabhängigen eindeutigen, leicht zu identifizierenden Kriterien.⁷⁷ Nach Hartung wird Ironie sehr heterogen ausgedrückt und lässt sich in drei Formen einteilen: Wortironie, Sprecherbeiträge und Rückmeldungen.

Dabei ist die kleinste syntaktische Einheit die Wortironie, bei der ein einzelnes Lexem in seiner Verwendung unangemessen für ein

⁷¹ Gross, Local grammars and their representation by finite automata, 1993

⁷² vgl. Hartung, 2002, S. 164

⁷³ Hartung, 2002

⁷⁴ Ghita, 1993

⁷⁵ Plett, 2001, S. 116

⁷⁶ vgl. ebd., S. 116

⁷⁷ vgl. Utsumi, 2000, S. 1778

bestimmtes Objekt ist. Es können sowohl Substantive als auch Adjektive unangemessen verwendet werden, wobei nach attributivem und prädikativem Gebrauch unterschieden werden muss. Während ein Adjektiv als Prädikatsnomen eine Sprechhandlung darstellt, wie z.B. *Das Essen war vorzüglich* und keine Wortironie, kann ein attributiv gebrauchtes Adjektiv im Verhältnis zum Bezugsnomen unangemessen verwendet werden:

*empfindsamer Henker, diskreter Klatschreporter.*⁷⁸ Hartung stellt eine ironische Sonderform bei wertenden Adjektiven im attributiven Gebrauch fest. Sie werden oft zur Qualifizierung von Personen verwendet, aber auch für die ironische Qualifizierung von Objekten, die sich personifizieren lassen.

Das Kommunikationsmodell der ironischen Äußerung besteht aus einem Sprecher, einem Gegenspieler und einem Publikum.⁷⁹ Diese Konstellation ist bei einer Hotelbewertung nur eingeschränkt gegeben. Man könnte die bewertende Person als Sprecher, das Hotel als Gegenspieler und die Leser der Bewertung als Publikum sehen, wobei die bewertende Person eher direkt für den Leser schreibt und sich nicht im Zwiegespräch mit dem Hotel befindet; daher sind die klassischen Faktoren der Ironie nicht gegeben, zumal sich zusätzliche Schwierigkeiten ergeben: Was man als menschlicher Leser anhand von Intonation oder Mimik erkennt, muss die Maschine anhand von phonologisch-graphemischen oder morphologisch-syntaktischen Indikatoren erkennen. Zu den graphemischen Indikatoren gehören Anführungszeichen, Ausrufungszeichen, Kursivschrift, Großbuchstaben und Smileys, auch Emoticons genannt.

Die Sentiment Analyse von Kundenrezensionen wird durch die Verwendung von Ironie erschwert.⁸⁰ Die korrekte Erkennung von Ironie kann daher zu einem präziseren Ergebnis führen. Die Formalisierung von Ironie in der Forschung für die maschinelle Erkennung wurde erstmals mit dem Ansatz von Utsumi⁸¹ ver-

⁷⁸ nach Hartung, 2002, S. 74

⁷⁹ vgl. ebd., S. 182

⁸⁰ vgl. Schieber, Hilbert, & Stüllich, 2012, S. 1

⁸¹ Utsumi, 2000

sucht, wobei sein Modell nach Reyes und Rosso⁸² zu abstrakt erscheint, um eine Erkennung abseits einer idealen Hörer-Zuhörer-Interaktion zu gewährleisten.⁸³ Andere Ansätze gehen an diese Aufgabe mit der Erkennung von Emoticons, lautmalerischen Ausdrücken, Interpunktion und Anführungszeichen heran.⁸⁴ Anhand von syntaktischen und Muster-basierten Merkmalen versuchen Davidov et al.⁸⁵, den Gebrauch von Ironie auszumachen.

Die bisher gemachten Forschungen zeigen, dass eine maschinelle Erkennung von Ironie einer Abstraktion von linguistischem und sozialem Wissen bedarf.⁸⁶ Daher versuchen Reyes und Rosso mit ihrem Ansatz, Ironie anhand von formalen linguistischen Argumenten wie Wörtern und Folgen von Wörtern zu identifizieren, um ein Set an Elementen zu erhalten, das ironische Bewertungen von nicht-ironischen Bewertungen unterscheiden kann.⁸⁷ Dafür haben sie auf unterschiedlichen linguistischen Ebenen sechs Kategorien von Merkmalen definiert, welche versuchen, Ironie zu repräsentieren.⁸⁸

Die Erfassung von Ironie mit statistischen Methoden ist so gut wie nicht möglich⁸⁹, daher bietet die Erfassung mit lokalen Grammatiken in diesem Bereich einige Vorteile. Ironie kann beispielsweise nicht alleine auf Grund eines einzelnen Wortes erfasst werden, sondern nur unter der Berücksichtigung semantischer Kriterien, welche statistische Methoden in dieser Form nicht liefern können.

⁸² Reyes & Rosso, 2012

⁸³ vgl. ebd., S. 755

⁸⁴ vgl. Carvalho, Sarmiento, Silva, & de Oliveira, 2009

⁸⁵ Davidov, Tsur, & Rappoport, 2010

⁸⁶ vgl. ebd.

⁸⁷ vgl. ebd., in: Reyes & Rosso, S. 755

⁸⁸ vgl. ebd., in: Reyes & Rosso, S. 755

⁸⁹ vgl. Klein, Altuntas, Häusser, & Kessler, 2011, S. 2: „However, they use rather shallow statistics-based methods that typically classify on document-level and do not analyze in detail what the object of each expressed sentiment is. Due to ambiguity and noise in web texts, classification performance is often poor.“

2.4.5 Emoticons

Um bei schriftlichen emotionalen Äußerungen die Mimik des menschlichen Gesichts nachzuahmen und Emotionen anschaulich im Text zu artikulieren, wurden Emoticons eingeführt. Bei dem Wort handelt es sich um ein Kunstwort, welches aus den Worten Emotion, engl. für *Gefühl* und Icon, engl. für *Symbol* zusammengesetzt ist.⁹⁰ Ein Emoticon ist eine aus ASCII-Zeichen bestehende Zeichenfolge, die ein Gesicht oder einen sogenannten Smiley nachbilden und damit in der schriftlichen Kommunikation Gefühlszustände ausdrücken.

Ihren Ursprung haben die Emoticons in den frühen sechziger Jahren, als der Werbegrafiker Harvey Ball den ersten Smiley entwarf. Ihren festen Platz bekamen sie 1981 von IBM als ASCII-Steuerzeichen (SOH und STX) und später wurden sie in das Unicode-System mit aufgenommen.⁹¹ Ihre Funktion besteht vor allem darin, dem Leser eine Hilfestellung zu geben, um die Bedeutung des nonverbalen Sprachinhalts verstehen zu können.

Besonders häufig finden Emoticons auf der Micro-Blogging Seite Twitter Verwendung⁹² und auch bei Hotelbewertungen auf Bewertungsplattformen sind Emoticons zu finden.

Eine Beispielliste der gängigsten Smileys:

Emoticon	Bedeutung
: -)	Lachender Smiley
: -(Trauriger Smiley
; -)	Augenzwinkernder Smiley
' -)	Augenzwinkernder Smiley
: '-(Weinender Smiley

⁹⁰ vgl. <http://wirtschaftslexikon.gabler.de/Archiv/81826/emoticon-v8.html> (Aufruf: 18.08.2014)

⁹¹ vgl. <http://de.wikipedia.org/w/index.php?title=Emoticon&oldid=132132034> (Aufruf: 18.08.2014)

⁹² vgl. Liu, Li, & Guo, 2012, S. 1678

Emoticon	Bedeutung
:-	Grimmiger Smiley
:->	Sarkastischer Smiley
>:->	User macht eine teuflische Bemerkung
>;->	Teuflisch, zwinkernder Smiley
:-O	Erstaunter Smiley
:-o	Erschreckter Smiley
:-D	*lol* lautes Lachen
:-P	Zunge zeigen!
:-X	Schweigender Smiley
:-!	Smiley ist übel
:-l	„darüber kann ich nicht lachen...“
:-/	Skeptischer Smiley
:-\	Wie oben, aber DOS-Anwender
':-/	Sehr skeptisch!
:-S	So ähnlich, aber noch unentschlossener...
:~-(Heulender Smiley
:'-)	Vor Freude weinen
:-*	Kuss
:-B	Begeisterter Smiley
:-c	Unglücklicher Smiley
:-C	Sehr unglücklicher Smiley

Tabelle 2: Beispielliste der gängigsten Smileys⁹³

Da sie Ausdrucksformen von Emotionen oder Stimmungen sind, sollten Emoticons bei der Sentiment Analyse berücksichtigt werden; ihr Auftreten kann ein Sentiment disambiguieren oder eine ironische Aussage anzeigen.

⁹³ nach <http://www.greensmilies.com/smilie-lexikon/> (Aufruf: 18.08.2014)

2.4.6 Interjektionen

Interjektionen sind unmittelbare Gefühlsäußerungen, die sprachlich wie folgt nachempfunden werden: „ach, aha, oh, au, bäh, igitt, huh, hurra, hoppla, nanu, oha, o lala, pfui, tja, uups, wow“.⁹⁴ Sie werden auch als Empfindungswörter bezeichnet und sind für den praktischen Teil der Arbeit relevant.

2.5 Kontextabhängigkeit

Auf mehreren Ebenen der Sentiment Analyse ist der Kontext von polaren Wörtern und Aussagen zu beachten, da er ihre Subjektivität, Polarität oder Intensität verändern kann.⁹⁵ Über die Wortwahl eines Schreibers werden Hinweise über seine Haltung gegenüber dem Beschriebenen mitgeliefert, aber die Anordnung des Textes steuert wichtige Informationen für die Auswertung der Ausprägung (Valenz) bei.⁹⁶ Wie auch schon im Kapitel 2.3.2 über Polarität erwähnt wurde, wirkt der Kontext eines wertenden Wortes oder einer wertenden Aussage modifizierend. Modifiziert wird dabei die Valenz einer lexikalischen Einheit, sie ist die negative oder positive Wertigkeit eines Wortes.⁹⁷

Im Folgenden werden die lexikalischen Phänomene erläutert, welche die Valenz einer lexikalischen Einheit von der einen zur anderen Polarität verändern können oder deren Intensitätsgrad beeinflussen.

2.5.1 Negation

Eine besondere kontextuelle Modifikation ist dabei das linguistische Phänomen der Negation. Sie kehrt das Sentiment eines Wortes oder einer Aussage um.⁹⁸ Die Erfassung der Negation

⁹⁴ <http://de.wikipedia.org/w/index.php?title=Interjektion&oldid=129271669> (Aufruf: 29.09.2014)

⁹⁵ vgl. Wiegand, Hybrid approaches for sentiment analysis., 2011, S. 32

⁹⁶ vgl. Polanyi & Zaenen, 2006, S. 1

⁹⁷ vgl. Polanyi & Zaenen, 2006, S. 1

⁹⁸ vgl. ebd., S. 2

kann durch semantisch-logische⁹⁹ oder syntaktisch-lexikalische¹⁰⁰ Ansätze erfolgen. Bei letzterem werden negative Aussagen durch sogenannte Negationsträger identifiziert, die auf lexikalischer oder morphologischer Ebene existieren.

Zu den lexikalischen Negationsträgern zählen:¹⁰¹

- das Satzäquivalent *nein*
- Adverbien wie *nicht, nie(mals), nirgend..., keines...*
- Indefinitpronomen wie *nichts, niemand, keiner*
- Artikel wie *kein, keinerlei*
- die Konjunktion *weder...noch*
- Subjunktionen wie *ohne dass, ohne zu, anstatt zu*
- Präpositionen wie *ohne, außer*

Zu den morphologischen Negationsträgern zählen:

- Präfixe wie *un-, nicht-, ent-, non-, dis-, a-, in-*
- Suffixe wie *-los, -frei*

Durch die Herangehensweise mit Negationsträgern werden zwar nicht alle Fälle von Negation erfasst – wie implizite Negation – jedoch kann ein Großteil an Auftretensformen mit dieser Methode ausfindig gemacht werden¹⁰² und ist somit auch für den in dieser Arbeit unter Kapitel 1 vorgestellten Ansatz mit lokalen Grammatiken praktikabel. Durch die Negation mit einem Negationsträger kann ein positiv bzw. negativ denotiertes Wort oder eine positiv oder negativ denotierte Phrase eine Polaritätsinvertierung erfahren. Wird beispielsweise ein positives Sentiment Wort oder eine Sentiment Phrase negiert, kehrt sich die Aussage ins Gegenteil und wird negativ. Dasselbe passiert bei der Negierung eines negativen Sentiment Wortes oder einer Sentiment Phrase,

⁹⁹ vgl. Eisenberg, 1994, in: Jang, 2005, S. 21

¹⁰⁰ vgl. Jacobs, 1991, in: Jang, 2005, S. 21

¹⁰¹ vgl. Jang, 2005, S. 21

¹⁰² vgl. Jang, 2005, S. 20

welche/s dann eine positive Polarität bekommt. Mögliche Beispiele für diese Invertierung durch einen Negationsträger:

- i. Das Hotel war schlecht
- ii. Das Hotel war nicht schlecht
- iii. Das Zimmer hat uns besonders gut gefallen
- iv. Der Pool hat uns nicht besonders gut gefallen

In keinem anderen Fachgebiet des Information Retrieval spielt die Negation eine vergleichbare Rolle wie bei der Sentiment Analyse:¹⁰³ Hier kann eine einzelne Negation im Satz, eine wertende Aussage in die komplett gegensätzliche Kategorie bringen.¹⁰⁴ Wegen der Komplexität wird ihr auf dem Forschungsgebiet eine gesonderte Betrachtung zugestanden.¹⁰⁵

2.5.2 Intensität

Die Modifikation einer Aussage kann ebenso durch den Grad ihrer Intensität geschehen ohne dabei die Valenz zu verändern. Eine Aussage oder einzelne Wörter können durch Partikel, wie *kaum*, *sehr* oder *total*, abgeschwächt oder intensiviert werden. Diese Modifikatoren können zu allen lexikalischen Klassen gehören.¹⁰⁶

- i. Es herrschte ein Mangel an gutem Essen.
- ii. Es gab kaum gutes Essen
- iii. Es gab sehr gutes Essen

So entsteht eine Abstufung in der Bewertung und die stimmunggebende Aussage wird verändert. Die Kombination aus einer solchen Modifikation und einem neutralen Adjektiv kann nach bestimmten Mustern und Regeln, die sich am Kontext orientieren, auch die Zuweisung zu einer Polarität erlauben.

¹⁰³ vgl. Wiegand, 2010

¹⁰⁴ vgl. Pang, 2008, S. 36

¹⁰⁵ Kennedy & Inkpen, 2006; Polanyi & Zaenen, 2006; Wiegand, Balahur, Roth, Klakow, & Montoyo, 2010; Dadvar, Hauff, & de Jong, 2011

¹⁰⁶ vgl. Polanyi & Zaenen, 2006, S. 3

2.5.3 Emotionen

„Über das, was Gefühle sind ..., gibt es so viele Meinungen wie Personen, die sich damit beschäftigt haben.“ (Günter Debus)

„Grundsätzlich beschreiben Emotionen subjektive Empfindungen kürzerer Zeiträume, die sich auf bestimmte Ereignisse, Personen oder Objekte beziehen.“¹⁰⁷ Während sich die Sentiment Analyse zunächst auf verbale Äußerungen beschränkt, können Emotionen auch auf andere Arten ausgedrückt werden. Betrachtet man jedoch verbale Äußerungen, gibt es in der Forschung keine generelle Einigkeit über die Unterscheidung zwischen Emotion und Sentiment.¹⁰⁸ Möchte man jedoch eine Abgrenzung vornehmen, kann man Emotionen als eine Gemütsverfassung beschreiben und ein Sentiment als eine Beurteilung oder Bewertung gegenüber einer Entität.¹⁰⁹

Als mögliches Beispiel für den verbalen Ausdruck einer Emotion kann der Beispielsatz i. fungieren und für ein Sentiment der Satz ii.:

- i. Ich bin glücklich.
- ii. Ich finde das Haus schön.

Da mit der Sprache – eine der möglichen Ausdrucksweisen unserer subjektiven Gefühle¹¹⁰ – in einem Text Emotionen ausgedrückt werden können, gehören sie somit zu den nicht faktischen Informationen. Bei der maschinellen linguistischen Emotionserkennung kann man von sechs universellen Emotionen ausgehen:¹¹¹ Ärger, Ekel, Angst, Freude, Trauer und Überraschung. Ulich¹¹² unterscheidet bei Emotionen vier Komponenten:

¹⁰⁷ Schuller, 2012, S. 12

¹⁰⁸ vgl. Wiegand M., 2011, S. 23

¹⁰⁹ vgl. Wiegand M., 2011, S. 23

¹¹⁰ vgl. Schwarz-Friesel, 2007, S. 1

¹¹¹ vgl. Ekman, 1971, 1992, in: Broß, 2013, S. 33

¹¹² nach Ulich, 2000

1. Subjektive Erlebniskomponente¹¹³ 2. Neuro-physiologische Komponente, 3. kognitive Bewertungskomponente und 4. Interpersonale Ausdrucks- und Mitteilungskomponente. Die vierte Komponente des interpersonalen Ausdrucks und der Mitteilung ist vor allem für die Sentiment Analyse und die maschinelle Sprachverarbeitung relevant, denn nur die sprachlich bzw. textuell geäußerten Emotionen können dabei erfasst und analysiert werden. Die deutsche Sprache stellt dafür mehr als vierhundert Lexeme bereit, mit denen Emotionen ausgedrückt werden können.¹¹⁴ Dabei gibt es Begriffe, welche emotionale Grundzustände nur beschreiben wie *Liebe, Freude, Glück, Hass, Wut, Zorn, Angst* und *Trauer*, während Empfindungswörter dagegen laut Hermanns¹¹⁵ Emotionen zum Ausdruck bringen. Dabei unterscheidet er zwischen affektiven Substantiven wie *Scheusal, Ekel, Goldschatz, Mistkerl*, affektiven Adjektiven wie *lieb, goldig, süß* und affektiven Verben wie *sich freuen, ärgern, ekeln*.¹¹⁶ Für die automatische Sentiment Analyse von Bewertungstexten sind unter anderem die Empfindungswörter von Bedeutung, wie sie in Kapitel 2.4 näher erläutert wurden.

2.5.4 Domäne

Grundsätzlich kann die Denotation bestimmter Wörter domänenabhängig variieren, wie es auch bei den in Kapitel 2.3.2 erwähnten Synonymen der Fall sein kann: Selbst wenn Worte lexikalisch synonym zueinander sind, werden sie nicht unbedingt synonym innerhalb einer Domäne verwendet. Das heißt, sie bekommen innerhalb einer Domäne entweder eine speziellere Bedeutung oder verlieren ihre ursprüngliche domänenunabhängige Denotation. Worte, die für sich alleine eine vermeintlich neutrale Bedeutung

¹¹³ vgl. Oehler, 1993, S. 58: „Die Kategorie der Erstheit ist die Form der Gegenwärtigkeit (presentness), in der Seiendes dann begegnet wenn Unterscheidungen, Relationen und Zeitbestimmungen abwesend sind. Empfindungsqualitäten (qualities of feeling) sind von dieser Art.“

¹¹⁴ vgl. Ekman, 1999, S. 144

¹¹⁵ vgl. Hermanns, 2012, S. 145

¹¹⁶ vgl. Schwarz-Friesel, 2007, S. 146

tragen, können innerhalb eines domänenspezifischen Bewertungskontextes auch in die positive oder negative Kategorie gelangen. Als Beispiel soll das neutrale Adjektiv *alt* betrachtet werden: Im Beispiel i. hat das Adjektiv in der Domäne *Essen* eine negative Färbung im Sinne von *verdorben* und im Beispiel ii. in der Domäne *Hotel* eine sehr positive Bedeutung im Sinne eines *alteingesessenen, urigen Hotels*.

- i. Leider war das Fleisch ziemlich alt - die Farbe schon sehr dunkel.¹¹⁷
- ii. Ein altes schönes Hotel voll natürlicher Unterhaltung.¹¹⁸

Negativ denotierte Wörter können aber auch auf Grund einer bestimmten Domänenabhängigkeit in der Gesamtheit ihrer Aussage zu einer positiven Bewertung führen. Das folgende Beispiel aus einer Filmkritik soll dies deutlich machen:

„Prisoners“ ist ein *düsterer* Thriller, der in Ästhetik und Dramaturgie an die Psycho-Dramen David Finchers („Sieben“, „Zodiac“) erinnert. Keine der handelnden Figuren scheint ohne Schuld, jeder verbirgt ein dunkles Geheimnis, und je mehr sich die Krimihandlung in mysteriöse, teils *haarsträubende* Horror-Details verästelt, desto mehr wird auch der Zuschauer in einen *Abgrund* wettstreitender Emotionen gezogen, in dem Moral keine Kategorie mehr ist.¹¹⁹

Die kursiv gedruckten Worte *düsterer*, *haarsträubende* und *Abgrund* haben kontextunabhängig eine negative Denotation. In dieser Kritik zum Film *Prisoners* aus dem Jahr 2013 ergibt die Verwendungs der negativ denotierten Wörter eine positive Gesamtaussage,

¹¹⁷ http://www.tripadvisor.de/ShowUserReviews-g187323-d2155232-r126861931-Friedrichs_106-Berlin.html (Aufruf: 19.08.2014)

¹¹⁸ http://www.tripadvisor.de/ShowUserReviews-g198856-d1439167-r66751678-Hotel_Restaurant_Bahnhof_Glattbrugg.html (Aufruf: 19.08.2014)

¹¹⁹ <http://www.spiegel.de/kultur/kino/rezension-zu-kino-thriller-prisoners-von-denis-villeneuve-a-926810.html> (Aufruf: 19.08.2014)

da es sich bei der oben aufgeführten Bewertung um eine Filmkritik aus dem Genre *Thriller* handelt, die nur gut sind, wenn sie Nervenkitzel verursachen.

Es hängt pro Domäne von der jeweiligen Kategorie oder dem Objekt innerhalb einer Domäne ab, ob eine Äußerung als positiv oder negativ zu werten ist. Adjektive, deren Denotation neutral ist, können im Zusammenhang mit einem spezifischen Objekt oder Merkmal positiv oder negativ werden, eine sogenannte Kontextambivalenz. Dies wird schnell klar, wenn wir die Beispiele *klein* und *neu* betrachten: Einen *neuen Wellnessbereich* wird man als positiv empfinden, wohingegen *neues Personal* eher auf Unerfahrenheit schließen lässt. *Kleine Portionen* beim Essen muten negativer an als ein *kleines Hotel*, was auf Ruhe und Exklusivität hinweisen kann. Wie schon im oben genannten Beispiel zu sehen ist, können wir diese Veränderung durch den Kontext bzw. durch die Domäne bei der Filmkritik beobachten. Hier gibt es verschiedene Genres, wie beispielsweise das Drama, die Komödie und den Horrorfilm. Jedes Genre für sich hat wiederum Kriterien, die erfüllt sein müssen, um den Ansprüchen des Genres gerecht zu werden und als gut zu gelten. Das Adjektiv *gruselig*, welches für sich betrachtet – ohne weitere Kontextinformation – in die Kategorie *negativ* eingeordnet werden kann, bekommt in der Horrorfilmbewertung eine komplett gegenteilige Bedeutung. Denn ein Horrorfilm, der nicht gruselig ist, ist kein guter Horrorfilm. Das heißt, das Wort *gruselig* ist in diesem Fall ein Indikator für eine positive Bewertung des Films. Sieht man sich wiederum den Kontext der Hotelbewertung an, ist dieses Wort wieder in seiner ursprünglichen Bedeutung zu nehmen und somit als Indikator einer negativen Bewertung zu sehen.

Dieses Beispiel zeigt deutlich, dass im Vorfeld einer Bewertungsanalyse die Parameter, wie die Domäne und ihr dazugehöriger negativer und positiver Wortschatz, eingegrenzt sein sollten. In der vorliegenden Arbeit wird der Sentiment Wortschatz anhand der Bewertungsaspekte der Domäne Hotel eingeschränkt.

3 State of the art

Eine Übersicht über die verschiedenen Sentiment Klassifikationstechniken geben Medhat et al. in der Arbeit *Sentiment analysis algorithms and applications: A survey*. In diesem Kapitel werden die beiden in Abbildung 4 dargestellten grundlegenden Ansätze mit ihren verschiedenen Techniken sowie computerlinguistische Verfahren vorgestellt.

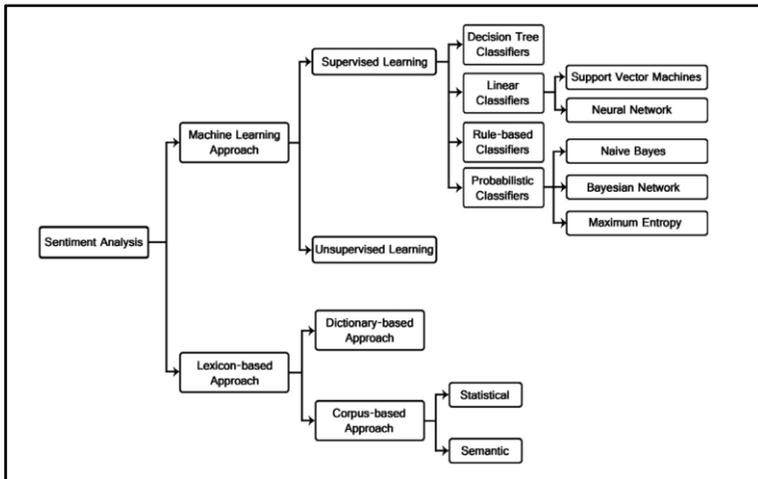


Abbildung 4: Sentiment Klassifikationstechniken nach Medhat et al.¹²⁰

Anhand der in Kapitel 2.4 vorgestellten Sentiment Indikatoren kann eine Sentiment Klassifikation vorgenommen werden.¹²¹ Dieser Prozess kann grundsätzlich nach zwei verschiedenen Methoden erfolgen: Mit Lexikon-basierten oder mit statistischen Methoden, welche automatisiert sind und häufiger verwendet

¹²⁰ Medhat, Hassan, & Korashy, 2014

¹²¹ vgl. ebd., S. 3

werden.¹²² Beide Methoden werden in den folgenden Abschnitten erklärt und anhand von konkreten Forschungsansätzen illustriert; zudem wird ein weiterer computerlinguistischer Ansatz vorgestellt.

3.1 Lexikon-basierte Ansätze

Für die automatische Extraktion von Sentiments mit Lexikon-basierten Ansätzen werden die Wörter in den verwendeten Lexika mit ihrer semantischen Orientierung oder Polarität annotiert,¹²³ um anschließend die Orientierung eines Dokuments anhand der semantischen Orientierung der darin vorkommenden Wörter und Phrasen zu berechnen.¹²⁴ Generell liegt laut Taboada et al.¹²⁵ der Fokus bei den Lexikon-basierten Ansätzen auf Adjektiven als Indikatoren für die semantische Orientierung eines Textes. Die Sentiment Klassifikation mit Lexikon-basierten Ansätzen wird in die drei Ansätze manuell, Wörterbuch-basiert und Korpus-basiert aufgeteilt, die wie folgt vorgestellt werden, auch anhand von konkreten Beispielen.

3.1.1 Manueller Ansatz

Manuell eine Sentiment Wortliste zu erstellen, ist ein aufwändiger Prozess, der unterstützend zu anderen Ansätzen, angewendet werden kann. Beschränkt man sich dabei auf eine spezielle Domäne, wie in dieser Arbeit, kann man mit einer manuellen Erweiterung der Sentiment Wortliste gute Ergebnisse erzielen.¹²⁶

3.1.2 Wörterbuch-basiert

Bei dem Wörterbuch-basierten Ansatz wird vorerst manuell ein kleines Set an Sentiment Wörtern mit bekannter Polarität gesammelt.¹²⁷ Mit Hilfe von beispielsweise WordNet oder einem Thesaurus wird dieses Set durch gefundene Synonyme und Antonyme

¹²² vgl. Medhat, Hassan, & Korashy, 2014, S. 3

¹²³ vgl. Taboada, Brooke, Tofiloski, Voll, & Stede, 2011

¹²⁴ vgl. Turney, 2002

¹²⁵ Taboada, Brooke, Tofiloski, Voll, & Stede, 2011

¹²⁶ vgl. Das & Chen, 2007

¹²⁷ vgl. Kim & Hovy, 2004, S. 2

angereichert. Mit dem neugewonnenen Set an Wörtern wird dieser Prozess wiederholt, bis keine neuen Wörter mehr gefunden werden. Einer der großen Nachteile dieses Ansatzes ist, dass er alle Meinungswörter findet und nicht nur speziell domänen- und kontextspezifische.¹²⁸

Im Folgenden drei praktische Beispiele, die mit Wörterbuch-basiertem Ansatz arbeiten: SentiWS, WordNet und SO-CAL.

3.1.2.1 SentiWS

Als Projekt der Universität Leipzig ist SentimentWortschatz oder SentiWS eine öffentlich zugängliche deutschsprachige Ressource für Aufgaben aus der Sentiment Analyse und des Opinion Minings.¹²⁹ Es ist ein Wörterbuch, das positive und negative Wörter mit ihren syntaktischen Kategorien, ihren vorhandenen Flexionsformen, ihren Polaritäten und deren Stärken auflistet.¹³⁰ Für den von Remus, Quasthoff und Heyer erstellten SentiWS verwendeten die Autoren die negativen und positiven Kategorien des General Inquirer Lexikons.¹³¹ Die Wörter aus diesen Kategorien wurden mit Google Translate¹³² übersetzt und anschließend manuell durchgesehen und aussortiert. Zudem wurde die Häufigkeit des gemeinsamen Auftretens von Wörtern mit einbezogen, um neue Wörter zu gewinnen. Dafür wurden positiv und negativ markierte Bewertungstexte mit Pseudo Wörtern versehen um festzustellen, welche Worte signifikant oft mit dem Pseudo Wort auftraten.¹³³

Die gewonnenen Worte wurden mit Hilfe der *Pointwise Mutual Information*¹³⁴ Methode mit einem Polaritätswert versehen. Dieses Verfahren wurde von den Autoren verwendet, da es sich schon

¹²⁸ nach Medhat, Hassan, & Korashy, 2014, S. 10

¹²⁹ <http://asv.informatik.uni-leipzig.de/download/sentiws.html> (Aufruf: 19.08.2014)

¹³⁰ vgl. Remus, Quasthoff, & Heyer, 2010, S. 1168

¹³¹ vgl. Stone, Dunphry, Smith, & Ogilvie., 1966

¹³² <https://translate.google.de/> (Aufruf: 19.08.2014)

¹³³ nach Remus, Quasthoff, & Heyer, 2010, S. 1168f

¹³⁴ vgl. Church & Hanks, 1990

zuvor bei der Bestimmung der semantischen Orientierung (SO) von Adjektiven durch Turney¹³⁵ bewährt hat. Bei diesem Verfahren wird von der semantischen Assoziation auf die semantische Orientierung eines Wortes zurückgeschlossen. Die SO eines Wortes w wird durch die Stärke der Assoziation A mit dem manuell ausgewählten Set von positiven Seed-Wörtern P minus der Stärke der Assoziation aus einem Set von negativen Seed-Wörtern N berechnet.

$$SO - A(w) = \sum_{p \in P} A(w, p) - \sum_{n \in N} A(w, n)$$

Das Wort w hat dann eine positive semantische Orientierung, wenn $SO - A(w)$ positiv ist und eine negative, wenn das Ergebnis negativ ist. Die semantische Assoziation $A(w, p)$ und $A(w, n)$ wird anhand PMI wie folgt berechnet:

$$PMI(w_1, w_2) = \log_2 \left(\frac{P(w_1 \& w_2)}{P(w_1) \cdot P(w_2)} \right)$$

$P(w)$ ist die Wahrscheinlichkeit das w auftritt und $P(w_1 \& w_2)$ ist die Wahrscheinlichkeit das w_1 und w_2 zusammen auftreten. Stellt sich der $SO - A(w)$ eines Wortes, welches positiv eingeordnet wurde, als negativ heraus oder andersherum, wird das Wort entfernt oder in die jeweilige andere Klasse eingeordnet. Ist die Klassifikation korrekt, wird der Polaritätswert auf das Minimum der Klasse gesetzt. Dabei deutet der Wert +1.0 auf einen absolut positiven hin und der Wert -1.0 auf einen absolut negativen. Als Beispiel für positive Worte mit einem hohen positiven Wert führen die Autoren *Freude* (0.6502) und *perfekt* (0.7299) an. Als Beispiel für ein negatives Wort fungiert das Adjektiv *schädlich* mit einem Wert von -0.9269.¹³⁶

¹³⁵ Turney, 2002

¹³⁶ vgl. Rémus, Quasthoff, & Heyer, 2010, S. 1170

Aus Mangel an einem vergleichbaren deutschsprachigen Wörterbuch mussten die Autoren für die Evaluierung ein eigenes Verfahren anwenden. Dafür wurden aus einem Bewertungskorpus zufällig 2000 Sätze ausgewählt, die manuell als positiv, negativ oder neutral kategorisiert wurden; aus jeder dieser Kategorien wurden dann wieder zufällig 160 Sätze ausgewählt. Das aus insgesamt 480 Sätzen bestehende Set wurde anschließend von zwei Personen bezüglich der Polarität der vorkommenden Adjektive, Adverbien, Nomen und Verben annotiert. Die Berechnung der Übereinstimmung der beiden Personen ergab die Interrater Reliabilität von $K_{free} = 0.76$.¹³⁷

Die verwendete Seed-Wort Liste ist im Forschungsartikel SentiWS-A Publicly Available German-language Resource for Sentiment Analysis¹³⁸ zu finden.

3.1.2.2 WordNet

WordNet ist ein lexikalisch-semantisches Netz der englischen Sprache, das seit 1985 am *Cognitive Science Laboratory* der *Princeton University* entwickelt wird. Es besteht aus einer „(...) Datenbank, die semantische und lexikalische Beziehungen zwischen den Wörtern enthält. Diese sind nach psycholinguistischen Erkenntnissen entworfen, da das WordNet ursprünglich entwickelt wurde, um natürlich sprachliche Texte für Computer verständlich zu machen.“¹³⁹

Auf Grund seiner Struktur ist WordNet nützlich für die Computerlinguistik und das Natural Language Processing. Es ähnelt einem Thesaurus, welcher die Wörter auf Grund ihrer Bedeutung gruppiert. WordNet vernetzt zudem auch den Sinn der Worte miteinander und disambiguiert ihre Bedeutung. Die grundlegende Beziehung zwischen den Wörtern in WordNet ist die Synonymie.

¹³⁷ vgl. Remus, Quasthoff, & Heyer, 2010, S. 1170

¹³⁸ Remus, Quasthoff, & Heyer, 2010

¹³⁹ <http://de.wikipedia.org/w/index.php?title=WordNet&stableid=116726378> (Aufruf: 18.08.2014)

Wörter, die demselben Konzept angehören und untereinander austauschbar sind, werden zu einem ungeordneten Synset hinzugefügt.

Die am häufigsten angewandte Relation in WordNet zwischen den Synsets ist die Hyperonym oder Hyponym Relation, wobei die Hyponym-Relation transitiv ist: ist ein *Lehnstuhl* eine Art *Stuhl* und ist ein *Stuhl* ein *Möbelstück*, dann ist ein *Lehnstuhl* auch ein *Möbelstück*. WordNet unterscheidet zwischen *common nouns* und spezifischen Personen, Ländern und geographischen Entitäten. So ist beispielsweise der *Lehnstuhl* ein *Typ von Stuhl*, *Barack Obama* hingegen eine *Instanz von Präsident*.¹⁴⁰ Eine Meronym-, also eine Teil-Ganzes-Relation, wird jeweils zwischen den Synsets hergestellt, wie zum Beispiel zwischen *Stuhl* und *Rückenlehne*.¹⁴¹ Die Teile werden unidirektional von den Oberbegriffen nach unten vererbt, nicht bidirektional von den Teilen nach oben.

Adjektive sind bezüglich ihrer Antonymie organisiert. Direkte Antonyme, wie *nass-trocken* oder *jung-alt*, besitzen eine starke semantische Verbindung. Jedes dieser polaren Adjektive ist verlinkt mit einer Anzahl an semantisch ähnlichen Adjektiven; *trocken* ist verknüpft mit *ausgedörrt*, *dürr*, *ausgetrocknet* und *knochentrocken*. Diese semantisch ähnlichen Adjektive sind indirekte Antonyme des jeweiligen Mitglieds des Gegenpols.¹⁴² Gerade die Antonym-Beziehungen in WordNet können zur Erstellung eines Sentiment Lexikons beitragen und liefern gleichzeitig eine Sammlung und Kennzeichnung der polaren Adjektive.¹⁴³

WordNet kann bei der Sentiment Analyse auf Wort- oder Phrasenebene zur automatischen Bestimmung gut als lexikalische Datenbank genutzt werden. Die automatische Auffindung von lexiko-semantischen Relationen wie in WordNet ist beispielsweise Thema der Arbeit von Hearst¹⁴⁴. Das dort vorgestellte Verfahren

¹⁴⁰ nach Hearst, 1998, S. 10ff

¹⁴¹ nach Hearst, 1998, S. 5f

¹⁴² <http://wordnet.princeton.edu/wordnet/> (Aufruf: 18.08.2014)

¹⁴³ vgl. Liu B. , Sentiment Analysis and Subjectivity, 2010, S. 15

¹⁴⁴ Hearst, 1998

soll dazu dienen, weitere WordNet Relationen vorzuschlagen und damit sowohl eine Hilfe für Lexikographen zu bieten, als diese auch bei der Erstellung domänenspezifischer Wissensdatenbanken zu unterstützen.¹⁴⁵

Das Ziel im Artikel von Kamps et al.¹⁴⁶ ist es, eine WordNet-basierte Messung für die semantische Orientierung von Adjektiven zu entwickeln. Der Fokus liegt dabei auf der Messung des Abstands der syntaktischen Kategorie der Adjektive. Dazu operationalisieren die Autoren den Osgood's Evaluationsfaktor und definieren eine Funktion EVA, welche den relativen Abstand eines Wortes zu den zwei Referenz Wörtern *good* und *bad* misst. Dabei ist die Distanz d zwischen zwei Wörtern eine Generalisierung der Synonym-Relation, welche Wörter mit ähnlicher Bedeutung verbindet. Dabei entsteht folgende Funktion:

$$EVA(w) = \frac{d(w, bad) - d(w, good)}{d(good, bad)}$$

Die EVA Funktion weist jedem Wort jeweils einen Wert zwischen -1 für die Wörter auf der *bad* Seite des Lexikons und den Wert 1 für die Wörter auf der *good* Seite des Lexikons zu. So kann die Semantic Orientation (SO) eines Adjektivs bestimmt werden.¹⁴⁷

3.1.2.3 SO-CAL

Die SO in einem Text ist das Maß der Subjektivität und Meinungen. Dabei werden Faktoren wie die Polarität – positiv und negativ – und ihr Grad gegenüber einem Thema, einer Person oder einer Idee erfasst.¹⁴⁸ Der Semantic Orientation Calculator (SO-CAL), Ansatz von Taboada et al. ¹⁴⁹, verwendet ein manuelles Verfahren. Hat man ein annotiertes Lexikon zu Grunde liegen,

¹⁴⁵ vgl. ebd.

¹⁴⁶ Kamps, Marx, Mokken, & de Rijke, 2004

¹⁴⁷ vgl. Kamps, Marx, Mokken, & de Rijke, 2004

¹⁴⁸ vgl. Osgood, 1965

¹⁴⁹ Taboada, Brooke, Tofiloski, Voll, & Stede, 2011

werden alle Adjektive aus einem Text extrahiert und mit ihrem SO Wert versehen. Aus den einzelnen SO Werten wird dann für den gesamten Text ein SO Wert ermittelt.

Für den gewählten Ansatz ziehen Taboada et al. deshalb ein Lexikonbasiertes Verfahren vor, da im Gegensatz zu statistischen Methoden, die mit Support Vector Machine Classifiern arbeiten, keine Abhängigkeit zur trainierten Domäne besteht. Einen weiteren Vorteil sehen die Autoren des Artikels *Lexicon-Based Methods for Sentiment Analysis* in den Lexikon-basierten Methoden darin, dass der Kontext mit berücksichtigt werden kann. Gerade wenn man sich Aspekte wie die Negierung oder Intensivierung in einem Text ansieht, wird die Auswirkung des Kontextes auf ein Sentiment Wort klar.

Eine der grundlegendsten Annahmen bei dem SO-CAL Ansatz ist die der Grundpolarität eines Wortes, die eine semantische Orientierung eines Wortes unabhängig von seinem Kontext voraussetzt. Ausgehend von dieser Grundpolarität kann so die Polarität eines Wortes im Kontext bestimmt werden.

3.1.3 Korpus-basierter Ansatz

In Korpora haben wir es nicht mit isolierten Wörtern und Sätzen zu tun, sondern mit zusammenhängenden Sinneinheiten. Für die Erforschung von semantischen und syntaktischen Fragen wie z. B. Wortstellung, Informationsstruktur etc. sind daher die Methoden der Textlinguistik und der Diskursanalyse unverzichtbar. Dabei arbeitet man nach der Bootstrapping Methode:¹⁵⁰ Unter ihr „(...) verstehen wir in diesem Zusammenhang die iterative Vermehrung der Instanzen einer Objektklasse mithilfe einer Regelmenge, welche als lokale Grammatik formalisiert wird. In jedem Schritt werden mittels einer Grammatik und den ursprünglichen Klassenelementen neue Einträge dem Lexikon hinzugefügt, welche aus den Trainingskorpora zuvor extrahiert wurden.“¹⁵¹ So kann der

¹⁵⁰ vgl. Gross, 1999

¹⁵¹ Geierhos, 2010, S. 123

Bestand eines Sentiment Lexikons effizient vermehrt werden. Bei dem Korpus-basierten Ansatz ist das Auffinden von domänen- und kontextspezifischen Meinungswörtern konkret.¹⁵²

Da es sich um einen Iterationsprozess handelt, bei dem die weiteren Ergebnisse auf der Startmenge gründen, können Fehler auftreten. Daher sollte jeweils ein manueller Verifikationsprozess stattfinden, damit die Sentiment Klassifikation weitestgehend fehlerfrei ist.

Um einen Korpus zu untersuchen, können statistische oder semantische Verfahren verwendet werden. Mit dem statistischen Ansatz können ähnliche Meinungswörter ausgemacht werden, die über die Häufigkeit des Miteinanderauftretens gefunden werden. Mit dem semantischen Ansatz werden die Ähnlichkeiten der Wörter über ihre semantische Nähe bestimmt, beispielsweise mit Hilfe der semantischen Relationen von WordNet.

3.2 Maschinelle Lernverfahren

Maschinelle Lernverfahren behandeln die Sentiment Klassifikation als einen Spezialfall der Text Klassifikation mit den Kategorien positiv und negativ,¹⁵³ wobei das Set an Trainingsdaten dann entsprechend mit *positiv* und *negativ* gelabelt ist.¹⁵⁴ Die maschinellen Lernverfahren sind neben den wissensbasierten Ansätzen eine der beiden hauptsächlich verwendeten Methoden bei der Sentiment Analyse.¹⁵⁵ Bei den maschinellen Lernverfahren werden Dokumente basierend auf der Frequenz bestimmter Wörter klassifiziert. Man kann sie in überwachtes und nicht überwachtes Lernen unterteilen.

Wenn für die Sentiment Analyse diese Methoden angewandt werden, werden dabei einzelne Worte und ihre lexikalische Affinität zu bestimmten Emotionen oder Polaritäten betrachtet. Um dabei auch eventuelle Verneinungen zu berücksichtigen, fließt der

¹⁵² vgl. Medhat, Hassan, & Korashy, 2014, S. 11

¹⁵³ vgl. Liu B., 2006

¹⁵⁴ vgl. Medhat, Hassan, & Korashy, 2014, S. 6f

¹⁵⁵ vgl. Klein, Altuntas, Häusser, & Kessler, 2011, S. 2

Kontext von n benachbarten Wörtern mit in die Analyse ein.¹⁵⁶ Da es sich bei statistischen Methoden um eine Inhaltsanfrage und nicht -abfrage handelt, wird der Sinn des Textes nicht erschlossen, was gerade bei komplexeren Aussagen von großem Nachteil sein kann. Aufgrund der Ambiguität der Sprache und den Störfaktoren, die sich in usergeneriertem Content ergeben, ist die Klassifikationsleistung statistischer Methoden meist schwach.¹⁵⁷

Bei maschinellen Lernverfahren werden eher statistische Methoden verwendet, die nicht im Detail analysieren, welches Objekt zu welchem Sentiment gehört.

3.2.1 Überwachte Lernmethoden

Das Ziel überwachter Lernmethoden ist es, fehlende Informationen auf Grund von Beobachtungen vorherzusagen.¹⁵⁸ Zu diesen Lernmethoden zählen die Support Vector Machines und Naive Bayes. Mit diesen Verfahren lassen sich beispielsweise zu klassifizierende Wörter trainieren. Das und Chen¹⁵⁹ haben mit Support Vector Machines fünf unterschiedliche Klassifikatoren basierend auf maschinellen Lernverfahren und der Polarität der Wörter verwendet, um Sentiments aus Nachrichten auf Aktien Nachrichten Bords zu extrahieren. Dabei stellte sich als großes Problem die Ambiguität dieser Nachrichten heraus, welche die Sentiment Klassifikation erschwert. Je niedriger die Ambiguität der Aussagen ist, desto höher ist die Accuracy der extrahierten Sentiments. Pang, Lee und Vaithyanathan¹⁶⁰ behandeln die Sentiment Klassifikation als einen Spezialfall der themenbasierten Textklassifikation mit den beiden „Themen“ positiv und negativ. Dabei haben sie die drei verschiedenen Algorithmen Naive Bayes, Maximum Entropy Klassifikation und Support Vector Machines verwendet.

¹⁵⁶ vgl. Schuller, 2006, S. 31

¹⁵⁷ nach Klein, Altuntas, Häusser, & Kessler, 2011, S. 2

¹⁵⁸ vgl. Indurkha & Damerau, 2010, S. 189

¹⁵⁹ Das & Chen, 2007

¹⁶⁰ Pang, Lee, & Vaithyanathan, 2002

Naive Bayes (NB) ist ein Ansatz, bei dem ein Dokument d einer bestimmten Klasse c zugeordnet wird. Der Naive-Bayes-Klassifikator arbeitet mit Wahrscheinlichkeitswerten, indem er versucht, die Wahrscheinlichkeit für die Zugehörigkeit eines Dokuments zu einer Klasse zu bestimmen. Der Klassifikator wird aus der Bayes' Regel abgeleitet:¹⁶¹

$$P(c | d) = \frac{P(c)P(d|c)}{P(d)}$$

$P(d|c)$ ist die bedingte Wahrscheinlichkeit dafür, dass der Featurevektor d in einer der festgelegten Klassen c auftritt. Durch die Vereinfachung der Berechnung, in der angenommen wird, dass die Features des Textes unabhängig voneinander sind und dass die Position des Features im Featurevektor ignoriert wird, wird der Klassifikator *naiv*.¹⁶²

Maximum Entropy (ME) Klassifikator ist laut Pang et al.¹⁶³ dem Naive Bayes vorzuziehen, da er keine Annahmen über die Beziehungen zwischen den Features macht. So kann er beispielsweise eine bessere Performance liefern, wenn bedingte Unabhängigkeitsannahmen nicht erfüllt sind.¹⁶⁴

Der ME Klassifikator besteht aus einer Normalisierungsfunktion $Z(d)$, einer binären Feature/Klassen-Funktion $F_{i,c}$ für das Feature f_i und die Klasse c , welche wie folgt definiert ist:¹⁶⁵

$$F_{i,c}(d, c') := \begin{cases} 1, & n_i(d) > 0 \text{ und } c' = c \\ 0, & \text{sonst} \end{cases}$$

$$P_{\text{ME}}(c|d) := \frac{1}{Z(d)} \exp\left(\sum_i \lambda_{i,c} F_{i,c}(d, c)\right)$$

¹⁶¹ Manning, Raghavan, & Schütze, 2009, S. 220

¹⁶² vgl. ebd., S. 266

¹⁶³ vgl. Pang, Lee, & Vaithyanathan, 2002, S. 4

¹⁶⁴ vgl. ebd.

¹⁶⁵ nach ebd., S. 4

Der ME Klassifikator wurde beispielsweise verwendet, um parallele Sätze beliebiger Sprachenpaare mit einer kleinen Menge an Trainingsdaten zu finden.¹⁶⁶

Support Vector Machines (SVM) werden vor allem in der traditionellen Textklassifikation angewandt. Deren Grundidee besteht darin, beim Trainingsverfahren eine *Hyperebene* zu finden, dargestellt von dem Vektor \vec{w} , die das Dokument nicht nur von der einen Klasse zur anderen unterscheidet, sondern auch die mit dem größten Abstand findet:

$$\vec{w} := \sum_j \alpha_j c_j \vec{d}_j, \quad \alpha_j \geq 0$$

3.2.2 Nicht überwachte Lernmethoden

Das Ziel des nicht überwachten Lernens ist es, Datengruppen in Cluster zu unterteilen. Dies dient vor allem dazu, bisher unbekannte Zusammenhänge und Strukturen zu erfassen.¹⁶⁷

Die wichtigsten Verfahren sind dabei kombinierte Methoden: Verfahren dieser Lernmethode sind beispielsweise das Hidden Markov Model (HMM) und Conditional Random Fields (CRF). Sie sind schnell zu implementieren, wobei ihre Genauigkeit begrenzt ist.¹⁶⁸ Eine Mischform der Lernverfahren mit gelabelten und ungelabelten Daten im Trainingsset stellen die semi-überwachten Methoden dar.¹⁶⁹

3.2.3 Forschungsarbeit Wenz

Wenz stellt im Rahmen seiner Diplomarbeit ein Opinion Mining System vor, welches auf statistischen Methoden in Kombination mit lokalen Grammatiken basiert. Dabei zeigt er auf, wie sich statistische Methoden und lokale Grammatiken gegenseitig ergänzen

¹⁶⁶ Kaufmann J.M., 2012, in: Medhat, Hassan, & Korashy, 2014, S. 7

¹⁶⁷ vgl. Alpaydin, 2004, S. 11

¹⁶⁸ vgl. Wang, 2007, S. 2

¹⁶⁹ vgl. ebd.

können. Über die reine Sentiment Klassifikation geht er hinaus und stellt einen Ansatz vor, der dynamisch Aspekte extrahiert, indem der Algorithmus Eigenschaften eines Produktes oder eines Services findet, welche oft erwähnt werden, um noch detailliertere Zusammenfassungen von Review-Sammlungen der selben Entität zu produzieren. Wenz schrieb seine Arbeit bei der Firma TrustYou GmbH in München.

Bei der TrustYou Technologie wird die Äußerung einer Meinung als eine Kombination von Objekt und Attribut gesehen, welche durch eine bestimmte syntaktische Struktur verbunden ist, die darauf schließen lässt, dass eine Verbindung zwischen den beiden Wörtern besteht und auf mögliche Verneinungen und Intensitäten des Sentiments hinweist. Mit einem Objekt ist dabei das rezensierte Objekt gemeint, welches spezifische Subkategorien besitzen kann; bei einem Hotel beispielsweise der Service oder das Essen. Sie werden auch *Features* oder *Aspekte* genannt. Attribute können mit Adjektiven ausgedrückt werden, aber auch komplexere verbale oder nominale Attribute können Träger des Sentiments sein und sind als lokale Grammatiken dargestellt. Die Strukturen dieser Aussagen sind so allgemein gehalten, dass sie auch mit syntaktischen Varianten der modellierten Phrasen übereinstimmen. Bestimmte Attribute sind nur in Kombination mit bestimmten Objekten zulässig. Beispielsweise das Adjektiv *friendly*, welches eine Persönlichkeitseigenschaft beschreibt, ist meist auf eine Person bezogen.

Um die Regeln auszudrücken, wie ein Objekt, ein Attribut und deren syntaktische Verlinkung strukturell geformt sein können, wurden bei TrustYou lokale Grammatiken verwendet. Die verwendeten Grammatiken wurden am Centrum für Informations- und Sprachverarbeitung (CIS) in München im Rahmen der Abschlussarbeit von Pürzer angefertigt, deren Arbeit im Kapitel 3.3.2 vorgestellt wird.

Wenz stellt in seiner Arbeit einen mehrteiligen Prozess vor, der eine Off- und Online Komponente enthält. Dem Offline Teil liegen die Kundenbewertungen zugrunde und helfen bei der Erstellung eines n-Gram Sentiment Lexikons sowie der Extraktion der domänenspezifischen Objekte und Attribute. Mit Hilfe dieser Daten werden im Online Teil Informationen extrahiert und eine Sentiment Klassifikation vorgenommen. Mit einem Set an statistischen Verfahren wird eine Extraktionsstrategie angewandt, mit der Meinungen auf Phrasenebene extrahiert werden und anschließend wird das Attribut mit dem jeweiligen Aspekt aufgelistet.

3.2.4 Feature-basierter Ansatz

Eine nicht überwachte Lernmethode zur Informationsextraktion stellt OPINE dar. Das von Popescu und Etzioni¹⁷⁰ entwickelte System identifiziert Produkt Features sowie die dazugehörige Meinung und bestimmt anschließend die Polarität der Meinung sowie deren Stärke. Die Features werden dabei in Produktklassen und Produkte eingeteilt, wobei OPINE Folgendes von den Produktfeatures extrahiert: Eigenschaften, Teile, Features von Produktteilen, verwandte Konzepte sowie Teile und Eigenschaften von verwandten Konzepten. Diese verwandten Konzepte können beispielsweise die Firmen der angebotenen Produkte darstellen. Ebenso extrahiert OPINE auch Meinungsphrasen, welche Adjektive, Nomen, Verben und Adverbien sein können, die Meinungen ausdrücken. Das System geht bei der Identifizierung der expliziten Features rekursiv vor, indem es Teile und Eigenschaften extrahiert. Teile von Eigenschaften werden dabei mittels der IS-A Relation vor WordNet und die Meinungen wiederum mit Hilfe der expliziten Features ausfindig gemacht. Es wird davon ausgegangen, dass eine Meinung in der Nähe des Produkt Features auftritt. Anhand von syntaktischer Abhängigkeit berechnet der Parser MINIPAR die Meinungsphrasen eines Produkt Features.

¹⁷⁰ Popescu & Etzioni, 2005

3.3 Hybride Verfahren/Computer-linguistische Verfahren

Die Sentiment Analyse ist eine der anwendungsorientierten Forschungsthemen und somit ein Teilgebiet der Computerlinguistik. Dabei geht es um die Erkennung, Extraktion und Annotation von Stimmungen in Texten mit computerlinguistischen Verfahren, wobei im Gegensatz zu statistischen Methoden verstärkt auf den Kontext geachtet wird. Es wird dafür auf die klassischen Verfahren aus dem Text Mining, der Informationsextraktion, dem Information Retrieval, dem maschinellen Lernen und der Statistik zurückgegriffen. Der computerlinguistische Aspekt liegt darin, die Entitäten und syntaktischen Muster als solche zu erkennen und für die weitere Verarbeitung mit beispielsweise semantischen Metadaten anzureichern.

3.3.1 Forschungsarbeit Rolletschek

Rolletschek stellt in seinem Forschungsartikel¹⁷¹ einen Ansatz vor, der evaluative Prädikate mit Hilfe lokaler Grammatiken extrahiert. Dabei geht er auf unterschiedliche Formen der Prädikate, Domänenabhängigkeit und Konnektoren ein.

Im Zentrum des Ansatzes befinden sich evaluative Prädikate, wobei Prädikat hier im Sinne von Harris und Gross verstanden wird. Demnach befindet sich in jedem elementaren Satz nie mehr als ein Prädikat, welches in verschiedenen syntaktischen Formen realisiert werden kann.¹⁷² Das Prädikat bestimmt einen Satz, indem es nur eine bestimmte Anzahl und Art von Argumenten zulässt. Evaluative Prädikate beschreiben eine Gruppe von individuellen Prädikaten, die folgendermaßen paraphrasiert werden können:¹⁷³

¹⁷¹ Rolletschek, 2008

¹⁷² vgl. Rolletschek, 2008, S. 241

¹⁷³ vgl. ebd., S. 241

X denkt über Y auf eine Z-Weise

Dadurch ergeben sich einige Prädikate z^* wie *loben*(X,Y) oder *kritisieren*(X,Y), wobei X der menschliche Bewerter ist und Y die Entität, die bewertet wird.

Wie alle anderen Prädikate können auch evaluative Prädikate unterschiedlich syntaktisch realisiert werden:

- i. als freie Konstruktion, in der alle Elemente semantisch ersetzt werden können
- ii. als Stützverbkonstruktionen, die ein semantisch transparentes Prädikat mit einem semantisch leeren Hilfselement kombinieren
- iii. als idiomatische Konstruktion, deren Elemente fest sind

Die Realisierung mit einem Adjektiv als Prädikat, entweder in der attributiven oder prädikativen Form, stellt dabei wohl die intuitivste Möglichkeit dar. Ebenso treten verbale Konstruktionen auf, die evaluative Prädikate darstellen können.

Die Domänenabhängigkeit wird im Artikel von Rolletschek unter zwei Aspekten betrachtet. Zum Einen inwieweit sich eine generelle evaluative Analyse auf eine spezielle Domäne anwenden lässt und zum Anderen, wie sich die Qualität der Erkennung innerhalb einer speziellen Domäne steigern lässt, wenn man mit den domänenspezifischen Ressourcen arbeitet.¹⁷⁴ Um diese Fragen zu beantworten, arbeitet Rolletschek mit einem Korpus von Filmkritiken¹⁷⁵, die bekanntermaßen schwer mit den Standard Sentiment Analyse Methoden zu analysieren sind.¹⁷⁶ Von besonderer großer Bedeutung ist der Domänenbezug bei den Objekten einer Domäne, die jeweils ein Set von Features beinhalten. Mit der Lexikon Theorie der lexikalischen Funktionen (LF) nach Mel'cuk lassen sich diese Ausprägungen der positiven und negativen Konstruktionen eines Features darstellen. Dabei können mit Hilfe der

¹⁷⁴ vgl. Rolletschek, 2008, S. 244

¹⁷⁵ Der Korpus stammt von der Seite www.imdb.com.

¹⁷⁶ vgl. Gamon & Aue, 2005, S. 57

evaluativen lexikalischen Funktionen Bon und AntiBon die einzelnen Features kodiert werden. Im gewählten Untersuchungsgegenstand *Filmkritik* in der Arbeit von Rolletschek wären folgende Kodierungen möglich:

- i. AntiBon(special effects): lame
- ii. AntiBon(plot): illogical
- iii. AntiBon(dialog): silly

Lokale Grammatiken bieten sich laut Rolletschek an, diese lexikographischen Informationen zu berücksichtigen.¹⁷⁷

Als Beispiel für eine lokale Grammatik in der Domäne Filmkritik, führt Rolletschek einen Graphen an, der negative Adjektiv-Konstruktionen erkennt. Zudem gruppiert dieser Graph die Adjektive nach synonyme oder quasi-synonyme Bedeutung und ermöglicht so eine semantische Normalisierung.

3.3.2 Forschungsarbeit Pürzer

In ihrer Abschlussarbeit hat Pürzer¹⁷⁸ mit Hilfe lokaler Grammatiken an der Erstellung eines semantischen Systems für TrustYou¹⁷⁹ mitgearbeitet. TrustYou ist unter anderem eine Metasuchmaschine für Hotelbewertungen, die mit dem Prinzip der Sentiment Analyse arbeitet. Die im Rahmen der Arbeit von Pürzer entwickelten lokalen Grammatiken ermöglichen eine Erkennung und Analyse von bewertenden Aussagen im Bereich der Hotelbewertung.

Als erster Schritt werden bei diesem System die Review-Inhalte verschiedener Hotelbewertungsseiten gecrawlt und in einer Datenbank gespeichert. Daraufhin werden die lokalen Grammatiken beziehungsweise Graphen kompiliert und mit dem CISLEX¹⁸⁰ abgeglichen. Nun werden die Bewertungstexte anhand der lokalen Grammatiken analysiert und Produktmerkmale sowie Meinungs-

¹⁷⁷ vgl. Rolletschek, 2008, 246

¹⁷⁸ Pürzer, 2008

¹⁷⁹ <http://www.trustyou.com/?lang=de>

¹⁸⁰ <http://www.cis.uni-muenchen.de/~micha/kurse/ressourcen-WS0708/literatur/CIS-Bericht-94-76.pdf>

richtungen identifiziert. Dabei erfolgt neben der Erkennung der Objekte, den Bewertungsfakten und ihren Attributen auch ihre Klassifizierung in positiv, negativ und neutral sowie eine Zuordnung der Bewertungen zu den bestimmten Hoteltypen. Die Erkennung erfolgt nur, wenn ein Objekt und ein zugehöriges Attribut gefunden wurden. Im nächsten Schritt werden die erkannten Objekte und Attribute, sofern es sich um nicht komplexe Sätze handelt, normalisiert und in der Form Attribut + Objekt ausgegeben:

- i. Kunden loben das schöne Zimmer
- ii. Kunden kritisieren das unfreundliche Personal

Handelt es sich bei den erkannten Einheiten um komplexere Satzkonstruktionen, werden die Bewertungen im Original ausgegeben, um Fehler zu vermeiden. Nun werden die Hotels durch eine statistische Analyse, die aus der Anzahl der gefundenen positiven, neutralen und negativen Aussagen berechnet wird, von sehr gut bis mangelhaft bewertet. Zum Abschluss erfolgt eine Zusammenfassung der Inhalte der Reviews, indem die enthaltenen bewerteten Produktmerkmale aufgelistet werden. Bei der geführten Suche von TrustYou resultiert daraus, dass die Ausgabe der Suchergebnisse nach der Wertung sortiert wird: die gesuchten Hoteltypen mit den besten Bewertungen werden zuerst aufgelistet. Die Volltextsuche sortiert die Ergebnisse nach Stadt beziehungsweise Land, Hotelkette, Hotelname, Sternen, Preisen, Bewertungen und Fakten.¹⁸¹

Um diese Ergebnisse bei der Analyse zu erzielen, wurde die Oberkategorie *Hotel* in verschiedene Objekte und Unterobjekte kategorisiert, welche die speziellen Produktmerkmale eines Hotels enthalten. Dabei verfügen die einzelnen Kategorien über jeweils eigene negative, positive und neutrale Attribute. Das System wurde zur Vereinfachung mit Identifikationsnummern versehen, so dass jedes Objekt und jedes Attribut eine eigene ID hat. Eine Klassifizierung in positiv *p*, negativ *n* und neutral *o* erfolgt durch die Kennzeichnung mit den jeweiligen Buchstaben.

¹⁸¹ vgl. Pürzer, S. 17

Pürzer stellt dabei die Objekte und Unterobjekte jeweils in eigenen lokalen Grammatiken dar. Zu jedem Objekt- und Unterobjekt-Graphen gibt es jeweils Attribut-Graphen, welche die unterschiedlichen Ausprägungen positiv und negativ wiedergeben. Diese Teilgraphen, sowohl die Objekt- als auch die Attribut-Graphen, sind Teil eines Mastergraphen.

Nach der Vorstellung der beiden Forschungsansätze mit lokalen Grammatiken soll dargestellt werden, an welchen Punkten die vorliegende Arbeit anknüpft. In Fortführung von Pürzers Abschlussarbeit wird hier die Erkennung von komplexen Aussagen und Idiomen sowie die Untersuchung von ironischen Aussagen vorgenommen.

Rolletschek wiederum wies darauf hin, dass durch domänenspezifische Anwendung noch bessere Ergebnisse erzielt werden können. Zudem werden die Gradadverbien, die in verstärkende und abschwächende eingeteilt werden, bei der Sentiment Analyse mit berücksichtigt, um damit die Intensität einer Aussage zu bestimmen. In dieser Arbeit werden die Gradadverbien in einem domänenspezifischen Kontext die Hotellerie betreffend auf ihre Wirkungsweise untersucht, um die guten Ergebnisse, die mit lokalen Grammatiken bisher erreicht wurden, zu intensivieren.

4 Forschungsdomäne: Hotel- und Gastronomiebewertungen

4.1 Wahl des Untersuchungsgegenstandes

Als Untersuchungsgegenstand wurden deutschsprachige Online Kundenbewertungen ausgewählt, da sich bisher wenige Ansätze mit der Sentiment Analyse für das Deutsche beschäftigt. Die Wahl fiel auf die Domäne *Hotel*, wie schon aus dem ersten Teil der Arbeit hervorgeht, da es sich bei Hotelbewertungen um eine wachsende Domäne handelt. Ebenso trugen die Vorteile, die eine Beschränkung haben kann bzw. welche Nachteile eine domänen-unabhängige Erkennung mit sich bringt, zur Wahl bei. Welche Wörter positiv und welche negativ denotiert sind, lässt sich durch eine Beschränkung auch leichter bestimmen.

Als Untersuchungsgegenstand wurden Hotelbewertungstexte von *Holidaycheck*¹⁸² verwendet, da es sich um das größte deutschsprachige Meinungsportal für Reisen und Urlaub im Internet handelt¹⁸³ und dadurch auf eine repräsentative Sammlung von Bewertungstexten zu schließen ist.

4.2 Hotelbewertungen

Die Hotellerie wird nach Gardini¹⁸⁴ unter der Funktion Beherbergung/Verpflegung in das Gesamtsystem Tourismus eingeordnet. Ein charakteristisches Merkmal der Hotellerie ist dabei die Klassifikation nach Qualitätskategorien. Diese Einordnung nach bestimmten Standards existiert vorrangig, um den Konsumenten Vergleichsmöglichkeiten zu bieten. Ca. 23 Prozent der deutschen Hotelbetriebe sind dabei einheitlich und formell von dem

¹⁸² <http://www.holidaycheck.de/> (Aufruf: 16.09.2014)

¹⁸³ <http://de.wikipedia.org/w/index.php?title=Holidaycheck&oldid=131808669> (Aufruf: 16.09.2014)

¹⁸⁴ Gardini, 2010

DEHOGA Bundesverband¹⁸⁵ zertifiziert, wovon sich 90 Prozent in der 3–4-Sterne Kategorie befinden. Neben den offiziellen Standards gibt es weitere Klassifizierungen von privaten Anbietern mit den unterschiedlichsten Bewertungssystematiken wie Sternen, Diamanten, Punkten, Prozenten. Bei all diesen verschiedenen Bewertungssystemen wird die Qualität anhand von zählbaren Kriterien und Ausstattungsmerkmalen gemessen. Dabei wird die Kundenzufriedenheit nicht mit einbezogen, die vor allem durch immaterielle Faktoren im Dienstleistungsprozess beeinflusst wird, dessen Produkt-/Leistungseigenschaften nicht vor dem Kauf überprüft werden können wie z.B. Ambiente/Atmosphäre im Hotel, Erholungszustand nach dem Urlaub etc.¹⁸⁶ Durch diesen Mangel wird eine Vielzahl an Dienstleistungen über sogenannte *Erfahrungseigenschaften*, *experience qualities*, definiert, die erst nach dem Kauf beurteilt werden können. Diese Erfahrungseigenschaften werden in den Hotelevaluationen der Konsumenten auf Hotelbewertungsportalen erfasst und können somit eine vorhandene Lücke schließen. Im Zeitalter des Onlinevertriebs sichert eine standardisierte Zertifizierung den Betrieben die Präsenz auf den Internet-Hotelplattformen, dient für die Konsumenten aber nur noch als erster wichtiger Orientierungspunkt. Die Ergänzung dieser ersten Orientierung erfolgt dann durch die Online-Hotelbewertungen der anderen Konsumenten.¹⁸⁷

Die Gastronomie wird in dieser Arbeit als Subdomäne der Hotellerie gesehen, da die Kernleistung eines Hotelbetriebs aus den zwei zentralen Komponenten besteht: Beherbergung und Verpflegung.¹⁸⁸ Das Restaurant ist als der Teil zu sehen, der für die leibliche Verpflegung mit Speisen und Getränken zuständig ist. Daher werden auch die zugehörigen Restaurantbewertungen zusammen mit den Hotelbewertungen betrachtet.

¹⁸⁵ <http://www.dehoga-bundesverband.de/> (Aufruf: 18.08.2014)

¹⁸⁶ vgl. Gardini, 2010, S. 27f

¹⁸⁷ vgl. ebd., S. 14f

¹⁸⁸ vgl. ebd.

4.2.1 Bewertungsansätze in der Hotelbewertung

In der Domäne Hotelbewertung gibt es verschiedene Ansätze, um die Qualität eines Hotels zu messen. Dabei werden mit Parametern die Dimensionen der Dienstleistungsqualität festgelegt, die aus Sicht eines Kunden wichtig sind.

Einer der bekanntesten Ansätze ist der SERVQUAL-Ansatz von Zeithaml, Parasuraman und Berry, der eine Unterteilung in fünf Dimensionen oder Bewertungsaspekte vornimmt:¹⁸⁹

- i. Annehmlichkeit des tangiblen Umfelds, wie beispielsweise die Räumlichkeiten, die Einrichtung des Hotels und das Erscheinungsbild des Personals
- ii. Zuverlässigkeit, wie beispielsweise die Fähigkeit des Zimmerservices, das Niveau an Sauberkeit
- iii. Die Reaktionsfähigkeit auf Kundenanfragen und –bedürfnisse
- iv. Die Leistungskompetenz, wie zum Beispiel das Fachwissen, die Höflichkeit und die Vertrauenswürdigkeit der Hotelangestellten
- v. Das Einfühlungsvermögen in Form von Bereitschaft und Fähigkeit der Mitarbeiter

Ein weiteres Modell, ebenfalls von Zeithaml, Parasuraman und Berry stammt aus dem Jahre 1990 und nennt sich GAP-Modell. Hierbei wird Qualität als Diskrepanz bzw. Lücke zwischen der Dienstleistung, wie sie vom Kunden erwartet und wie sie wahrgenommen wird, ausgewiesen. Die Auswertung erfolgt anhand der Messung der bestehenden Diskrepanz dieser zwei Parameter: Je größer die Lücke, desto geringer empfand der Kunde die Qualität.¹⁹⁰

¹⁸⁹ vgl. Zeithaml, Parasuraman und Berry (1999) in: Barmeyer & Gazolajew, 2012, S. 216

¹⁹⁰ vgl. ebd., S. 217

4.2.2 Hotel- und Gastronomie-Fachsprache

In der Hotellerie existiert eine Branchenfachsprache, die für die Mitarbeiter eines Hotels und Restaurants sowie für die Ausbildung in diesem Bereich verwendet wird. Sie ist vor allem im Bereich der Kochkunst international. Der Wortschatz der Gastronomie und der Kochkunst „(...) befindet sich auf einer Skala zwischen fachsprachlichem, fachsprachennahem, bildungssprachlichem, und allgemeinsprachlichem Repertoire, meistens genau an der Schnittstelle zwischen dem Allgemeinen und dem Fachlichen.“¹⁹¹ Die sogenannte Kulinaristik beschäftigt sich mit der menschlichen Ernährung und befasst sich mit ihren historischen, soziologischen, kulturellen und philosophischen Aspekten.¹⁹² Da Hotelbewertungen allerdings von Verbrauchern geschrieben werden, beinhalten sie meist nur einen kleinen Teil der Branchenterminologie und dieser liegt oft sehr nah am allgemeinen Sprachgebrauch. Dennoch wurde eine Übersicht dieser Fachbegriffe im Vorfeld zu Recherche-Zwecken und unter anderem für die Füllung der Objektgraphen verwendet und ist in Hotelfach Lehrbüchern oder im Internet¹⁹³ zu finden.

¹⁹¹ vgl. Turska, 2009, S. 17

¹⁹² http://de.wikipedia.org/wiki/Deutsche_Akademie_f%C3%BCr_Kulinaristik (Aufruf: 03.09.2014)

¹⁹³ <http://www.hotelier.de/lexikon/> (Aufruf: 03.09.2014)

5 Wissensbasierter Ansatz zur Extraktion von Sentiments

5.1 Lokale Textanalyse

Für die Sentiment Analyse in dieser Arbeit wird zur Identifizierung wertender Aussagen die lokale Textanalyse mit lokalen Grammatiken verwendet. Mit lokalen Grammatiken kann keine allgemeingültige Aussage über eine Sprache gemacht werden, aber über eine bestimmte Auswahl von Sätzen, welche in diesem Fall positive oder negative Aussagen enthalten.¹⁹⁴ Für die damit verbundenen notwendigen Textverarbeitungsschritte, wie die Textvorverarbeitung, bestehend aus Normalisierung, Satzenderkennung und Tokenisierung sowie die Anwendung von lokalen Grammatiken für eine partielle Syntexanalyse, wird die Software-Plattform UNITEX¹⁹⁵ verwendet. Von den derzeit 15 unterstützten Sprachen¹⁹⁶ ist für diese Arbeit nur die Deutsche Sprache relevant. UNITEX arbeitet vor der eigentlichen lexikalischen Analyse die folgenden Verarbeitungsschritte ab:

- Normalisierung: Das Programm *Normalize* nimmt eine Ersetzung von Folgen von Leerzeichen durch ein Zeichen vor.
- Satzenderkennung: Erkennt die Satzenden und markiert sie mit {S}
- Tokenisierung: Das Programm *Tokenize* nimmt basierend auf dem Alphabet der jeweiligen Sprache eine Tokenisierung vor und generiert eine Tokenliste mit Frequenz.

¹⁹⁴ vgl. Geierhos, 2010, S. 29

¹⁹⁵ Download unter <http://www-igm.univ-mlv.fr/~unitex/>

¹⁹⁶ Deutsch, Englisch, Finnisch, Französisch, Gregorianisch, Griechisch, Italienisch, Koreanisch, Norwegisch, Polnisch, Portugiesisch, Serbisch, Russisch, Spanisch und Thai

5.1.1 Lokale Grammatiken

Lokale Grammatiken sind nicht als Grammatik zur Beschreibung einer gesamten Sprache zu verstehen, sondern sie erfassen syntaktische und lexikalische Phänomene einer speziellen Domäne.¹⁹⁷ Bei Mallchok werden sie auch als „Landkarten der Sprache“ bezeichnet, welche Wortsequenzen beschreiben, die semantische Einheiten darstellen.¹⁹⁸ Auf Grund dieser speziellen Eigenschaften eignen sie sich gut für die Sentiment Analyse einer bestimmten Domäne, wie hier für die Hotelbewertung und ihre Subdomäne, die Restaurantbewertung.

Eine benutzerfreundliche und intuitive Visualisierung der lokalen Grammatiken erfolgt in Form von Graphen, welche über das Grafikprogramm UNITEX erstellt und bearbeitet werden können (siehe Abbildung 5). Dabei besteht ein solcher Graph aus einem Anfangszustand, gekennzeichnet durch einen Rechtspfeil und den weiteren Zuständen, sowie seinem Endzustand, welcher durch ein Quadrat mit einem Kreis umrandet dargestellt wird. Diese Zustände werden von links nach rechts durchlaufen und interpretiert. Jeder Zustand steht für ein Token oder für die Klassen aller Flexionsformen eines Wortes, wenn es in spitzen Klammern notiert wurde. Um die Übersichtlichkeit zu erhöhen, können in einem Hauptgraphen Subgraphen aufgerufen werden, welche für die bessere Unterscheidung grau hinterlegt sind.¹⁹⁹

¹⁹⁷ vgl. Geierhos, 2010, S. 79

¹⁹⁸ übersetzt nach Mallchok, 2004, S. 66 „Local grammars are language maps, describing sequences of words that form semantic units.“

¹⁹⁹ vgl. Geierhos, 2010, S. 80

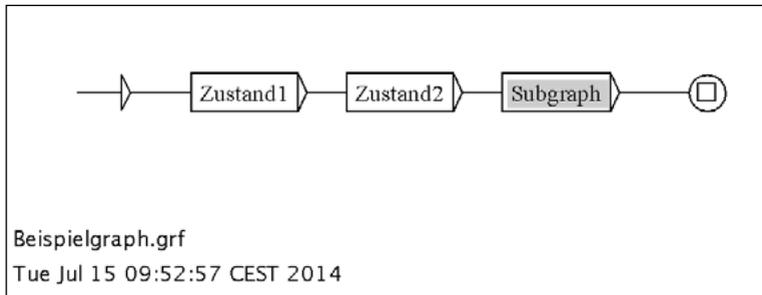


Abbildung 5: Zustände und Subgraph eines UNITEX Graphen

5.1.2 Korpus

Da lokale Grammatiken für bestimmte Domänen einsetzbar sind, wird in der vorliegenden Arbeit ein Korpus-basierter Ansatz gewählt. Da es sich um die Sentiment Analyse einer bestimmten Domäne handelt, ist der domänenspezifische Korpus von Vorteil.²⁰⁰ Der Korpus stammt von dem Bewertungsportal www.holidaycheck.de. Er besteht aus 5000 Zeilen, das entspricht etwa 119.450 Sätzen und ca. 800 Bewertungstexten. Der Evaluationskorpus besteht aus 620 Zeilen Text.

5.2 Semi-automatische Akquise der lexikalischen Ressourcen

Dieser Trainingskorpus 5.1.2 wurde für das Erfassen dieses speziellen Vokabulars verwendet, welcher aus Hotel- und Restaurantbewertungen besteht.

Auf Grund der Tatsache, dass bei der Sentiment Analyse im Bereich der Hotel- und Restaurantbewertung usergenerierte Inhalte analysiert werden, wurde weitgehend auf die Verwendung von speziellen Sentiment Lexika verzichtet, da mit einigen orthographischen Fehlern und einer gewissen Umgangssprache zu rechnen ist. Es wäre nicht korrekt, die falsch geschriebenen Wörter mit in

²⁰⁰ vgl. Liu B., Sentiment Analysis and Subjectivity, 2010, S. 16

ein Lexikon aufzunehmen und daher wurden die falschen Schreibweisen in die Graphen aufgenommen. Für die Akquise des wertenden Wortschatzes und der bewerteten Objekte wurde ein linguistischer Korpus-basierter Ansatz gewählt, der durch automatisierte Teilaufgaben angereichert wurde. Dies wurde mit Hilfe von UNITEX und seiner Funktion *Locate Pattern* sowie eigens für die Extraktion von bestimmten Wörtern entwickelte Graphen realisiert. *Locate* wendet eine Grammatik auf einen Text an und erstellt einen Index aus den gefundenen Ausprägungen.²⁰¹

5.2.1 Gewinnung der wertenden Adjektive

Aus dem Ergebnis der *Locate*-Suche nach dem Muster <ADJ> (=alle Adjektive im Text) wurde eine Frequenzliste erstellt und manuell analysiert. Die positiven, negativen, ambigen und neutralen Adjektive wurden dabei extrahiert. Anschließend wurden sie entsprechend ihrer Polarität in separate Graphen aufgeteilt. Eine stetige Erweiterung der Adjektiv-Graphen ergab sich im Erstellungsprozess zum Teil auch über Internetrecherche von positiven oder negativen Adjektivlisten.²⁰²

Frequenz	Positives Adjektiv	Frequenz	Positives Adjektiv
5451	schön	387	ordentlich
3416	freundlich	379	reichlich
2723	super	378	günstig
2017	gut	366	abwechslungsreich
1953	toll	361	empfehlenswert
1929	lecker	340	geräumig
1643	nett	334	renoviert
1546	frisch	331	aufmerksam
1145	schnell	319	warm

²⁰¹ vgl. Paumier, 2004, S. 251

²⁰² <http://www.30tausend.de/180-adjektive-liste/> (Aufruf: 18.08.2014) - die Grammatiken wurden mit Adjektiven aus dieser Liste ergänzt

Frequenz	Positives Adjektiv	Frequenz	Positives Adjektiv
1040	gepflegt	309	persönlich
1009	ruhig	292	klar
965	angenehm	281	wunderschön
877	gerne	280	positiv
873	neu	277	hervorragend
808	besser	265	begeistert
587	bemüht	263	komplett
571	zufrieden	256	bequem
564	hilfsbereit	221	reichhaltig
477	top	220	traumhaft
451	klasse	184	zentral
445	gemütlich	176	ausgezeichnet
445	sicher	175	problemlos
436	zuvorkommend	174	spitze
414	perfekt	165	einwandfrei

Tabelle 3: Die 50 häufigsten positiven Adjektive aus dem Trainingskorpus – (Vollformen wurden konsolidiert)

Eine äquivalente Auflistung der häufigsten negativen Adjektive ist in der Tabelle 4 zu sehen. Auffällig ist auf den ersten Blick, dass insgesamt mehr positive Adjektive im Trainingskorpus verwendet werden. Allerdings muss hier die Verneinung berücksichtigt werden, welche die Polarität jedes Adjektivs aus Tabelle 3 in eine negative Polarität umwandeln kann. Auf diese und weitere Eigenschaften bei evaluativen Aussagen wird im Kapitel 5.4.3 genauer eingegangen.

Frequenz	Negatives Adjektiv	Frequenz	Negatives Adjektiv
860	schlecht	108	schwierig
690	teuer	94	genervt
613	laut	90	überfordert
312	schlimm	85	lieblos
298	negativ	77	anstrengend
272	aufdringlich	74	schrecklich
262	dreckig	73	abgenutzt
253	enttäuscht	69	gewöhnungsbedürftig
231	unfreundlich	64	zäh
229	schade	63	eklig
223	kaputt	61	verdreckt
218	eng	61	übertrieben
193	wenigen	61	überlaufen
181	störend	60	enttäuschend
164	hellhörig	59	dürftig
149	nervig	58	traurig
145	schmutzig	57	eintönig
140	unangenehm	51	ekelhaft
135	langweilig	48	furchtbar
134	dunkel	42	verloren
117	defekt		

Tabelle 4: Frequenzen der häufigsten negativen Adjektive – (Vollformen wurden konsolidiert)

5.2.2 Gewinnung der wertenden Nomen

Aus der Tokenliste des Korpus wurden mittels eines *grep*²⁰³ Befehls die großgeschriebenen Wörter herausgefiltert und anschließend der Häufigkeit nach sortiert. Aus dieser Liste konnten die meisten Kandidaten für die Objekt Graphen ausfindig gemacht werden, als auch für die positiven und negativen Nomen. Auch das Verfahren der Mustererkennung mit *Locate Pattern* wurde für die Akquise der wertenden Nomen verwendet. Mit der Suche nach <N> (=alle Nomen im Text) wurden alle Nomen aus dem Text generiert. Diese Liste wurde dann um ihre Duplikate reduziert, sortiert, der Frequenz nach geordnet und anschließend manuell durchgesehen und als Sentiment Indikatoren ausgewählt.

Frequenz	Negative Nomen	Frequenz	Negative Nomen
1120	Problem	25	Moskitos
416	Ruhe	24	Fleck
300	Beschwerden	24	Straßenlärm
183	Mühe	23	Gedränge
178	Lärm	23	Langeweile
121	Schimmel	21	Hellhörigkeit
116	Manko	21	Sorgen
112	Nachteil	20	Schuld
135	Mangel	19	Reinfall
106	Katastrophe	19	Verständigungs- probleme
99	Flecken	18	Scherz
86	Beschwerde	17	Spinnen
81	Angst	17	Kritikpunkte

²⁰³ vgl. <http://de.wikipedia.org/w/index.php?title=Grep&oldid=133252393> (Aufruf: 03.09.2014)

Frequenz	Negative Nomen	Frequenz	Negative Nomen
59	Mücken	16	Hölle
53	Fehler	16	Einschränkung
44	Baustelle	16	Sau
43	Beanstan- dungen	16	Kakerlake
40	Frechheit	16	Ungeziefer
39	Enttäuschung	16	Rückenschmerzen
34	Stress	16	Verkehrslärm
34	Lärm- belästigung	15	Menschenmassen
32	Massen abfertigung	15	Spinnweben
31	Kritiken	15	Mangelware
28	Schmutz	13	Haken
25	Kakerlaken	12	Geruchsbelästigung

Tabelle 5: Die häufigsten negativen Nomen

Die Auswahl der Sentiment Indikatoren, wurde anhand ihres Kontextes auf Richtigkeit überprüft. Beispielsweise können die Wörter *Paradies* oder *Grauen* eindeutig in jeweils eine dieser beiden Kategorien eingeordnet werden. Wie hier im nachfolgenden Beispiel zu erkennen:

- i. ...ich denke mit [Grauen](#) an in den Boden eingelassene Duschen in Rom.
- ii. Das architektonische „[Grauen](#)“ erweist sich innen als empfehlenswertes, günstiges Aparthotel.
- iii. Es war wirklich wie im [Paradies](#).
- iv. Ein [Paradies](#) für Langweiler und Prolls!

Wobei sich schon hier in diesem kleinen Beispiel die ersten Schwierigkeiten zeigen: Obwohl in Beispielsatz ii. ein, für sich allein betrachtetes negatives Nomen auftritt, ist die Kernaussage des Satzes im Gegensatz zu Beispiel i. nicht negativ. Der Beispielsatz iv. verliert durch die negative Konnotation des positiven Nomens *Paradies* mit den negativ gefärbten Nomen *Langweiler* und *Prolls* seine ursprünglich positive Aussage. Dazu aber in den nachfolgenden Kapiteln mehr.

5.2.3 Gewinnung der wertenden Verben

Um die wertenden Verben zu extrahieren, wurde der Kontext der wertenden Adjektive und Nomen manuell analysiert. Um die erste Auswahl zu verifizieren, wurde eine Konkordanz um die Verben erstellt. Die Kandidaten, die eine positive und negative Aussage machen, wurden in den entsprechenden Graphen *POSITIVE_VERBEN* und *NEGATIVE_VERBEN* gesammelt.

- i. Wir haben uns sehr wohl gefühlt
- ii. Die Pfannkuchen und Omelettes sind zu empfehlen
- iii. Das Essen hat immer sehr gut geschmeckt
- iv. Das hat uns wirklich sehr geärgert

Positive Verben	Negative Verben
empfehlen	meckern
bemühen	enttäuschen
gefallen	beanstanden
schmecken	fehlen
lohnen	stören
begeistern	etw. auszusetzen haben
funktionieren	bemängeln
überrascht sein	beschweren
genießen	triefen

Positive Verben	Negative Verben
erfüllen	stinken
freuen	ärgern
entspannen	aufregen

Abbildung 6: Auszug aus den gesammelten wertenden Verben

5.2.4 Gewinnung der wertenden festen Wendungen

Initial wurden Phrasen- und Idiom-Sammlungen wie das Duden der Redewendungen²⁰⁴ sowie das Internet für die Gewinnung herangezogen. Des Weiteren wurden im Kontext der anderen Wortarten weitere Redewendungen ausgemacht und im Duden der Redewendungen verifiziert.

- i. Aber der Service war wirklich unter aller Kanone
- ii. Das Angebot diverser Speisen hat uns nicht vom Hocker gerissen
- iii. Der Service war wirklich erste Sahne!
- iv. Es gab schlichtweg alles, was das Herz begehrt

5.2.5 Gewinnung der Emoticons und Interjektionen

Eine Liste von Emoticons befindet sich im sogenannten Smiley Lexikon,²⁰⁵ das zur Akquise herangezogen wurde. Die Interjektionen, die als Empfindungswörter gelistet sind, konnten aus Wikipedia bezogen werden.²⁰⁶

5.2.6 Gewinnung der ironischen Aussagen und Wörter

Wie in den vorangegangenen Kapiteln beschrieben ist es sehr schwer, Ironie automatisch zu identifizieren. Anhand der in Kapitel 2.4.4 erläuterten graphemischen Indizien für Ironie in der

²⁰⁴ Alsleben, 2002

²⁰⁵ <http://www.greensmilies.com/smilie-lexikon/> (Aufruf: 29.09.2014)

²⁰⁶ <http://de.wikipedia.org/w/index.php?title=Interjektion&oldid=129271669> (Aufruf: 29.09.2014)

geschriebenen Sprache wurden zunächst die Vorkommen von positiven Adjektiven und Nomen sowie die der Ausstattungsmerkmale in Anführungszeichen im Trainingskorpus gesichtet. Je nach Kontext wurden diese als Ironie-Indikatoren ausgewählt.

Die Verwendung von Anführungszeichen deutet in einigen Fällen auf Ironie hin und tritt in Kombination mit bestimmten Ausstattungsmerkmalen auf, wie z. B. in folgendem Satz:

- i. Vom Balkon hatte man eine „tolle“ Aussicht auf einen alten, unbewohnten Wohnblock.

Ebenso wurde nach der unangemessenen Verwendung eines Wortes Ausschau gehalten, indem eine Selbstverständlichkeit wie das *Bestellen* oder *Zahlen* in einem Restaurant durch das Modalverb *dürfen* als besonderes Privileg dargestellt wird:

- ii. Geschlagene 18 Minuten später durften wir bestellen.
- iii. Nach 30 weiteren Minuten durften wir endlich bezahlen.
- iv. In der zweiten Woche, wo es nur noch Menü gab, durften wir einmal sogar Reste aus einer dieser Veranstaltungen vom Vortag in Buffetform genießen.

Auch die Verwendung der Wendung *etwas ist ein Scherz* oder des Partikels *tatsächlich* kann einen Hinweis auf Ironie geben:

- v. Die Zimmer sind ein Scherz, zumindest die unrenovierten.
- vi. Es gab doch tatsächlich frische Handtücher.

Auch die Emoticons für Sarkasmus können als Hinweise für Ironie dienen.

5.2.7 Gewinnung der Modifikatoren

Auf Grund der Kontextabhängigkeit von polaren Wörtern gibt es vier Arten von Modifikatoren²⁰⁷ im Kontext wertender Aussagen: Sie sind nach den Intensitätsgraden abschwächend, neutral und

²⁰⁷ s. Kapitel 2.5

verstärkend zu unterscheiden. Darüber hinaus gibt es die verneinenden Modifikatoren. Nach Jang²⁰⁸ konnte die letztere Gruppe gewonnen werden: Die Negationsträger stammen aus verschiedenen Wortarten.²⁰⁹ Die Akquise der Modifikatoren für die drei anderen Gruppen fand in Analogie zu dem Konzept von Polanyi und Zaenen statt.²¹⁰

5.2.8 Gewinnung der bewerteten Objekte

Die bewerteten Objekte und deren Aspekte können durch bestimmte Indikatoren ausfindig gemacht werden. Da es sich bei dem Trainingskorpus um Kundenbewertungstexte handelt, haben wir es mit Fließtext zu tun, der in kompletten Sätzen geschrieben ist. Die Features zeigen sich dort vor allem in Form von Nomen oder Nominalphrasen, die ebenfalls mit Hilfe der Funktion *Locate* ausfindig gemacht werden konnten. Bei den am häufigsten verwendeten Nomen kann davon ausgegangen werden, dass es sich um die relevanten Features zu einem Objekt handelt.²¹¹ Um auch die nicht so häufig vorkommenden Features zu erfassen, muss der Kontext der Sentiment Adjektive und Adverbien analysiert werden. Denn diese beschreiben sowohl die häufig vorkommenden Objekte und Objekt-Features, als auch die weniger häufigen, die man so ausfindig machen kann. Hier muss dennoch differenziert werden, dass nicht jedes Adjektiv oder Adverb zwingend ein Objekt-Feature beschreibt. Im folgenden Beispiel einer Hotelbewertung werden die Adjektive prädikativ verwendet und beschreiben ein Objekt-Feature:

²⁰⁸ vgl. Jang, 2005, S. 21

²⁰⁹ s. Kapitel 2.5.1

²¹⁰ s. Polanyi & Zaenen, 2006, S. 3: „As with the negative shifters, intensifiers can belong to all open lexical classes. In addition to adverbs, quantifiers such as few, most, and nouns such as lack (of) also exist.“

²¹¹ vgl. Hu & Liu, 2004, S. 170

- i. Das Zimmer war großartig.²¹²

Da das Wort *großartig* ein positives Sentiment Wort ist, welches das häufig auftretende Objekt-Feature (*Hotel-*) *Zimmer* näher beschreibt, kann man aus dem folgenden Satz entnehmen, dass es sich bei dem Wort *Kinderbetreuung* um ein weiteres relevantes, wenn auch weniger häufig erwähntes, Objekt-Feature handelt:²¹³

- ii. Die Kinderbetreuung war großartig.²¹⁴

Auch bei der attributiven Verwendung der Adjektive kann man die versteckteren Objekt-Features ausfindig machen:

- iii. Leckerer Essen²¹⁵

Objekte, deren Bewertung satzübergreifend stattfindet, lassen sich über die direkten anaphorischen Verbindungen herausfinden. Mit den Pronomen kann man den Bezug zu einer vorangegangenen Aussage herstellen, wie aus dem folgenden Beispiel klar wird:

- iv. Der Pool ist drinnen. Er war nicht besonders sauber.

Etwas komplexer verhält es sich mit dem sogenannten Bridging, einer indirekten anaphorischen Beziehung, bei der zwei Satzteile inhaltlich miteinander verknüpft sind und eine gewisse Brückenannahme vorausgesetzt wird.²¹⁶ Es können dabei verschiedene Formen des Bridgings auftreten. Von schematischem Bridging spricht man, wenn der erste Satz die Begründung für den zweiten

²¹² http://www.tripadvisor.de/ShowUserReviews-g304554-d308381-r11308077-Hotel_Marine_Plaza-Mumbai_Bombay_Maharashtra.html (Aufruf: 18.08.2014)

²¹³ vgl. Popescu & Etzioni, 2005, Liu, Sentiment Analysis and Subjectivity, 2010, S. 19

²¹⁴ http://www.tui.at/unterkuenfte/hotels/marokko/atlantikkueste/agadir/hotel/robinson-club-agadir_95020/bewertungen/agadir-urlaub/848856 (Aufruf:18.08.2014)

²¹⁵ http://www.holidaycheck.de/hotel-Reiseinformationen_Hotel+Son+Amoixa+Vell-hid_135430.html (Aufruf: 18.08.2014)

²¹⁶ vgl. <http://de.wikipedia.org/w/index.php?title=Anaphorik&oldid=130483318> (Aufruf: 18.08.2014)

liefert. Bei der semantischen Verknüpfung ist Sachverständnis erforderlich und bei der diskursbasierten Form ist die Verbindung nicht aus der grammatikalischen Struktur herzuleiten. Diese Formen von indirekten anaphorischen Verbindungen maschinell herzustellen, würde einen großen Fortschritt beim Verständnis der Maschine für die natürliche Sprache bringen.²¹⁷ Diese Form von anaphorischen Beziehungen wurde in der vorliegenden Arbeit nicht berücksichtigt.

Für die weitere Gewinnung dieser Objekte wurden Sätze, die mit *Man konnte*, *Ich hatte* oder *Es gab* beginnen, mittels UNITEX extrahiert und ihr Kontext manuell überprüft. Diese Wendungen stellen meist Satzanfänge mit darauffolgender Beschreibung der Gegebenheiten und Möglichkeiten vor Ort dar. Teilweise auch schon mit einer eingebauten Wertung, wie an Beispiel iii. zu erkennen ist:

- i. Wir hatten ein Doppelzimmer.
- ii. Es gab verschiedene Themenabende.
- iii. Ich hatte ein schönes Zimmer.

Es wurde eine Konkordanz der Aufzählungssätze erstellt, welche die beiden unmittelbar nachfolgenden Worte erfasst. Diese wurden manuell nach Hotelobjekten gefiltert.

²¹⁷ vgl. <http://de.wikipedia.org/w/index.php?title=Anaphorik&oldid=130483318> (Aufruf: 18.08.2014)

Frequenz	Objektfeature	Frequenz	Objektfeature
183	Zimmer	9	Standard
115	Halbpension	9	Dusche
74	Frühstück	8	Themenabende
63	Doppelzimmer	8	Sorten
45	Familienzimmer	8	Restaurants
32	Abend	8	Möglichkeit
29	Hotel	8	Einzelzimmer
26	Restaurant	8	Deluxe
17	Suite	7	Übernachtung
17	Bungalow	7	Wasserkocher
16	Fernseher	7	Tisch
15	Auswahl	7	TV
14	Balkon	7	Superior
13	Appartement	7	Standard- zimmer
12	Fisch	7	Speisen
12	Appartement	7	Schlafzimmer
11	Pool	7	Safe
11	Hauptrestaurant	7	Platz
11	DZ	7	Juniorsuite
10	Liegen	7	Doppelbett
10	Junior	7	Buffet
9	Strand	6	Vorspeise

Tabelle 6: Liste der Objektfeatures aus dem Kontext der Aufzählungssätze

Hat man die gewünschten Objekt-Features extrahiert, können diese noch mit den synonymen Begriffen eines Features angereichert und auch dementsprechend gruppiert werden.

Im Englischen kann WordNet²¹⁸ hier eine Unterstützung bei der Suche bieten. Nur sollte beachtet werden, dass bestimmte Synonyme domänenabhängig sind.²¹⁹ Bei der Extraktion der Objekte muss beachtet werden, dass es sich bei den erwähnten Objekten auch nur um solche handeln kann, die zum Vergleich herangezogen wurden und somit für die Gesamtbewertung unerheblich sind. Die relevanten Objekte wurden vor allem auf eine Produkt- oder Dienstleistungsdomäne eingeschränkt, um die zugehörigen Sentiment Wörter der richtigen Polarität zuordnen zu können.²²⁰

5.2.9 Gewinnung der Meinungsträger

Aus einer Aussage kann teilweise auch extrahiert werden, wer diese Meinung „hält“, je nachdem, ob es sich um eine implizite oder explizite Meinungsäußerung handelt.²²¹ Die Meinungsträger Identifikation bei Kim und Hovy wird nach Personen und Organisationen vorgenommen. In Analogie dazu wird die Extraktion auf die Domäne Hotel angepasst, indem vor allem nahe Verwandte und Bekannte berücksichtigt werden, da es sich bei den Meinungsträgern um Urlauber handelt. Es wurden daher Namen für Familienmitglieder und Freunde gesammelt sowie das Auftreten von Personen in Form von Personal-, Possessiv- und Reflexivpronomen mit aufgenommen.

5.3 Identifikation und Klassifikation evaluativer Aussagen

Die gewonnenen lexikalischen Ressourcen, bei denen es sich vorrangig um Sentiment Wörter und zugehörige Objekte handelt, dienen als Grundlage, um Sentiment Aussagen zu identifizieren, zu extrahieren und zu klassifizieren. In Abgrenzung zu anderen

²¹⁸ s. Kapitel 3.1

²¹⁹ vgl. Medhat, Hassan, & Korashy, 2014, S. 10

²²⁰ vgl. Liu, Sentiment Analysis and Subjectivity, 2010, S. 25f

²²¹ s. Kim & Hovy, 2004, S. 1: „Sentiments always involve the Holder’s emotions or desires, and may be present explicitly or only implicitly: ‘I think that attacking Iraq would put the US in a difficult position’ (implicit) ‘The US attack on Iraq is wrong’(explicit)’“

Domänen unterscheiden sich diese Ressourcen von anderen Domänen, wie bereits erwähnt, auf Grund der vorhandenen Unterschiede im verwendeten Vokabular und ihrem speziellen Kontext. Dabei geht es in diesem Fall konkret um die Gegebenheiten und Ausstattungsmerkmale eines Hotels oder Restaurants, sowie deren Zustände.²²² Zudem kommt bei diesen beiden Bereichen hinzu, dass er den Gastronomiebereich mit umfasst, wodurch auch Speisen als zu bewertende Gegenstände mit berücksichtigt werden.

5.3.1 Annotationskonventionen

Um die gefundenen Sentiments für eine maschinelle Weiterverarbeitung und zu Evaluationszwecken bereitzustellen, wurde ein bestimmtes Tagging eingeführt, welches den erkannten Mustern eine eindeutige Zuordnung gibt und noch weitere Metainformationen beinhaltet bezüglich der Polarität, der Wortart und der Intensität der Aussage. Verwendet wird eine an XML angelehnte Notation, wobei sich jedes öffnende Tag in spitzen Klammern und jedes schließende in spitzen Klammern mit einem Schrägstrich befindet. Jede Teilaussage darin wird ebenfalls mit einem Tag umschlossen. Die äußeren Tags zeigen die Polarität des gefundenen Sentiments an. <POS></POS> schließt somit eine positive Sentiment-Aussage ein. Mit den Metainformationen kann maschinell ausgelesen werden, aus welchem Bereich das Objektfeature kommt, über das gesprochen wird. Im nächsten Kapitel kann man ein Beispiel für diese Metadaten sehen.

²²² s. Kapitel 4.2

Öffnendes Tag	Schließendes Tag	Bedeutung
<POS>	</POS>	Positive Gesamtaussage
<NEG>	</NEG>	Negative Gesamtaussage
<A	/A>	Attribut
<O	/O>	Objekt
<CONSTR>	</CONSTR>	Einschränkende Aussage
<CONC>	</CONC>	Zusammenfassende Aussage
<INT_OP>	</INT_OP>	Einführende Aussage

Tabelle 7: Erläuterung der verwendeten Tags

Attribute	Bedeutung	Ausprägung
type	Wortart	A(djektiv), N(omen), V(erb), Idiom(feste Wendung)
pol	Polarität	neg, pos
intens	Intensität	weak, normal, strong
id	Wortfeld	Unterhaltung, Service,...

Tabelle 8: Erläuterung der verwendeten Attribute innerhalb der Tags

5.3.2 Extraktion der bewerteten Objekte

Bewertete Objekte

Anhand der unter 5.2 mit Hilfe von UNITEX generierten lexikalischen Ressourcen wurden die bewerteten domänentypischen Eigenschaften und Objekte, die Gegenstand eines Bewertungstextes sind, gefunden und im Graphen *OBJ_gesamt* gesammelt.

Frequenz	Wort	Frequenz	Wort
14438	Hotel	1227	Auswahl
8823	Zimmer	1224	Balkon
4809	Strand	1214	Getränke
4029	Essen	1085	Tisch
3251	Pool	1048	Abendessen
2930	Personal	1044	Sterne
2541	Frühstück	983	Ordnung
2381	Restaurant	965	Speisen
1823	Anlage	940	Handtücher
1820	Gäste	932	Animation
1771	Service	896	Sauberkeit
1581	Bad	895	Klimaanlage
1554	Rezeption	862	Ort
1554	Wasser	822	Bett
1500	Liegen	808	Blick
1355	Urlaub	794	Leute
1317	Meer	789	Kellner
1304	Bar	781	Buffet
1291	Lage	776	Platz
1277	Kinder	727	Safe
1270	Restaurants	726	Dusche
1270	Preis	695	Minibar

Tabelle 9: Die am häufigsten erwähnten Hotel Objekte

Die Tabelle 9 zeigt die Objekte aus der Hotelbewertungsdomäne, die am häufigsten in dem verwendeten Trainingskorpus erwähnt werden. Die bewerteten Objekte wurden in Kategorien eingeteilt,

wie es auch in Abbildung 7 zu sehen ist: Lokalität, Personal, Verpflegung/Essen, Ausstattung (Hotel gesamt), Angebot/Gegebenheiten, Service/Unterhaltung, Zimmerausstattung, Aufenthalt, Gäste.

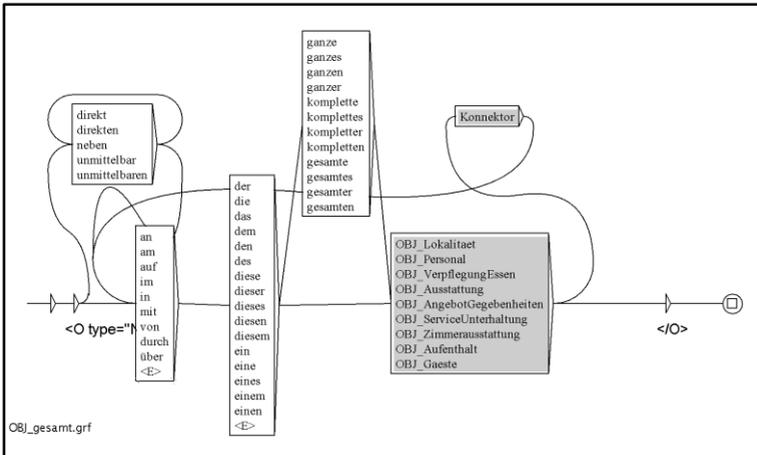


Abbildung 7: Graph zur Erkennung der bewerteten Objekte

Der Graph in Abbildung 7 zeigt eine Zusammenfassung aller Objekte, die in Form von Subgraphen in ihre Unterkategorien eingeteilt sind. Diese Subgraphen beinhalten dann die einzelnen Objekte, die teilweise auch wieder in Subkategorien aufgeteilt sind, um eine granulare Analyse des bewerteten Objekts zu gewährleisten. So ist z.B. die Kategorie Service/Unterhaltung in die vier Subkategorien Service, Unterhaltung, Wellnessangebot und Sportangebot aufgeteilt, wie in Abbildung 8 zu sehen ist:

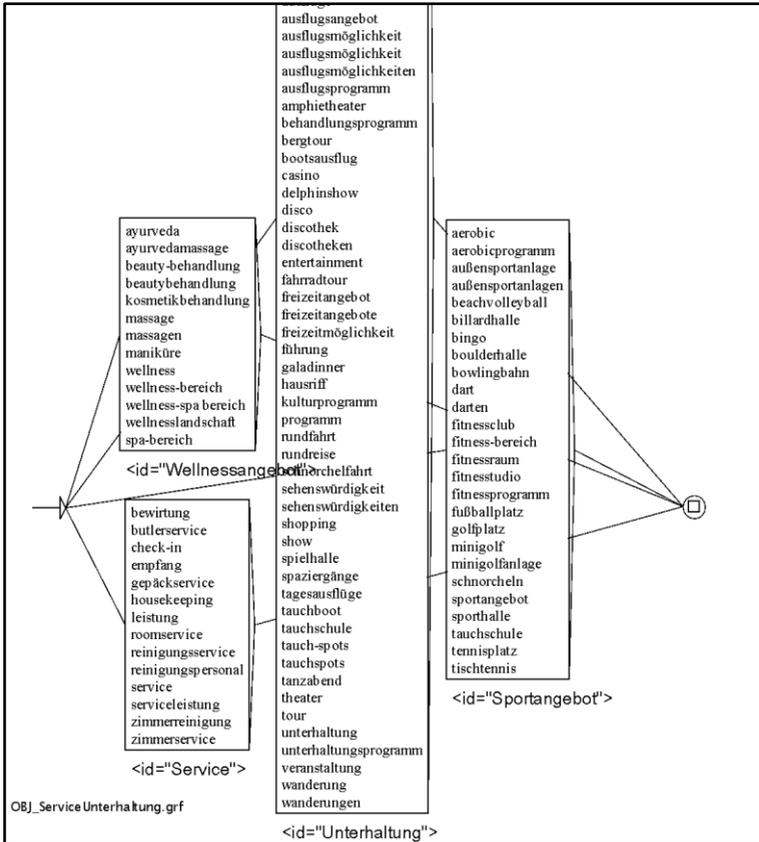


Abbildung 8: Subgraph mit den Subkategorien Service, Unterhaltung, Wellnessangebot und Sportangebot

Jedes Feature, also jeder Aspekt der Domäne Hotel, hat spezielle Eigenschaften. Die bewerteten Objekte mit ihren Features wurden daher in unterschiedliche Graphen unterteilt, um eine Differenzierung vornehmen zu können. Der Graph *FEATURES_OBJ* unterteilt nach Dingen und Personen, um die verschiedenen Aspekte der bewerteten Objekte mit zu erfassen.

Darunter gehören Formulierungen, die beispielsweise Aussagen über

- die Ausstattung des Zimmers
- die Temperatur der Speisen und Salate
- oder die Atmosphäre an der Rezeption

treffen oder Formulierungen, die auf andere Art spezifischere Auskunft über das bewertete Objekt oder die bewertete Person geben. Abbildung 9 zeigt den Aufbau des Graphen und Abbildung 10 eine Konkordanz. Die Ausprägungen der Erkennung finden sich mit ihrer jeweiligen Frequenz in Tabelle 10.

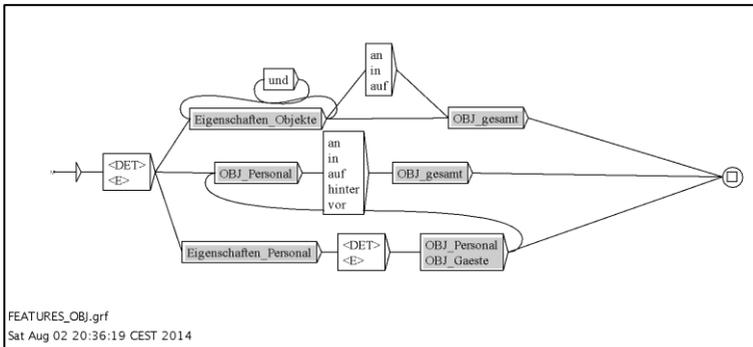


Abbildung 9: Graph zur Erkennung der Objekt Features
FEATURES_OBJ

Der <id=Funktionalität>Zustand der <id="Hotel">Anlage war sehr gut.
 <id=Funktionalität>Zustand der <id=Ausstattung>Möbel war gut. {S}
 dieses <id=Auftreten>Verhalten der <id=Personal>Animateure sehr
 Die <id=Preis>Preise der <id="Getränke">Getränke sind ok. {S} 2 Et
 <id=Funktionalität>Zustand der <id="Hotel">Anlage, überwiegend sa
 die <id=Funktionalität>Qualität der <id="Getränke">Getränke nicht
 Die <id=Funktionalität>Qualität der <id=Buffet>Speisen war immer
 <id=Funktionalität>Qualität der <id="Getränke">Getränke auf: Es ç
 Die <id=Funktionalität>Qualität der <id=Buffet>Speisen war in der
 Die <id=Funktionalität>Qualität der <id=Buffet>Speisen war überdu
 Der <id=Funktionalität>Zustand des <id="Hotel">Hotels ist ok. {S}
 Die <id=Preis>Preise der <id=Ausstattung>Minibar waren unglaublic
 Die <id=Preis>Preise der <id="Getränke">Getränke waren überteuert
 die <id=Funktionalität>Qualität der <id=Buffet>Speisen. {S} Das Va
 Die <id=Funktionalität>Qualität des <id="Wasser">Pools lies etwas
 dem <id=Funktionalität>Zustand des <id="Hotel">Hotels arrangiert

Abbildung 10: Konkordanz des Graphen FEATURES_OBJ

Frequenz	Objekt Feature
147	Die Lage des Hotels
79	Die Qualität der Speisen
46	Das Personal an der Rezeption
40	Der Service im Hotel
30	Blick auf das Meer
25	Lage des Hotels
22	Auswahl an Speisen
20	Die Reinigung der Zimmer
20	Das Personal im Hotel
19	Preis Leistung
19	Die Auswahl der Speisen
18	Gäste im Hotel
18	Das Essen im Restaurant
16	Die Sauberkeit im Restaurant

Frequenz	Objekt Feature
16	Das Essen im Hotel
15	mit Blick auf den Pool
13	Der Service im Restaurant
13	Das Personal im Restaurant
12	Personal an der Rezeption
12	Ausblick auf das Meer
11	Zustand des Hotels
11	Lage des Zimmers
11	Die Lage des Hotel
11	Die Auswahl an Speisen
11	Der Zustand des Hotels
10	mit Blick auf das Meer
10	das Personal an der Rezeption
10	Umgebung des Hotels
10	Safe im Zimmer
10	Der Service des Hotels

Tabelle 10: Frequenzliste der näher beschreibenden Objekteigenschaften

5.3.3 Extraktion der wertenden Aspekte

5.3.3.1 Positive und negative Adjektive

Die aus dem Akquise Prozess gewonnenen Adjektive wurden zur besseren Übersicht in Subgraphen strukturiert, welche grob nach Wortfeldern sortiert sind. Der Hauptgraph der positiven Adjektive wurde mit der optionalen Erkennung von intensivierenden²²³ und neutralen Modifikatoren angereichert, da diese häufig im Kontext

²²³ Die Wahl des Namens für den Graphen MOD_AMPL kommt von den englischen Bezeichnungen modify (dt.: etwas verändern) und amplify (dt.: etwas verstärken).

der wertenden Adjektive vorkommen und anders als die Negation das Sentiment des Adjektivs verstärken, jedoch nicht umkehren.

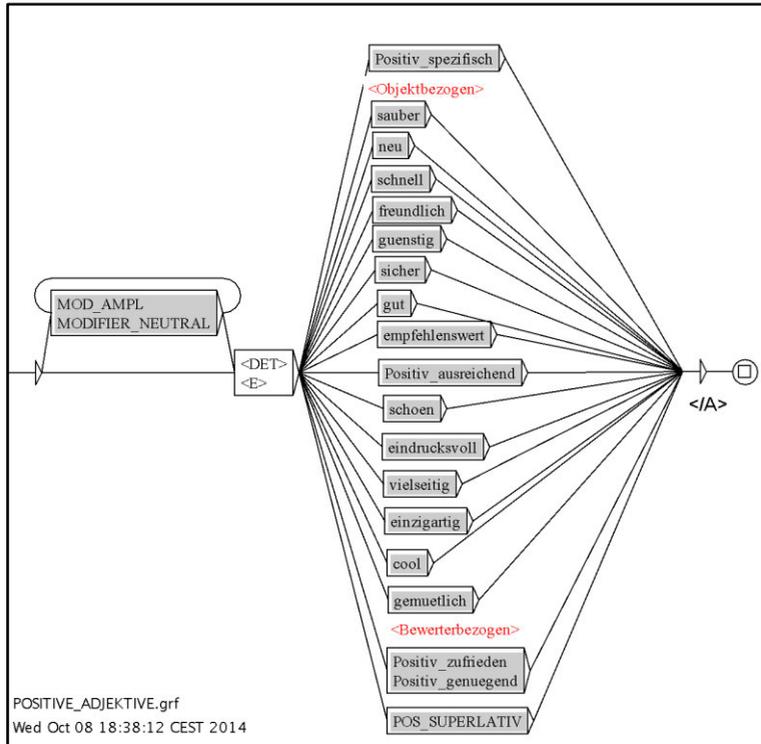


Abbildung 11: Graph zur Erkennung positiver Adjektive

Ebenso wurden die gewonnenen negativen Adjektive in Subgraphen aufgeteilt und im Hauptgraphen `NEGATIVE_ADJEKTIVE` zusammengefasst.

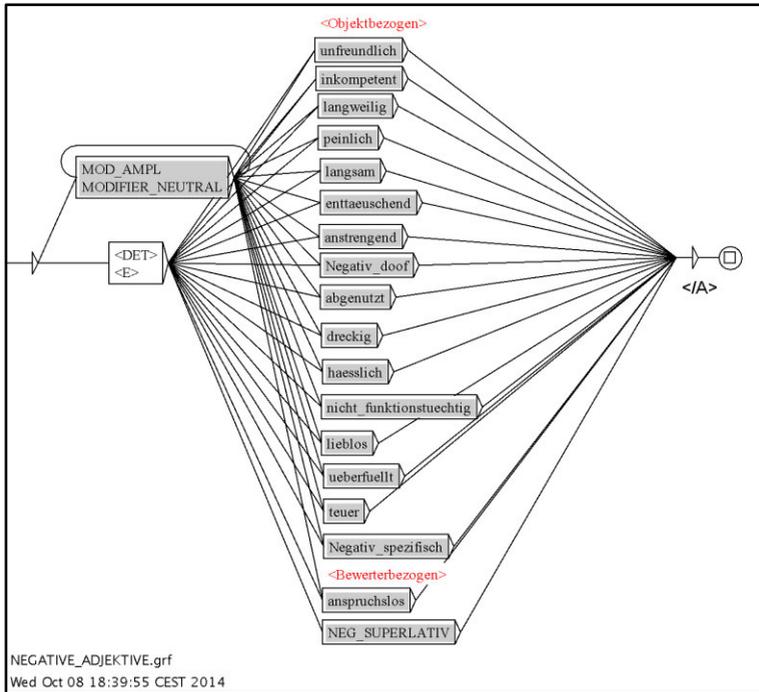


Abbildung 12: Graph zur Erkennung negativer Adjektive

5.3.3.2 Positive und negative Nomen

Die wertenden Nomen wurden in jeweils einen negativen Graphen *NEGATIVE_NOMEN_normal* und einen positiven Graphen *POSITIVE_NOMEN_normal* aufgenommen.

- i. Eine wahre Freude im Gegensatz zu so manchem Hotelbunker
- ii. Ein Paradies für Langweiler und Prols
- iii. Kakerlaken, Ameisen und sonstiges Getier waren unsere Untermieter
- iv. Von morgens 0 Uhr bis Abends 23 Uhr Beschallung, da waren wir bedient

Dabei wurden die Nomen, die prädikativ zum bewerteten Objekt verwendet werden können, in die separaten Graphen *POSITIVE_NOMEN_praedikativ* und *NEGATIVE_NOMEN_praedikativ* aufgenommen.

- i. Dieser Urlaub war wirklich ein total Reinfall
- ii. Das Frühstück ist eine bodenlose Frechheit
- iii. Das große Manko war leider das Meer

Als Beispiel für den Aufbau eines Sentiment Nomen Graphen soll an dieser Stelle der *NEGATIVE_NOMEN_normal* Graph in Abbildung 13 dienen.²²⁴

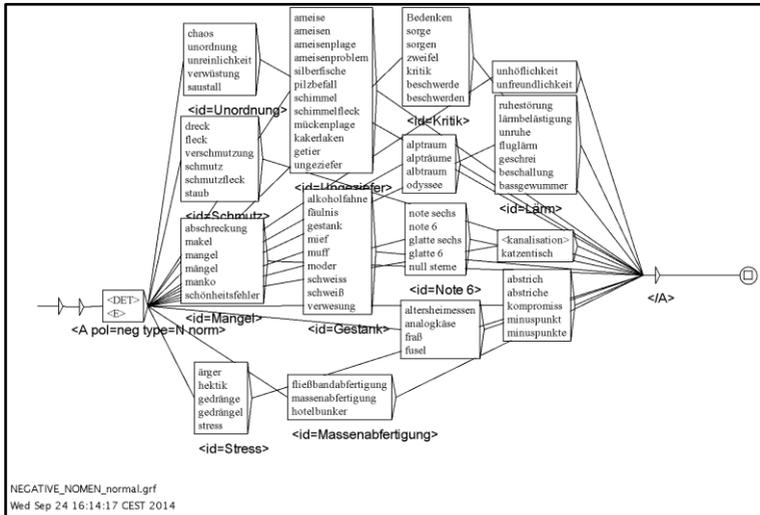


Abbildung 13: Subgraph zur Erkennung der negativen Nomen (normal)

²²⁴ Die weiteren Graphen für die Erkennung der wertenden Nomen befinden sich im Anhang.

5.3.4 Extraktion der Meinungsträger

Eine Kombination von Possessivpronomen mit Familienmitgliedern und Freunden sowie Personalpronomen mit Reflexivpronomen tragen dazu bei, eine gängige Äußerung eines Meinungsträgers im Text zu finden. Ebenso wird die Kombination aus Personal- und Reflexivpronomen mit Akkusativobjekt vom Graphen als gängige Floskel erfasst. Beispiel: So gut wie ich es mir vorgestellt habe.

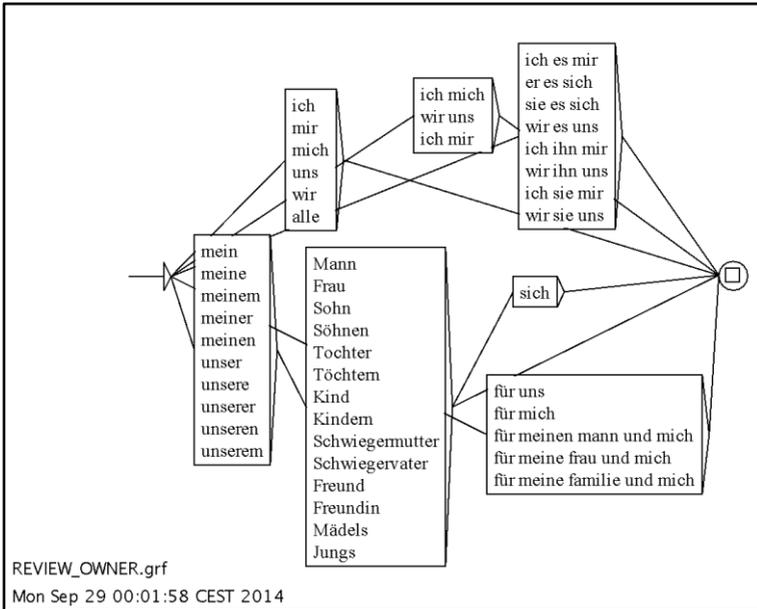


Abbildung 14: Graph zur Erkennung der Meinungsträger

5.3.5 Extraktion der Modifikatoren

Die unterschiedlichen Modifikatoren wurden in vier Graphen aufgenommen, um sie modular vor die unterschiedlichen werten-den Aspekte einbauen zu können. Dadurch ist eine differenzierte Erkennung der Sentiments möglich. Den größten Einfluss auf die Polarität eines Wortes hat die Negation, deshalb wird im

Anschluss der Graph zur Erkennung von verneinenden Modifikatoren als Beispiel angeführt:²²⁵

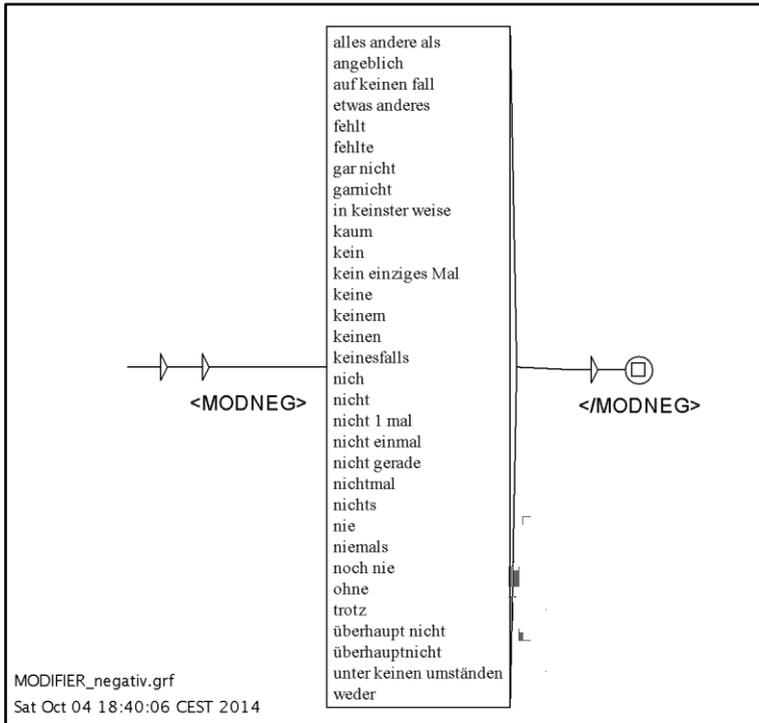


Abbildung 15: Graph zur Erkennung verneinender Modifikatoren

5.3.6 Kontext der wertenden Aussagen

Konstruktionen, die häufig im Kontext der wertenden Adjektive auftreten, wurden mittels eines separaten Graphen ermittelt. Die gefundenen Bi- oder Trigramme aus dem linken und rechten Kontext wurden ihrer Frequenz nach geordnet.²²⁶

²²⁵ Die weiteren Graphen zur Erkennung von Modifikatoren befinden sich im Anhang.

²²⁶ Die weiteren Frequenzlisten befinden sich im Anhang.

Frequenz	linker Kontext vor positiven adjektivischen Aussagen
148	Es war
71	Es gab
70	Alles war
66	Es gibt
65	gab es
64	Es ist
47	war es
46	war wirklich
39	Es war wirklich
39	Wir wurden
39	Alles sehr
38	waren alle
37	wo man
33	in einem
33	Man kann
32	Es waren
31	war sehr
29	konnte man
27	Wir waren
26	es war wirklich
20	hat man einen
18	wurden wir
18	Es wurde
18	Ein großes
17	war es ein
17	mit einem

Tabelle 11: Frequenzliste des linken Kontextes vor positiven werten- den Aussagen

Frequenz	linker Kontext vor negativen adjektivischen Aussagen
28	Umgang mit
25	war wirklich
18	aber nicht
18	Der einzige
16	Das einzige
15	wenn man
14	war nicht
13	nicht zu
12	war es
12	auch nicht
12	Wir hatten
11	war auch
11	ist es
11	dass es
11	Es war
10	viel zu
10	und auch
10	es war
9	überhaupt kein
9	war zwar
9	und nicht
9	in einem
9	auch kein

Frequenz	linker Kontext vor negativen adjektivischen Aussagen
9	aber kein
8	man sich
8	man ohne
8	ist schon

Tabelle 12: Frequenzliste des linken Kontextes vor negativen wertenden Aussagen

5.3.7 Sonderformen wertender Aussagen

5.3.7.1 Erkennung von Ironie

Eine der Herausforderungen, wie schon in Kapitel 2.4.4 erwähnt wurde, ist die Erkennung von ironischen Aussagen. Die Schwierigkeit besteht darin, dass erkannt werden muss, ob eine Aussage ernst gemeint ist oder das genaue Gegenteil davon ausgedrückt werden soll. Da dies selbst für einen Menschen schwer zu unterscheiden ist, wurde die Erkennung von Ironie mittels lokaler Grammatiken auf die graphemischen und morphologisch-syntaktischen Anhaltspunkte beschränkt mit bedingter Berücksichtigung auf den Kontext. Unter Berücksichtigung der in Kapitel 2.4.4 erörterten Merkmale wurden die entsprechenden Muster zum Erfassen von Ironie hergeleitet. Es wird schnell klar, dass diese Regeln nur nach eingehender manueller Verifikation am Trainingskorpus fest in eine Grammatik aufgenommen werden können. Auch wenn die Erkennung des Graphen verhältnismäßig klein ist, so filtert er doch an entscheidenden Stellen die korrekte Stimmung heraus.

Hier wird auch klar, dass Ironie Äußerungen keiner festen Struktur folgen und sich höchstens anhand von einzelnen Indikatoren bei der automatischen Extraktion zwar ausfindig machen, aber nicht gänzlich formell erfassen lassen. Die vorkommenden Indikatoren wurden im Kapitel 2.4.4 beschrieben und wurden, so weit es möglich war, mit in die Graphen aufgenommen.

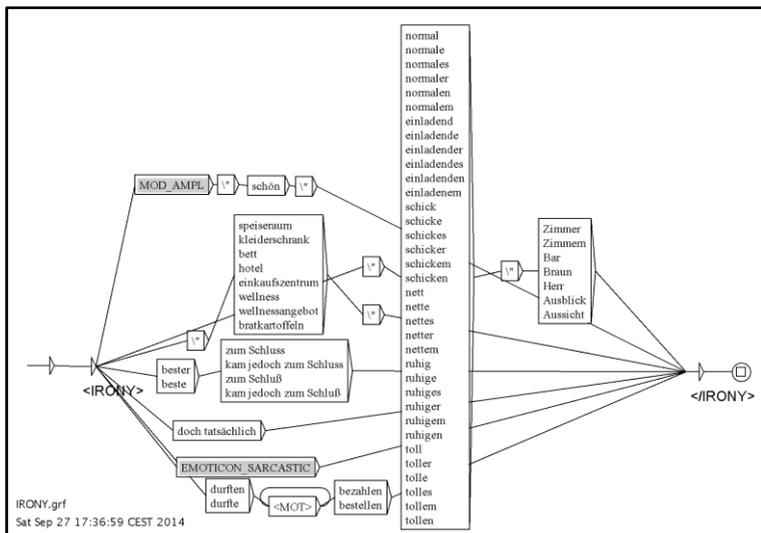


Abbildung 16: Graph zur Erkennung ironischer Aussagen

5.3.7.2 Wertende feste Wendungen

Zu den unter anderem aus Idiom-Sammlungen gewonnenen festen Wendungen wurden, wie bereits erwähnt, bei der Sichtung der Konkordanzen anderer Extraktionsmuster weitere ausfindig gemacht und nach Überprüfung durch Nachschlagewerke in die Idiom Grammatik²²⁷ mit aufgenommen. Hierbei wurde mit Hilfe von Subgraphen soweit wie möglich versucht, die Struktur der festen Wendungen zu konsolidieren.

²²⁷ Der Graph zur Erkennung von negativen festen Wendungen befindet sich im Anhang.

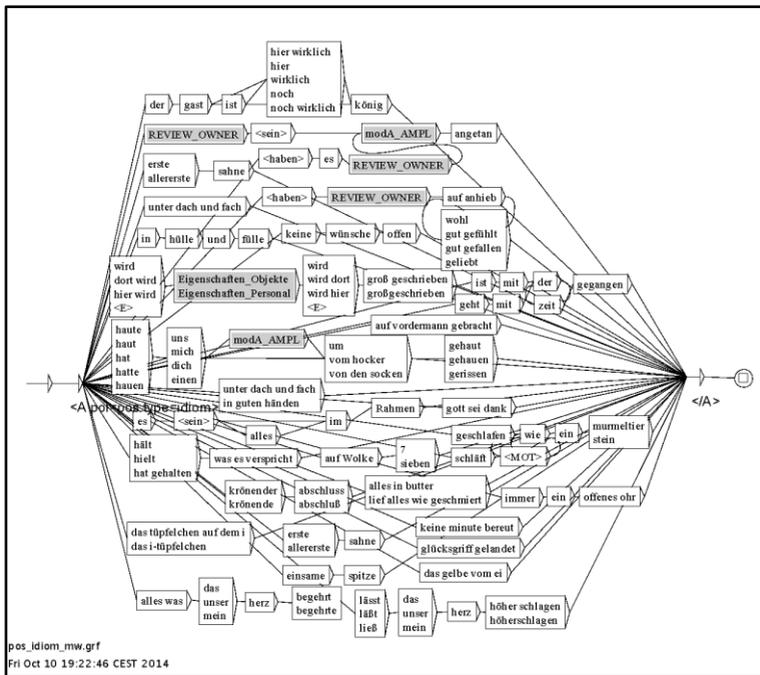


Abbildung 17: Graph zur Erkennung positiver fester Wendungen

5.3.7.3 Emoticons und Interjektionen

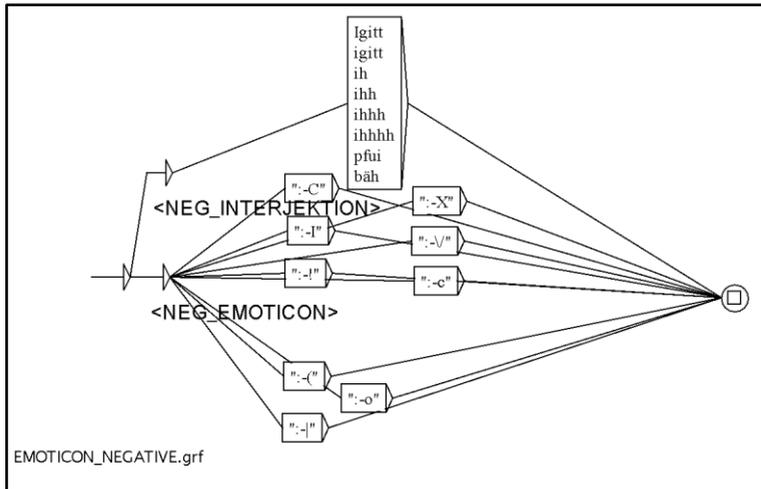


Abbildung 18: Graph zur Erkennung der negativen Emoticons und Interjektionen

Die aus der Onlineauflistung gefundenen Emoticons wurden zusammen mit Interjektionen in einen Graphen²²⁸ gruppiert, da Interjektionen sehr selten im ausgewählten Trainingskorpus verwendet wurden.

5.4 Modularer Aufbau der Grammatiken

Der modulare Aufbau der lokalen Grammatiken erlaubt, die einzelnen Erkennungsmodule zu kombinieren, um Teilaussagen, aber auch ganze Wendungen zu erkennen. Auch die grundlegenden Eigenschaften der möglichen syntaktischen Varianten von wertenden Aussagen werden erläutert. Wie die Module bzw. Subgraphen zusammen arbeiten und kombiniert werden können, wird im Folgenden beschrieben.

²²⁸ Der Graph zur Erkennung von positiven Emoticons und Interjektionen befindet sich im Anhang.

5.4.1 Vorgehensweise und Konzeption der Grammatiken

Die Grammatiken wurden mit einem überwachten Lernansatz von Extraktionsregeln auf Grund linguistischer Methoden erstellt. Bei der Gewinnung der lexikalischen Ressourcen wurde lediglich, wie bereits in Kapitel 5.2 beschrieben, auf semi-automatische Extraktionsverfahren zurückgegriffen. Als Grundlage dient derselbe Korpus wie bei der Gewinnung der lexikalischen Ressourcen.

Es folgt die Beschreibung der Erstellung der Grammatiken, bei der zunächst der Kontext der wertenden Worte betrachtet wurde, um so die grundlegenden Strukturen der wertenden Aussagen ausfindig zu machen. Anhand dieser Betrachtung wurden die Module beziehungsweise Graphen miteinander kombiniert. Um die Module miteinander verbinden zu können, wurden einige sogenannte „Konnektor“-Graphen erstellt.²²⁹

Da es sich um einen überwachten Ansatz handelt, muss jede Regel so oft manuell überprüft werden, bis die Ergebnisse zufriedenstellend sind. Um die Regeln zu erstellen und zu verbessern, wurde mit der Bootstrapping Methode gearbeitet.

5.4.2 Bootstrapping

Bootstrapping ist „eine Methode um lokale Grammatiken um ein Keyword oder um eine semantische Einheit herum zu bilden“.²³⁰ Initial wurden mit Hilfe der Funktion *Locate Pattern* aus UNITEX um die bewerteten Einheiten aus der Domäne Hotel- und Restaurant Konkordanzanzen gebildet. So konnte der umliegende Kontext analysiert und dabei wiederkehrende Strukturen gefunden werden. Die ausfindig gemachten Strukturen, die auftreten, wenn ein bestimmtes Objekt oder ein Service bewertet wird, wurden anschließend in verschiedene Grammatiken eingebaut. Daraufhin

²²⁹ Die Graphen zur Erkennung von Konnektoren oder anderen Verbindungen ohne Wortbedeutung befinden sich im Anhang.

²³⁰ frei übersetzt nach Gross, 1999, S. 229

wurde dieser Prozess wiederholt, bis keine neuen Elemente mehr gefunden wurden. Ein semi-automatischer Wissenserwerb für die Grammatiken mit manueller Verifikation ist hierbei vorzuziehen, um eine Fehlerfortpflanzung zu vermeiden, welche sich zu Beginn des Iterationsprozesses eingeschlichen haben könnte.²³¹

5.4.3 Grundstruktur wertender Aussagen

Bei Betrachtung der Konkordanzen der wertenden Wörter sind folgende Strukturen aufgefallen: An erster Stelle stehen wertende adjektivische Wendungen gefolgt von verbalen.

Im unmittelbaren Kontext der Objekte können die wertenden Sentiment Wörter prädikativ oder attributiv verwendet werden, wie das folgende Beispiel zeigt:

- i. Mit dem Frühstück waren wir voll zufrieden
- ii. Das offene Restaurant bot alles, was das Herz begehrte
- iii. Die Kellner sind nett und das Restaurant an sich ok
- iv. Strand ist sauber und wunderschön gross
- v. Im Keller ist eine gemütliche Bar
- vi. Sehr hellhörige Zimmer
- vii. Die Dusche war kaputt und die Klimaanlage auch

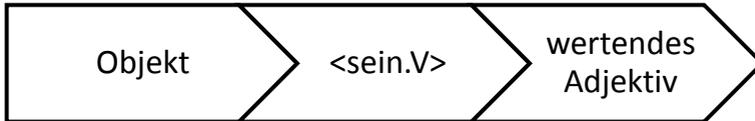
Hier noch einige Beispiele des Kontextes mit positiven Adjektiven:

- i. Das Hotel ist schön gelegen mitten in Kandersteg
- ii. Das Zimmer war sauber und die Deko liebervoll verteilt
- iii. Unser Zimmer war recht groß und sehr sauber
- iv. Gutes Preis Leistungsverhältnis

In diesen Beispielen werden die wertenden Adjektive prädikativ und attributiv zu den Hotelobjekten verwendet, dazu mehr im nachfolgenden Kapitel.

²³¹ vgl. Geierhos, 2010, S. 123

Die grundlegendste und einfachste ist die prädikative Verwendung der wertenden Adjektive oder Nomen zum Subjekt in Verbindung mit einem Kopulaverb wie *sein*, *bleiben*, *werden*:



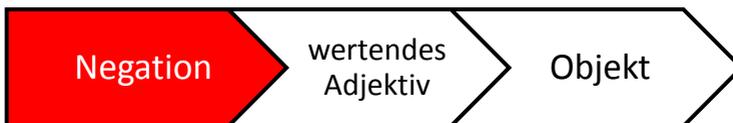
In dieser Struktur ruft das Einfügen einer Negation die Umkehrung einer Aussage von der einen Polarität in die andere hervor:



Dieser Variante steht die attributive Verwendung der Adjektive gegenüber:



Bei der attributiven Verwendung erzeugt eine vorangestellte Negation ebenso einen Wechsel von der einen Polarität in die andere:

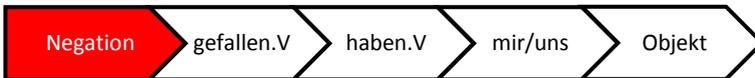
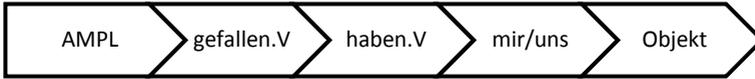


5.4.4 Wertende verbale Wendungen

Im Folgenden finden sich einige Beispiele für die Variabilität der Struktur wertender verbaler Aussagen, welche sich auf die verbale Wendung *ich/wir finde/n* und *mir/uns hat gefallen* beziehen. Extrahiert werden sie vom Subgraphen *FIND_VERBAL_PHRASE*. Wie bei fast allen wertenden Aussagen kann auch hier Polaritätsinvertierung der Aussage durch Negation stattfinden. Die Muster, die erkannt werden, finden sich in der folgenden kleinen Übersicht:



Die verbale Wendung *mir/uns hat gefallen* und ihre Variationen:



5.4.5 Kombination der Module zu komplexen (Teil-)Aussagen

An den Grundstrukturen fiel bereits auf, dass bestimmte Module sowohl vertauschbar als auch austauschbar waren. Deshalb wurden beispielsweise alle positiven Nomen, Adjektive und Verben in dem Graphen *pos_review* zusammengefasst, um einen effizienten Aufbau der Graphen zu gewährleisten. Dieselbe Vorgehensweise wurde auch für alle negativen Sentiment Indikatoren verwendet.²³²

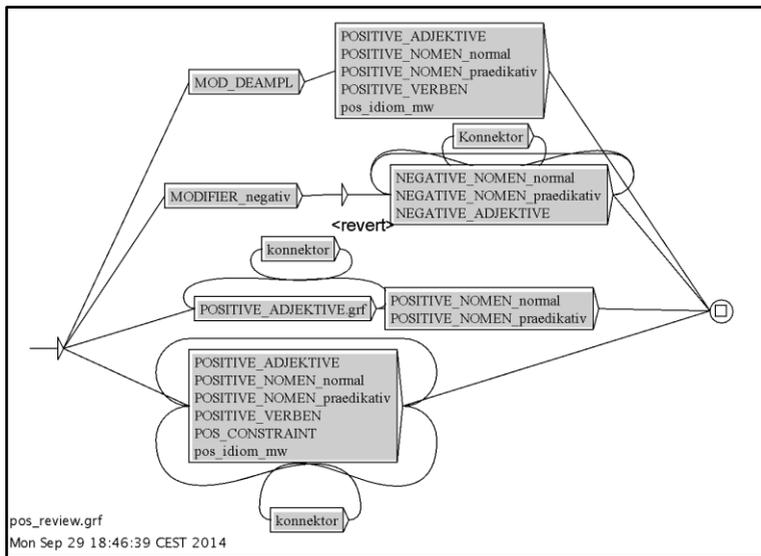


Abbildung 19: Graph zur Erkennung aller positiven Sentiment Indikatoren *pos_review*

²³² Der Graph *neg_review* befindet sich im Anhang.

5.4.5.1 Wertende Attribut-Objekt und Objekt-Attribut Wendungen

Aufgrund der im vorigen Kapitel gemachten Beobachtungen der Struktur wertender Aussagen wurde die Grammatik zur Erkennung der Attribut-Objekt und Objekt-Attribut Kombinationen sowie einzelner Attribute erstellt. Hier können das wertende Attribut und das bewertete Objekt entweder unmittelbar hintereinander stehen oder durch Konnektoren oder Kopula miteinander verbunden sein. In dem Graph *MASTER_SIMPLE* (siehe Abbildung 20) wurden die negativen Attribut-Objekt und die positiven Attribut-Objekt Kombinationen vereint:

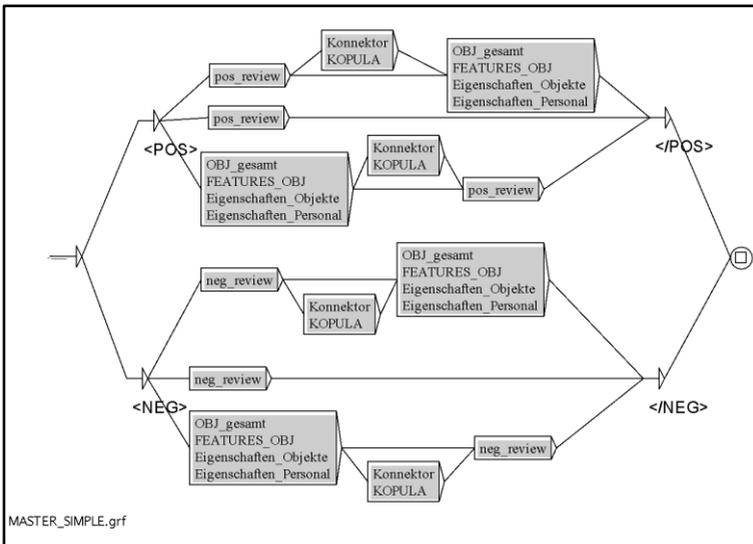


Abbildung 20: Graph zur Erkennung von negativen sowie positiven Attribut-Objekt und Objekt-Attribut Kombinationen, sowie zur Erkennung einzelner positiver und negativer Attribute

Hier ein kleiner Auszug aus der Konkordanz der Erkennung des Graphen:

```
Das war <POS><A pol="pos" type="V"><AMPL>>sehr</AMPL> zu empfehlend</Abs><POS>. (5) Die Zimmer sind so
mer sind <POS><A pol="pos" type="A"><id="schön">schön</id></Abs><POS>. (5) Dem Alter des Hauses entsprach
sind in <POS><A pol="pos" type="A"><id="gut">gut</id></Abs><id="Qualität">Qualität</id><POS> und uns gefallen
wenn Sie <POS><A pol="pos" type="A"><id="gut">gut</id></Abs> pol="pos" type="A">. <id="renoviert">renoviert</id></POS>
wenn Sie <POS><AMPL>>gut</AMPL><A pol="pos" type="A">. <id="renoviert">renoviert</Abs><POS> sind sehr
ert sind <POS><AMPL>>sehr</AMPL><A pol="pos" type="A">. <id="gut">gut</id></Abs><POS>. (5) Die Zimmer waren
gut. (5) <POS><CO type="N">Sie <id="Zimmer">Zimmer</id> waren<A pol="pos" type="A">. <id="sauber">sauber</id></POS>
der, etc <POS><A pol="pos" type="A"><id="super">super</id></Abs> kann<CO type="N"> die <id="Lage">Lage</id></POS>
diese <POS><A pol="pos" type="A"> ist<id="Person">Person</id><id="perfekt">perfekt</id></Abs><POS>. (5) Theoretisch k
man sich <NEG><A pol="neg" type="N">norm</id><id="Risiko">Risiko</id></Abs><NEG> wegen möglicher Lärmbelastung ma
öglicher <NEG><A pol="neg" type="N">norm</id><id="Lärm">Lärm</id><id="Belastung">Belastung</id></Abs><NEG> macht, wäre das vielleicht
Idee. (5) <POS><CO type="N">Das <id="Person">Person</id> war</id> war</id> wirklich</id>>sehr</id></Abs><A pol="pos" type="A">. <id="freundlich">
einfach <POS><OPAMPL>>sehr</OPAMPL><A pol="pos" type="A">. <id="freundlich">sehr</id></Abs><POS>. (5) Es be
achte. (5) <NEG><id="AMPL">sehr</id></Abs><A pol="neg" type="N">blöde</id></Abs><NEG> Versehen. (5) Ich rief gleich
Man war <POS><AMPL>>sehr</AMPL><A pol="pos" type="A">. <id="freundlich">freundlich</id></Abs><POS> und wei
reis. (5) <POS><A pol="pos" type="A"><id="super">super</id></Abs><A pol="pos" type="A">. <id="freundlich">freundlich</id></Abs><POS>
reis. (5) <POS><AMPL>>super</AMPL><A pol="pos" type="A">. <id="freundlich">freundlich</id></Abs><POS>. (5) Wi
Für ihn <POS><AMPL>>sehr</AMPL><A pol="pos" type="A">. <id="vielseitig">vielseitig</id></Abs><POS> - auch e
nnehm) - <POS><id="AMPL">sehr</id></Abs><A pol="pos" type="A">. <id="freundlich">sehr</id></Abs><POS>. (5) Wir
sen. (5) <POS><AMPL>>sehr</AMPL><A pol="pos" type="A">. <A type="n" id="locker">locker</id></Abs><POS>. (5)
ueh. (5) <POS><AMPL>>sehr</AMPL><A pol="pos" type="A">. <A type="n" id="locker">locker</id></Abs><POS> und
```

Abbildung 21: Konkordanz der Erkennung des Graphen
MASTER_SIMPLE

5.4.5.2 Wertende verbale Wendungen

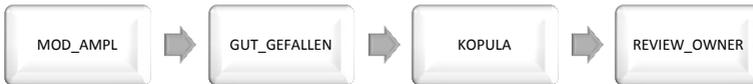
Da eine reine Aneinanderreihung der lexikalischen Sentiment Einheiten an die Objekte nicht ohne weiteres funktioniert, wurde die zuvor gewonnene Liste der positiven und negativen Verben mit Hilfe von UNITEX auf den Korpus angewandt und so deren Kontext extrahiert. Um die verschiedenen Extraktionsmuster der verbalen Wendungen zu gewinnen, wurde der Kontext zunächst manuell überprüft. Dann wurde der häufigste Kontext der gefundenen Verben betrachtet. Die sich wiederholenden Muster wurden festgehalten.

Mit Hilfe dieser Kontextanalyse wurden die Graphen *POSITIVE_VERBAL_PHRASES* (siehe Abbildung 22) und *NEGATIVE_VERBAL_PHRASES* erstellt, welche Aussagen mit wertenden Verben in Bezug auf ein Objekt erfassen oder wertende Gesamtaussagen, die eine generelle Bewertung abgeben, wie *Dort hat es uns am besten gefallen*. Diese beiden Graphen stellen eine Zusammenfassung der verbalen Wendungen dar und enthalten einige Subgraphen, welche wiederum die einzelnen Erkennungsmuster beinhalten. Die stets wieder verwendeten Module sind dabei die Graphen der wertenden Adjektive (*POSITIVE_ADJEKTIVE*, *NEGATIVE_ADJEKTIVE*), die der Modifizierer

(*MOD_AMPL*, *MOD_NEUTR*, *MOD_NEG*) und der Bewerter (*REVIEW_OWNER*) wie eine schematische graphische Darstellung einiger möglichen Anordnungen aus dem Subgraphen *POSITIVE_GUT_GEFALLEN* im Folgenden verdeutlichen soll:

Beispiel 1

Besonders gut gefallen hat uns.



Beispiel 2

Gefällt uns.



Beispiel 3

Hat meiner Frau besonders gut gefallen.



Der Inhalt der Subgraphen wurde nach der Bedeutung ihrer Aussagen gruppiert und im Hauptgraph *POSITIVE_VERBAL_PHRASES*²³³ zusammengefasst:

²³³ Der Graph zur Erkennung negativer verbaler Wendungen befindet sich im Anhang.

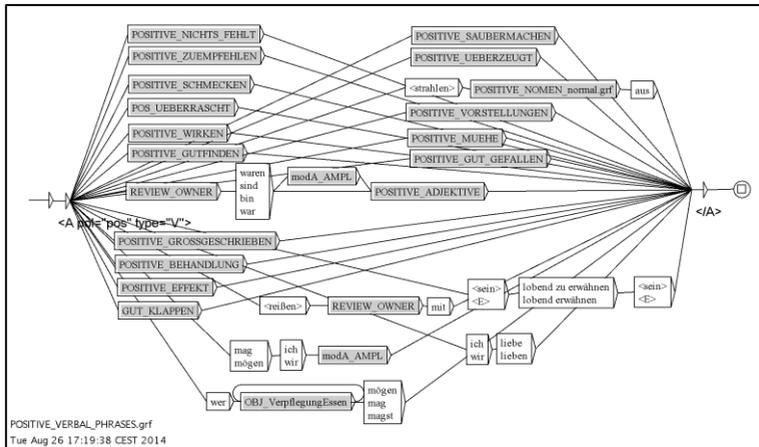


Abbildung 22: Graph zur Erkennung positiver verbaler Wendungen

```

Asia Spa <A pol="pos" type="V">war <AMPL> wirklich</AMPL><A pol="pos" type="A"> <cid="beeindruckt">beeindruckend</A>
ster) (S) <A pol="pos" type="V">Ich finde<O types="N"> die <cid="Interhaltung">Tour</O><AMPL> sehr</AMPL><A pol="pos" type="
immer) (S) <A pol="pos" type="V">Taglich wurden<O types="N"> die <cid="Ausstattung">Handtucher</O> <cid="gewechselt">A
ansystem" <A pol="pos" type="V">gefunden wir<A pol="pos" type="A"> <cid="gut">gut</A></A> und das Essen war willi
(S) Alles <A pol="pos" type="V">wirkte<AMPL> recht</AMPL><A pol="pos" type="A"> <cid="freundlich">freundlich</A></A>
sagen) (S) <A pol="pos" type="V">Ich war wirklich<AMPL> super</AMPL><A pol="pos" type="A"> <cid="zufrieden">zufrieden</A>
sagen) (S) <A pol="pos" type="V">Ich war<AMPL> wirklich</AMPL><AMPL> super</AMPL><A pol="pos" type="A"> <cid="zufrieden">zuf
sagen) (S) <A pol="pos" type="V">Ich war<AMPL> wirklich</AMPL><AMPL> super</AMPL><A pol="pos" type="A"> <cid="zufrieden">zuf
sem Hotel <A pol="pos" type="V"><AMPL> sehr</AMPL><AMPL> gut</AMPL> <cid="gefallen">gefallen</A> (S) Das Personal war wirklich freundlich
sein) (S) <A pol="pos" type="V">Ich war<AMPL> rundum</AMPL><A pol="pos" type="A"> <cid="zufrieden">zufrieden</A>
Flur) (S) <A pol="pos" type="V">Ich fand es<A pol="pos" type="A"> <cid="gemutlich">angenehm</A></A> <cid="leise">leise) (S) M
rd damals <A pol="pos" type="V">war ich<AMPL> sehr</AMPL><A pol="pos" type="A"> <cid="gut">positiv</A> <cid="angenehm">A
le Zimmer <A pol="pos" type="V">wurden taglich gereinigt</A> und im Bad wurden die Handtucher auch taglich gew
le Zimmer <A pol="pos" type="V">wurden taglich</timestep> <cid="gereinigt">gereinigt</A> und im Bad wurden die Ha
dass ich <A pol="pos" type="V"><AMPL> auerker</AMPL><A pol="pos" type="A"> <cid="beeindruckt">beeindruckt</A> vom
ssen und <A pol="pos" type="V">hich<AMPL> sehr</AMPL><A pol="pos" type="A"> <cid="zufrieden">zufrieden</A> (S) Su
ndtucher <A pol="pos" type="V">wurden taglich gewechselt</A>, selbst wenn das nicht notig gewesen ware) (S) De
ndtucher <A pol="pos" type="V">wurden taglich</timestep> <cid="gewechselt">gewechselt</A>, selbst wenn das nicht
sion und <A pol="pos" type="V">waren eigentlich<AMPL> ziemlich</AMPL><A pol="pos" type="A"> <cid="zufrieden">zufrieden</A>
r gut und <A pol="pos" type="V">wir haben uns<AMPL> sehr</AMPL> wohl gefuhlt</A>. (S) Das Hotel war in zentrale
sfeilich <A pol="pos" type="V">blit zu empfinden</A>. (S) Es ist dort eine sehr ruhige schon fast romantische S
ie Pizzeria <A pol="pos" type="V">schmeckt<AMPL> sehr</AMPL><AMPL> sehr</AMPL><A pol="pos" type="A"> <cid="gut">gut</A></A>
rau nicht <A pol="pos" type="V"><AMPL> ganz</AMPL><A pol="pos" type="A"> <cid="zufrieden">zufrieden</A> (S) Und es
le Zimmer <A pol="pos" type="V">wurden taglich sauber gemacht</A> und die Handtucher gewechselt auch ohne das
le Zimmer <A pol="pos" type="V">wurden taglich</timestep> <cid="sauber gemacht">sauber gemacht</A> und die Handtu
schubfett <A pol="pos" type="V">lasst keine Wunsche offen</A> und auch Salat gab es in groen Mengen) (S) Da mu
r dort wo <A pol="pos" type="V">wir waren wirklich<A pol="pos" type="A"> <cid="super">sauber</A></A> klein) (S) Z
r dort wo <A pol="pos" type="V">wir waren<AMPL> wirklich</AMPL><A pol="pos" type="A"> <cid="super">super</A></A>

```

Abbildung 23: Konkordanz des Graphen POSITIVE_VERBAL_PHRASES

Frequenz	positive verbale Konstruktion
71	sehr gut gefallen
49	wurden täglich gereinigt
49	sehr zufrieden
45	wurden täglich gewechselt
37	ist zu empfehlen
36	ist sehr zu empfehlen
35	gut gefallen
33	sehr gefallen
32	wurde täglich gereinigt
26	wurden jeden Tag gereinigt
25	Wir empfehlen
24	wurde jeden Tag gereinigt
24	waren sehr zufrieden
24	hat uns sehr gut gefallen
23	waren wir sehr zufrieden
21	Ich empfehle
19	Wir waren sehr zufrieden
19	Wir haben uns sehr wohl gefühlt
17	ließ keine Wünsche offen
15	sind sehr zu empfehlen
14	lässt keine Wünsche offen
13	so gut gefallen
12	gefiel uns
11	wir haben uns sehr wohl gefühlt
11	war wirklich beeindruckend
11	ich liebe
11	Wir wurden sehr freundlich

Frequenz	positive verbale Konstruktion
10	sind zu empfehlen
10	Wir waren positiv überrascht
10	Preis-Leistungsverhältnis stimmt

Tabelle 13: Frequenzliste der positiven verbalen Konstruktionen

5.4.5.3 Erkennung eines Fazits

Wesentlich in einer Bewertung sind zusammenfassende Aussagen, welche auf die unterschiedlichste Weise geäußert werden können. Der Graph *CONCLUSION* findet diese zusammenfassenden Aussagen wie:

- i. Alles in allem war das Essen gut
- ii. Abschließend kann ich nur sagen, dass der Service durchaus zufriedenstellend war
- iii. Fazit: sehr schlechtes Preis/Leistungsverhältnis und unter aller Sau

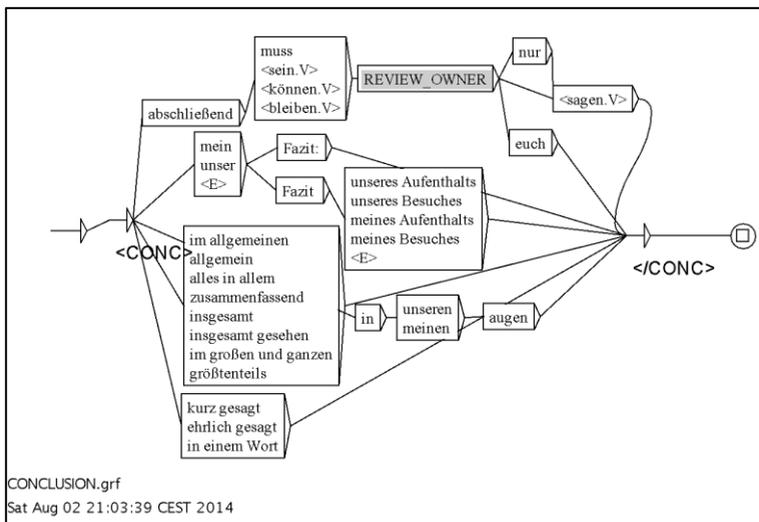


Abbildung 24: Graph zur Erkennung eines Fazits

5.4.5.4 Einleitung von Meinungsäußerungen

Besonders offensichtliche Hinweise auf eine Meinungsäußerung können bestimmte Formulierungen geben, die eine solche Aussage einleiten. Der Graph *INTRODUCING_OPINION* erkennt einleitende Aussagen:

- i. Aus unserer Sicht nicht ideal gelöst.
- ii. ...unserer Meinung nach nicht zu toppen.

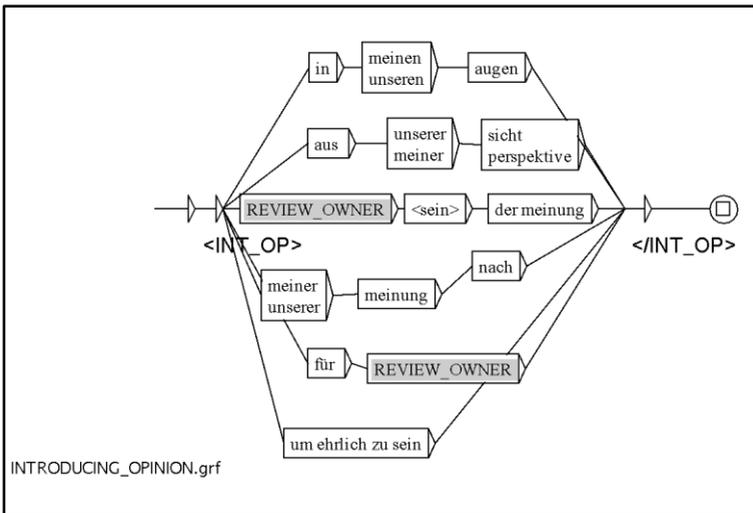


Abbildung 25: Graph zur Erkennung der Einleitung von Meinungsäußerungen

5.4.5.5 Einschränkende Aussagen

Neben den eindeutig positiven oder negativen Aussagen gibt es auch solche, die ihre Aussage beispielsweise durch ein *aber* einschränken. Damit sie nicht fälschlicherweise für das andere Sentiment gehalten werden, wurden ihnen auch zwei Grammatiken gewidmet:²³⁴

²³⁴ Der Graph zur Erkennung der negativen Aussagen mit Einschränkungen befindet sich im Anhang.

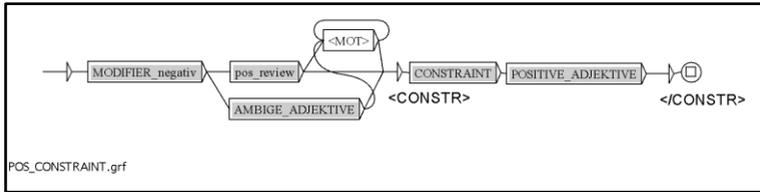


Abbildung 26: Erkennung positiver Aussagen mit Einschränkung

5.4.5.6 Kombination aller Module

Im Folgenden soll eine zusammenfassende Grammatik aller Module für eine umfangreiche Erkennung vorgestellt werden, die aber je nach Anforderungen abgeändert oder angepasst werden kann. Sie vereint die Objekt-Attribut Paare mit den verbalen Phrasen, den einleitenden und zusammenfassenden Phrasen, den eingeschränkten positiven und negativen Aussagen sowie mit den einzelnen Attributen und Objekten:

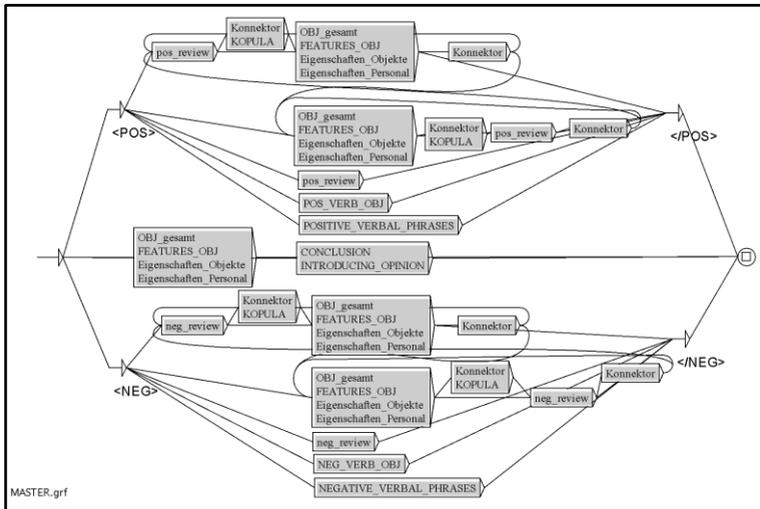


Abbildung 27: Kombination aller Module für eine umfassende Erkennung

Hier ein Auszug aus der Konkordanz der umfassenden Erkennungen dieses Graphen:

<NEG><O type="N">Die
<id="Strandausstattung">Liegestühle</O>
sind<MODNEG>nicht</MODNEG>
<revert><AMPL> so</AMPL><A pol="pos"
type="A"><id="gemütlich">bequem **<NEG>** !

<POS><O type="N"><id="Hotel">Hotel</O> im allge-
meinen<AMPL> recht</AMPL>
<id="gut">gut</POS>.

Aber **<POS>**<DEAMPL>soweit</DEAMPL><AMPL>
ganz</AMPL>
<id="okay">ok</POS>.

<POS><AMPL>immer</AMPL>
<id="freundlich">nett</POS>, sympathisch und
<POS><id="aufmerksam"> hilfs-
bereit</POS>.

<POS><O type="N">Das <id="Hotel">Hotel</O> selbsthat uns <AMPL> super</AMPL> gefall-
en</POS>.

<NEG><O type="N">Das <id Ausstattung>Badezimmer</O>
war<MODNEG> nicht</MODNEG><revert><AMPL>
sehr</AMPL>
<id="sauber">sauber</NEG>

<O type="N">Die <id="Wasser">Poollandschaft</O> ist be-
reits **<NEG>** in die
Jahre gekommen</NEG>,
jedoch sehr groß und **<POS>**<A pol="pos" type="A" in-
tens="strong"><id="großzügig">weitläufig</POS>.

<POS>Die<O type="N"> <id=Personal>Mitarbeiter</O> an<O type="N"> **der Rezeption**</O> **waren** <id="freundlich">freundlich **und** <id="aufmerksam">zuvorkommend</POS>

Das Fühstücksbuffet war für unseren

<NEG><id=Geschmack>Geschmack **etwas** <id="öde">karg **und** <id="monoton">eintönig</NEG>.

<NEG><id="freundlich">freundlich<CONSTR> **aber**<AMPL> **absolut**</AMPL> <id="inkompetent">inkompetent</CONSTR></NEG>

<CONC>Insgesamt</CONC> **war** **<NEG>**<O type="N"> **das**<id="Zimmer">Zimmer</O> <id="dreckig">schmutzig, <id="dreckig">schmutzig</NEG> **und nochmal** **<NEG>** <id="dreckig">schmutzig</NEG>

6 Qualitätsanalyse der Sentiment-Grammatiken

6.1 Testkorpus

Wie schon bei der Erstellung der lokalen Grammatiken in Kapitel 5.1.2 erklärt wurde, handelt es sich beim Testkorpus wie beim Trainingskorpus um Bewertungen von dem Bewertungsportal Holidaycheck.de. Für die Erstellung des Testkorpus wurden aus einem umfangreichen Bewertungskorpus²³⁵ zufällig Zeilen entnommen. Er besteht aus 40 011 Token, 620 Zeilen und ca. 1465 Sätzen.

6.2 Evaluationsmaße

Um die Qualität des vorgestellten Sentiment Analysis Ansatzes zu überprüfen, werden die Precision- und Recall-Werte ermittelt, die seit der MUC-Konferenzen standardmäßig für die Bewertung von Informations-Extraktions-Systemen verwendet werden.²³⁶ Precision ist der Prozentsatz der gefundenen Ergebnisse, die korrekt sind, und Recall der Prozentsatz der korrekten gefundenen Items.²³⁷ Zwischen den beiden Maßen besteht eine negative Korrelation, daher sollten sie gemeinsam betrachtet werden: Mit steigendem Recall, sinkt die Precision und mit steigender Precision, fällt der Recall.

²³⁵ Die Bewertungen in diesem Korpus stammen ebenfalls von Holidaycheck. Der Korpus besteht aus 449599 Sätzen.

²³⁶ vgl. Grishman und Sundheim, 1996 in: Geierhos, 2010, S. 210

²³⁷ vgl. Manning, Raghavan, & Schütze, 2009, S. 155

6.2.1 Precision

Die Precision P ist der Teil der gefundenen Dokumente, die relevant sind. Sie beschreibt sozusagen die Genauigkeit eines Extraktionsergebnisses.

Precision

$$= \frac{|\{\text{relevante Dokumente}\} \cap \{\text{gefundene Dokumente}\}|}{|\{\text{gefundene Dokumente}\}|}$$

Die Grundgesamtheit aller Dokumente lässt sich in vier Teilmengen aufteilen:

- korrekt gefundene, relevante Dokumente (true positives, TP)
- fälschlicherweise gefundene, nicht relevante Dokumente (false positives, FP)
- nicht gefundene, relevante Dokumente (false negatives, FN) und
- richtigerweise nicht gefundene, nicht relevante Dokumente (true negatives, TN)

	Relevant (TP+FN)	Nicht relevant (FP+TN)
Gefunden (TP+FP)	TP	FP
Nicht gefunden (FN+TN)	FN	TN

Da wir in der vorliegenden Arbeit nicht von relevanten oder gefundenen Dokumenten, sondern von Sentiments, also Textsequenzen bzw. extrahierten Elementen sprechen, müssen wir die Formel entsprechend anpassen:

Precision

$$= \frac{x}{x+z} \begin{cases} x = \text{Anzahl der korrekt extrahierten Sentiments} \\ z = \text{Anzahl der falsch extrahierten Sentiments} \\ x+z = \text{Summe aller extrahierten Sentiments} \end{cases}$$

6.2.2 Recall

Der Recall R ist der Teil der relevanten Dokumente, die gefunden wurden, und beschreibt somit die Vollständigkeit eines Ergebnisses.

Recall

$$= \frac{|\{\text{relevante Dokumente}\} \cap \{\text{gefundene Dokumente}\}|}{|\{\text{relevante Dokumente}\}|}$$

	Relevant (TP+FN)	Nicht relevant (FP+TN)
Gefunden (TP+FP)	TP	FP
Nicht gefunden (FN+TN)	FN	TN

Ebenso wie bei der Precision muss die Formel auf die vorliegende Arbeit und die Sentiment Analyse angepasst werden.

Recall

$$= \frac{x}{x+y} \begin{cases} x = \text{Anzahl der korrekt extrahierten Sentiments} \\ y = \text{Anzahl der fehlenden Sentiments} \\ x+y = \text{Summe aller zu extrahierenden Sentiments} \end{cases}$$

6.2.3 F-Score

Der F-Score ist ein Evaluationsmaß, welches Precision und Recall kombiniert. Er ist aussagekräftiger, da er nicht von der Größe des Korpus abhängig wertet. Er ist also das harmonische Mittel von Precision und Recall, durch deren Kombination sich die Aussagekraft der Bewertung erhöht.²³⁸

$$F_1 = 2 \cdot \frac{\textit{precision} \cdot \textit{recall}}{\textit{precision} + \textit{recall}}$$

In den unter Kapitel 6.3 vorgestellten Evaluationsergebnissen wird der F-Score allerdings nicht berücksichtigt, so dass ein aufschlussreicher Überblick über die Abdeckung erzielt werden kann.

6.2.4 Evaluationsprotokoll

Die Aufgabenstellung dieser Arbeit befasst sich mit der Klassifikation von Sentiment Aussagen in Hotelbewertungen. Die in 6.2.1 und 6.2.2 erwähnten extrahierten Sentiments müssen an dieser Stelle genauer definiert werden, bevor sich Precision und Recall berechnen lassen.

Precision

$$= \frac{x}{x+z} \left\{ \begin{array}{l} x = \textit{Anzahl der korrekt extrahierten Sentiments} \\ z = \textit{Anzahl der falsch extrahierten Sentiments} \\ x+z = \textit{Summe aller extrahierten Sentiments} \end{array} \right.$$

Recall

$$= \frac{x}{x+y} \left\{ \begin{array}{l} x = \textit{Anzahl der korrekt extrahierten Sentiments} \\ y = \textit{Anzahl der fehlenden Sentiments} \\ x+y = \textit{Summe aller zu extrahierenden Sentiments} \end{array} \right.$$

Welche partiell extrahierten Sentiments als Precision- oder Recall-Fehler gezählt werden, wurde folgendermaßen gehandhabt: Halb erkannte Sentiments wurden als ganze fehlende Sentiments ge-

²³⁸ vgl. Manning, Raghavan & Schütze, 2009, S. 156

zählt und so als Recall-Fehler gewertet. Nach dieser Grundlage werden im Kapitel 6.3 die Evaluationsergebnisse berechnet.

6.3 Evaluationsergebnisse

Die Grammatik *MASTER* zur Erkennung komplexer Aussagen sowie Attribut-Objekt Paaren und festen Wendungen wurde auf den Evaluationskorpus angewandt. Anschließend wurden positive und negative Muster maschinell mittels eines Perl-Einzeilers erfasst, um deren Anzahl zu ermitteln. Danach wurde der annotierte Korpus manuell auf falsch extrahierte und fehlende Sentiments durchgesehen.

Die folgende Tabelle stellt die detaillierten Evaluationsergebnisse dar:

Sentiment	Anzahl der Sentiments	Korrekte Annotation	Annotationsfehler	Fehlende Sentiments	Precision	Recall
Positiv	1171	1153	18	82	98,4%	93,3%
Negativ	116	107	9	38	92,2%	73,7%
Feste Wendungen	22	18	0	4	100%	81,8%
Insgesamt	1309	1278	27	124	97,9%	91,1%

Tabelle 14: Evaluationsergebnisse für die beiden Sentiments positiv und negativ sowie die festen Wendungen

Da Auswirkungen der Lexikongröße auf den Recall-Wert festgestellt werden konnten,²³⁹ lässt sich der etwas niedrigere Recall-Wert hauptsächlich auf die Abdeckung der Wörterbücher, die sich in der vorliegenden Arbeit in den Graphen befinden, zurückführen. Aus den Evaluationsergebnissen lässt sich eine Tendenz zu mehr positiven Sentiments erkennen, die aber auf Grund der Größe des Evaluationskorpus nicht zu verallgemeinern ist.

²³⁹ vgl. Geierhos, 2010, S. 219

6.3.1 Besonderheiten in Sprache und Wortschatz der Hotelbewertung

In diesem Kapitel werden alle Besonderheiten, die der Wortschatz von Hotelbewertungen aufweist, sowie Beobachtungen, die während des Verfassens dieser Arbeit und den dazugehörigen Grammatiken sowie bei der Evaluation aufgefallen sind, betrachtet.

6.3.1.1 Feste Wendungen

Im verwendeten Evaluationskorpus kamen im Verhältnis zu den anderen Sentiment Indikatoren wie Adjektiven oder Nomen wenig feste Wendungen vor. Allerdings leistet ihre Erkennung einen wertvollen Beitrag zur präziseren Zuordnung der Sentiments. Die häufig falsche Verwendung fester Wendungen in Hotelbewertungstexten verhindert einen besseren Recall-Wert. Z.B.: *lässt keine Wünsche übrig* statt *lässt keine Wünsche offen*.

6.3.1.2 Ironie

Im Evaluationskorpus konnten mit den erstellten Grammatiken keine ironischen Aussagen aufgespürt werden, wobei es im Evaluationskorpus auch nur eine ironische Aussage gab. Daher wurden für die Evaluation der Erkennung der ironischen Aussagen die Werte aus dem Trainingskorpus verwendet. Mit der Grammatik *IRONY* zur Erkennung ironischer Aussagen wurden 40 ironische Aussagen extrahiert. Davon sind 29 korrekt und 11 falsch annotiert worden. Daraus ergibt sich eine Precision von 72,5 %. Der Recall-Wert konnte in diesem Fall nicht berechnet werden, da die Größe des Trainingskorpus die Kenntnis über die genaue Anzahl der ironischen Aussagen aus Zeitgründen verhindert hat.

6.3.1.3 Urlaubernationalitäten

Neben der Erwähnung von hoteltypischen Objekten und Eigenschaften tritt die Erwähnung der Urlaubernationalitäten auf. Es wird oft von den anwesenden Nationalitäten berichtet und es scheint, als ob alleine die Erwähnung für sich sprechen soll. Die Nationalitäten der Urlauber werden 1673 mal im Trainingskorpus und 15 mal im Evaluationskorpus erwähnt. Die Anwesenheit anderer Urlaubernationalitäten wird dabei oft einfach aufgezählt oder einzeln erwähnt:

- i. Es waren hauptsächlich Polen und Russen da, auch Italiener, Belgier, Franzosen und einige Deutsche.
- ii. Vorab: 90% Russen und 10% aus den deutschsprachigen Ländern.

Diese Thematik müsste aber separat genauer betrachtet werden, um bestimmte Zusammenhänge ausfindig zu machen und deren alleinige Erwähnung genauer im Sentiment Analyse Kontext deuten zu können.

6.3.2 Fazit

Sowohl das Training der Sentiment Grammatiken als auch ihre Evaluation fand anhand von Hotelbewertungstexten statt, da es um die Erkennung in dieser speziellen Domäne geht. Da die Grammatiken Attribut-Objekt-, Objekt-Attribut-Paare, Verbalphrasen in Kombination mit Objekten oder ohne sowie auch feste Wendungen aufspüren, war eine Erkennung in fast jedem Satz möglich. Zudem wurden auch in längeren Sätzen Objekt-Attribut/Attribut-Objekt-Paare oder einzelne Sentiments erkannt.

Zusammenfassend lassen die Ergebnisse aus Tabelle 14 auf eine zuverlässige Erkennung von Sentiments in Hotelbewertungen schließen.

7 Die Vorteile und Anwendungsmöglichkeiten

Wie eingangs schon erwähnt wurde, wird die Informationsbeschaffung und der Informationsaustausch über das Internet immer wichtiger. Unstrukturierte Daten mit den Metadaten aus der Sentiment Analyse mit lokalen Grammatiken anzureichern und sie in eine strukturierte, maschinenlesbare Form zu bekommen, ist notwendig, um weitere Anwendungsmöglichkeiten zu schaffen. Im Folgenden werden sowohl die Vorteile des vorgestellten Ansatzes dabei erläutert, als auch mögliche Anwendungsbeispiele gegeben.

7.1 Vorteile des vorgestellten Ansatzes

Ambiguität in Texten stellt bei statistischen Methoden ein Problem dar, welches mit dem vorgestellten Ansatz insofern gelöst werden kann, da er den Kontext eines Wortes berücksichtigt und dadurch eine Disambiguierung vornehmen kann. Ebenso ist eine granulare Analyse der bewerteten Objekte möglich, die klassischerweise bei statistischen Methoden vernachlässigt wird.²⁴⁰ Ein weiterer Vorteil ist die Herangehensweise mit Domänenwissen, die eine Steigerung der Klassifikationsleistung verspricht.²⁴¹

7.1.1 Erkennung von komplexen Aussagen

Da die Erkennung mit lokalen Grammatiken sehr flexibel und granular gestaltbar ist, können auch komplexe Aussagen besser berücksichtigt werden, als bei statistischen Methoden, bei denen nur n Wörter aus dem Kontext angesehen werden und nicht der Satz als solches. Wie in den vorangegangenen Kapiteln beschrieben, können mit den Graphen die verschiedensten Strukturen erkannt und die Graphen modular zusammengestellt werden.

²⁴⁰ vgl. Klein, Altuntas, Häusser, & Kessler, 2011, S. 2

²⁴¹ vgl. ebd., S. 2

7.1.2 Erkennung von Spezialfällen wie Idiomen

Durch die Sammlung und Aufnahme der Phrasen und Idiome in die Grammatiken werden die Phrasen nicht auf Grund von Stichworten vermutet, sondern im Ganzen erkannt. Zwar ist die Akquise und das Zusammentragen der Idiome recht aufwändig, liefert aber am Ende die gewünschten Ergebnisse. Zudem wird dieser Schritt nur einmalig gemacht und nur gegebenenfalls um einzelne Idiome erweitert. Da idiomatische Aussagen einen nicht zu geringen Anteil an der Sprache haben, ist ihre Erkennung wesentlich.

7.1.3 Erkennung von Spezialfällen wie Ironie

Die Grammatiken zur Erkennung von ironischen Aussagen sind zwar verhältnismäßig klein, geben aber einige Hinweise auf ironische Äußerungen und begegnen damit einer der Hauptherausforderungen im Bereich der Sentiment Analyse.²⁴² Gerade durch die Beschränkung auf die Domäne Hotel konnten Merkmale aufgefunden werden, welche zwar nur in diesem speziellen Kontext auf Ironie hinwiesen, aber dafür recht zuverlässige Ergebnisse lieferten.

7.2 Anwendungsgebiete der Sentiment Analyse

Für viele Touristik-Unternehmen ist es nicht nur wichtig, auf welcher Plattform die auf sie bezogenen Inhalte veröffentlicht wurden, sondern auch, um welche Art von Äußerung es sich dabei handelt.²⁴³ Dies kann sich entweder in einer positiven oder negativen Aussage niederschlagen. Da natürlich vor allem die Äußerungen, die von Nutzern generiert wurden und Bewertungen, Meinungen und Stimmungen zu bestimmten Produkten und

²⁴² s. Montoyo, Martínez-Barco, & Balahur, 2012, S. 678: „One of the main challenges in sentiment analysis is irony, a linguistic phenomenon that is very subtle and difficult to deal within an automatic manner.“

²⁴³ <http://www.tagesschau.de/inland/online-bewertung-100.html>

Dienstleistungen ausdrücken, für Unternehmen interessant sind, wurde die vorgestellte Grammatik genau auf diese Art von Texten ausgerichtet.

7.2.1 Social Media Analyse

Im Fokus der Social Media Analyse stehen vor allem die Blog- und Forenbeiträge, Bewertungen auf Bewertungsportalen, Statusmeldungen in Social Media Networks, wie z. B. Posts bei Facebook oder Tweets auf Twitter, in denen die Nutzer die Möglichkeit haben, ihre subjektive Meinung mitzuteilen. Die Menge an Beiträgen ist groß: Insgesamt sind 74 Prozent der Internetnutzer in mindestens einem sozialen Netzwerk angemeldet; 66 Prozent sind aktive Nutzer.²⁴⁴ In konkreten Zahlen bedeutet das, dass Facebook mittlerweile über 1 Milliarde aktive Nutzer weltweit hat.²⁴⁵ Hier einige Beispiele zu Inhalten aus den sozialen Netzwerken und Bewertungsportalen aus dem Bereich der Hotelbewertung:



Abbildung 28: Tweet auf Twitter über das Mandarin Oriental München²⁴⁶

²⁴⁴ <http://www.bitkom.org/files/documents/SozialeNetzwerke.pdf> (Aufruf: 30.09.2014)

²⁴⁵ <http://www.thomashutter.com/index.php/2014/04/facebook-aktuelle-zahlen-zu-facebook-q12014/>

²⁴⁶ <https://twitter.com/search?f=realtime&q=mandarin%20oriental%20munich&src=typd> (Aufruf: 30.09.2104)



Abbildung 29: Likes und Kommentare zum Mandarin Oriental München²⁴⁷

Gerade hier kann die Sentiment Analyse mit lokalen Grammatiken angewandt werden, weil sich die Graphen modular miteinander kombinieren lassen und somit die Erkennungsgrammatiken für die unterschiedlichen Anforderungen der Portale angepasst

²⁴⁷ <https://www.facebook.com/MandarinOrientalMunich> (Aufruf: 13.08.2014)

werden können: Die Sentiments in den Tweets auf Twitter mit verhältnismäßig kurzen Texten oder Emoticons können beispielsweise mit den Graphen zur Erkennung von positiven oder negativen Emoticons oder den Graphen zur Erkennung von positiven und negativen Adjektiven erkannt werden. Für die Auswertung des Textes in Abbildung 30 dagegen benötigt man umfangreichere Grammatiken, die mit der Zusammenstellung mehrerer Module abgebildet werden können.



Abbildung 30: Holidaycheck Bewertung des Mandarin Oriental Hotels²⁴⁸

7.2.2 Markt- und Trendforschung

Die zusammengefassten Bewertungen können Unternehmen nach einer entsprechenden Sentiment Analyse recht gut darüber Aufschluss geben, wie ein Produkt oder eine Dienstleistung bei den Konsumenten ankommt und wo sich ein Trend hin entwickelt.

²⁴⁸ http://www.holidaycheck.de/hotelbewertung-Hotel+Mandarin+Oriental+Tolles+First+Class+Hotel+in+in+besten+Lage-ch_hb-id_7352789.html (Aufruf: 20.08.2014)

Nicht umsonst wird die Sentiment Analyse auch in der Politik²⁴⁹ genutzt, um die Stimmung in den sozialen Netzwerken beispielsweise vor einer Wahl zu sondieren.²⁵⁰

Die Auswertung von Sentiments besitzt gerade dort eine große Wichtigkeit, wo es um Markt- und Trendforschung geht. „Da Sentiments das subjektive Empfinden und die persönliche Meinung einer Person in Bezug auf ein Produkt, eine Dienstleistung usw. ausdrücken, sind diese Daten für Unternehmen von besonderem Interesse. Aus diesem Grund zählt die Auswertung der Dokumente bezüglich der vorkommenden Sentiments zu den zentralen Kriterien bei der Analyse von Web 2.0-Daten.“²⁵¹

Das Erschließen des Kundenpotenzials über diesen Kanal wird immer wichtiger und zur Visitenkarte der Anbieter. Da sich durch die neuen Analyse-Möglichkeiten auch schnellere Wettbewerbsanpassungen ergeben, handelt es sich hier nicht um einen einmaligen, sondern einen sich wiederholenden stetigen Prozess.²⁵²

Mit dem vorgestellten Ansatz können die benötigten Informationen extrahiert und dann über eine Auswertung der Annotationen zusammengeführt werden.

7.2.3 Reputationsmanagement

Die Sentiment Analyse spielt eine zentrale Rolle im Reputationsmanagement, da sie einen Überblick über die für diesen Bereich relevanten Aspekte im Web gibt, wie die Polarität, Meinungen, Haltungen und Gefühle.²⁵³ „Kundenbewertungen sind für Online-

²⁴⁹ vgl. <http://www.handelsblatt.com/politik/deutschland/bundestagswahl-2013/soziale-medien-vs-politik-wo-die-politik-bewertung-an-ihre-grenzen-stoesst/8787208-3.html> (Aufruf: 20.08.2014)

²⁵⁰ vgl. <http://www.zeit.de/digital/internet/2012-10/stimmung-analyse-social-media> (Aufruf: 20:08.2014)

²⁵¹ Schönhalz, 2010, S. 22

²⁵² vgl. Heinemann & Haug, 2010, S. 17

²⁵³ vgl. Petasis, Spiliotopoulos, Tsirakis, & Tsantilas, 2013, S. 11

Händler zur wichtigsten Währung geworden.“²⁵⁴ Mit der Identifikation negativer Bewertungen mittels der vorgestellten Grammatiken kann man die negativen Bewertungen frühzeitig erkennen und ihnen entgegenwirken und so das Reputationsmanagement unterstützen.

7.2.4 Anreicherung von Suchtechnologie

Mit den gewonnenen Informationen bei der Sentiment Analyse mit lokalen Grammatiken lässt sich noch mehr machen. Reichert man den Algorithmus einer Suchmaschine mit den Sentiment Grammatiken an, kann man beispielsweise eine weitere Verfeinerung der Suchergebnisse erzielen: Sucht man „Hotels in München“, möchte man sicher als beste Treffer jene Hotels mit einer guten Bewertung angezeigt bekommen. Dank der annotierten Daten aus der Analyse mit lokalen Grammatiken können diese Informationen, wenn sie in einer repräsentativen Anzahl vorhanden sind und in ein Verhältnis mit den anderen Bewertungen gesetzt wurden, bei einer Suchanfrage und der Ergebnisausgabe berücksichtigt werden und so zu einem besseren, relevanteren Ergebnis führen. Zudem kann der Suchalgorithmus dann gezielt zuerst die Hotels anzeigen, die gut bewertet wurden. Auch wenn bei der Suche ein bestimmtes Kriterium mit eingegeben wurde, kann unter Berücksichtigung der Bewertung dieses Kriteriums das Ranking der Suchergebnisliste geschehen. Eine derartige Bereicherung eines Suchalgorithmus ist vor allem bei Spezialsuchmaschinen für die Hotelsuche denkbar.

Zur Ergänzung der allgemeinen Web-Suche wäre auch eine Meinungssuche denkbar, die beispielsweise nach bestimmten Merkmalen eines Objekts oder nach der Meinung einer expliziten Person zu einem Thema suchen kann. Vereinfacht dargestellt müsste diese Meinungssuche zunächst themenrelevante Dokumente oder Sätze finden – was zu den üblichen Aufgaben einer Internetsuche gehört – um anschließend zu bewerten, ob die vorkommenden Meinungen über das gesuchte Thema positiv oder

²⁵⁴ http://www.bitkom.org/de/presse/78284_76564.aspx (Aufruf: 04.09.2014)

negativ sind. Dies ist eine Sentiment Analyse Aufgabe, die als komplexe Teilaufgabe des gesamten Suchprozesses zu sehen ist²⁵⁵ und von den Sentiment Grammatiken übernommen werden kann. Für die Suche nach der Meinung einer bestimmten Person ist die Reihenfolge des Suchergebnisses relativ klar: Das erste Ergebnis enthält die Meinung der gesuchten Person zum gesuchten Thema. Bei der anderen Variante, der Suche nach verschiedenen Meinungen zu einem Produkt, einer Dienstleistung, einem Event oder deren Eigenschaften muss die Reihenfolge der Suchergebnisse anders dargestellt werden. Laut Liu²⁵⁶ müsste das Ergebnis zweigeteilt werden, denn *eine* Meinung an oberste Stelle zu setzen, würde nicht das Verhältnis zu den anderen widerspiegeln. Eine Gegenüberstellung der positiven und negativen gefundenen Meinungen mit der jeweiligen Anzahl wäre hier eine bessere Lösung.

7.2.5 E-Commerce effizienter gestalten

Laut einer BITKOM-Studie von 2011 liegt der Anteil der Personen, die Produkte oder Dienstleistungen über das Internet gekauft haben, in Deutschland bei 64 Prozent.²⁵⁷ Die Kunden wollen ihr Konsumerlebnis mitteilen und so findet ein Erfahrungsaustausch im Internet statt, von dem jeder profitieren kann. Daher konsultiert die Mehrheit der Käufer heute im Vorfeld eines Kaufs das Internet und informiert sich über Produkte und Preise. Das sind ganze 55 Prozent der Internet-Nutzer, die auf die vorhergehende Online-Recherche vertrauen. Die Informationen, die dort eingeholt werden, bestehen zu großen Teilen aus den Meinungen und Rezensionen der anderen Konsumenten.²⁵⁸ Im März 2014 veröffentlicht BITKOM die folgenden Zahlen über das Buchungsverhalten der Deutschen:²⁵⁹ 34 Millionen buchen ihre Reise im Internet, das sind 64 Prozent der Internetnutzer. Die Hälfte der

²⁵⁵ vgl. Liu B. Sentiment Analysis and Subjectivity, 2010, S. 26f

²⁵⁶ nach ebd., S. 27

²⁵⁷ s. http://www.bitkom.org/de/markt_statistik/64038_38540.aspx (Aufruf: 21.08.2014)

²⁵⁸ s. ebd.

²⁵⁹ s. http://www.bitkom.org/de/presse/8477_78783.aspx (Aufruf: 21.08.2014)

Internetnutzer informiert sich hin und wieder auf Bewertungsportalen und ein Viertel (26 Prozent) davon liest sogar häufig die Bewertungen im Netz, um das Preis-Leistungs-Verhältnis zu vergleichen.

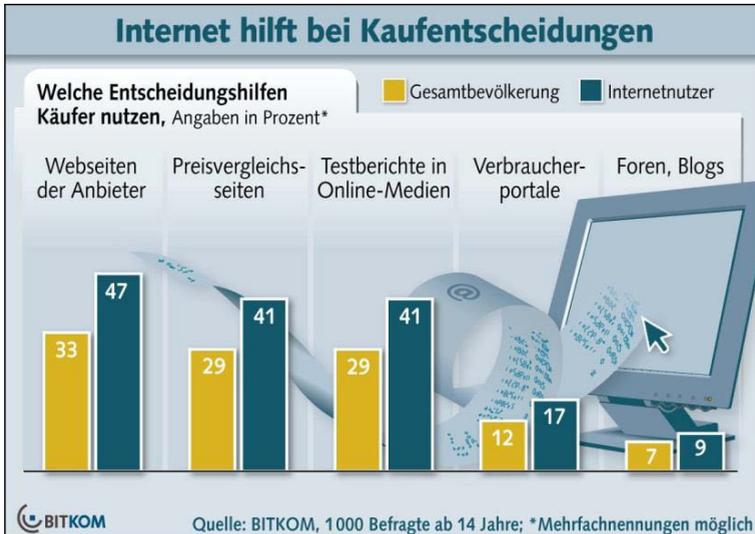


Abbildung 31: Entscheidungshilfen beim Onlinekauf ²⁶⁰

Jeder fünfte informiert sich dabei auf Verbraucherportalen mit Erfahrungsberichten. „Informationen und Meinungen im Web über die eigenen Angebote werden für Hersteller und Händler immer wichtiger.“²⁶¹

Betrachtet man die Anzahl der Konsumenten, die bei ihrer Kaufentscheidung das Internet mit einbeziehen, erkennt man den großen Einfluss, den dort gemachte Bewertungen haben. Die Sentiment Analyse kann hier eine Bereicherung in Bezug auf die granulare Wissensextraktion und somit eine optimierte Wissensrepräsentation sein.

²⁶⁰ s. http://www.bitkom.org/files/images/KAUFENTSCHEIDUNG_DOWNLOAD.jpg (Aufruf: 21.08.2014)

²⁶¹ s. http://www.bitkom.org/de/presse/78284_76161.aspx (Aufruf: 21.08.2014)

Die kontextsensitive Werbung ist eine wichtige Bereicherung im E-Commerce um online gezielt und effizient Werbung zu schalten. Bei der Online Werbeschaltung wird üblicherweise auf Grund von bestimmten auftretenden Keywords eine Werbeanzeige geschaltet. Diese Platzierung kann über die Betrachtung des Kontextes optimiert werden, indem eine Werbeanzeige zu einem Produkt nur geschaltet wird, wenn das Produkt in einem positiven Kontext erwähnt wird und die Werbung so auch den gewünschten Effekt erzielt.²⁶²

Eine Studie der Harvard Business School aus dem Jahre 2011 hat gezeigt, dass positive Bewertungen über ein Restaurant auf Yelp.com förderlich für das Unternehmen sind. Dabei kann ein Zuwachs um einen Bewertungstern auf Yelp.com zu einer 5–9 prozentigen Steigerung der Einnahmen führen.²⁶³

7.2.6 Effiziente Zusammenfassung von Bewertungen

Die Schnelligkeit der automatischen Sentiment Analyse ist sicher der große Vorteil gegenüber einer manuellen Auswertung wertender Aussagen. Daher kann auch schneller auf Trends reagiert werden. Werden beispielsweise in einer Hotelbewertung häufig die alten Teppiche oder die vergilbten Vorhänge bemängelt, kann dies als Anregung für das Hotel dienen, in diesem Bereich eine Verbesserung vorzunehmen. Das Hotel oder der Dienstleister wird so überhaupt über seine eigenen Feedbackmethoden hinaus auf Mängel hingewiesen und kann aktiv werden. Durch die Extraktionsmöglichkeit der lokalen Grammatiken kann gezielt auf diese bestehenden Mängel hingewiesen werden.

²⁶² nach Wolfgruber, 2010, S. 20ff

²⁶³ vgl. Luca, 2011

8 Fazit und Ausblick

Die vorliegende Arbeit beschäftigt sich mit der Sentiment Analyse, die zum Forschungsgebiet des Data Minings gehört. Es handelt sich hierin um eines der jüngsten Forschungsgebiete, das weiterhin sowie auch zukünftig eine zentrale Rolle in Werbung und Marketing, bei der Finanzmarktvorhersage und der Vorhersage politischer Trends spielen wird.

Diese Dissertation bearbeitet die Sentiment Analyse mit Hilfe lokaler Grammatiken, die spezielle Sentiments aus Hotelbewertungen extrahieren können. Das zugrunde liegende Korpus besteht aus deutschsprachigen Bewertungen, an dem die Sentiment Grammatiken entwickelt wurden. Damit wird auch dem Mangel an Forschungsarbeiten in anderen Sprachen als dem Englischen entgegengewirkt. Ebenso ist es nützlich, eine Domänen-Beschränkung in der Auswahl des Korpus, hier Hotellerie, durchzuführen, um bessere Ergebnisse zu erzielen.

Im vorliegenden Ansatz werden nicht nur die Sentiment Wörter alleine extrahiert, sondern auch ihr Kontext betrachtet, da beispielsweise Verneinungen eine ganze Aussage umkehren können. Dadurch werden komplexere verbale und feste Wendungen sowie ironische Äußerungen erkannt. Ambiguität in Texten stellt bei statistischen Methoden ein Problem dar, das durch Sentiment Analyse mit lokalen Grammatiken in domänenspezifischen Kontexten gelöst werden kann, da sie den Kontext eines Wortes berücksichtigt und somit eine Disambiguierung vornehmen kann.

Die Sentiments in einer Hotelbewertung werden als Objekt-Attribut Kombination – wobei das Attribut aus einem Nomen, einem Verb, einem Adjektiv oder einer festen Wendung bestehen kann – oder als verbale Phrase definiert. Darüber hinaus wurden die wertenden Sentiments sowie die Objekte in eine quasi-synonyme Ordnung gebracht und entsprechend mit einem Überbegriff annotiert, so dass eine semantische Normalisierung möglich ist.

Generell garantiert die granulare Gestaltbarkeit der lokalen Grammatiken eine bessere Berücksichtigung von komplexen Aussagen. So konnten ironische Äußerungen durch Domänenbeschränkung, graphemische Merkmale, Emoticons und eine anschließende manuelle Auswertung in den Grammatiken erfasst werden. Damit wurde ein möglicher Lösungsansatz für eine der Hauptherausforderungen der Sentiment Analyse aufgezeigt, der weiterhin verfolgt werden sollte.

Für die Erstellung der Sentiment Grammatiken wurde ein überwachter Lernansatz von Extraktionsregeln gewählt, der teilweise auf semi-automatische Extraktionsverfahren zurückgreift. Dabei konnten sowohl die Vorteile von linguistischen regelbasierten Verfahren, als auch die Schnelligkeit von statistischen Methoden genutzt werden. Durch die Nutzung von domänenspezifischem Wissen konnten sprachliche Eigenheiten mit einem Bootstrapping-Verfahren extrahiert werden und so mit in die Grammatik-Erstellung einfließen.

Mit Hilfe der ausgearbeiteten Sentiment Grammatiken ist es möglich, Verbesserungen im Bereich der Social Media Analyse in den verschiedensten Portalen und Netzwerken hervorzubringen. Z.B. kann man mit der Identifikation negativer Bewertungen mittels der vorgestellten Grammatiken schlechte Bewertungen der Hotellerie und deren Ursachen frühzeitig erkennen, ihnen gezielt entgegenwirken und so das Reputationsmanagement unterstützen. Ebenso kann der Suchalgorithmus einer Suchmaschine von den annotierten Ergebnistexten profitieren, indem nicht nur die einzelnen Sentiments annotiert sind, sondern diese auch über eine Objekt-Attribut Struktur in Relation zueinander gesetzt werden. Somit kann bei einem Suchergebnis das Hotel mit der besten Bewertung an erster Stelle stehen mit Berücksichtigung der einzelnen Features, die dem Suchenden wichtig sind.

Vor allem der Zeitgewinn spielt bei dieser Art der Sentiment Auswertung eine doppelt positive Rolle: Sowohl für die Kunden, die schneller zu ihrem gesuchten Wunschergebnis kommen, als auch für die Hotelbetreiber, die von den positiven Bewertungen einen direkten monetären Nutzen haben. Mit Hilfe der Sentiment Grammatiken kann man gesammelt Kritik und Lob auswerten, um schnell entscheidende und gezielte Verbesserungen in der Hotellerie vornehmen zu können.

9 Anhang

9.1 Übersicht Graphen

Im Folgenden werden die in den Fußnoten der Arbeit erwähnten Graphen gezeigt.

Alle erstellten Grammatiken sind auf dem Dissertationsserver der UB der LMU München unter folgenden Link zum Download bereitgestellt: <http://nbn-resolving.de/urn:nbn:de:bvb:19-186113>

Zu Kapitel 5.2.2

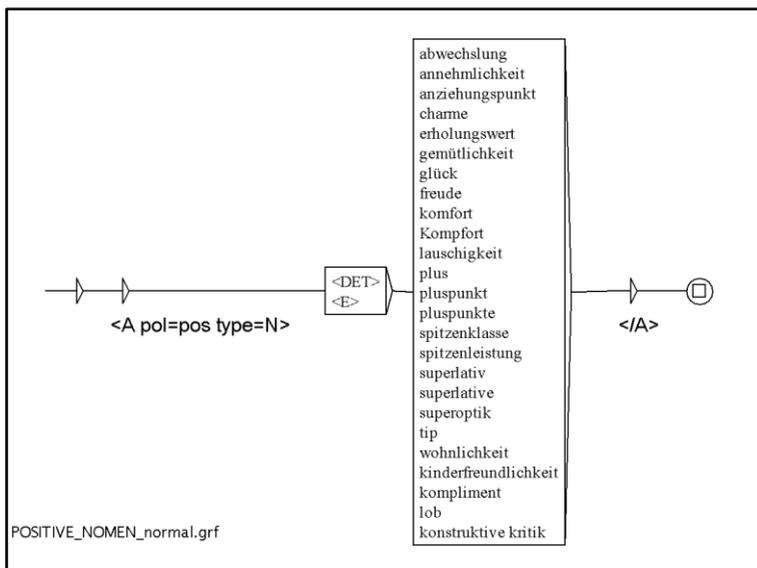


Abbildung 32: Graph zur Erkennung positiver Nomen (normal)

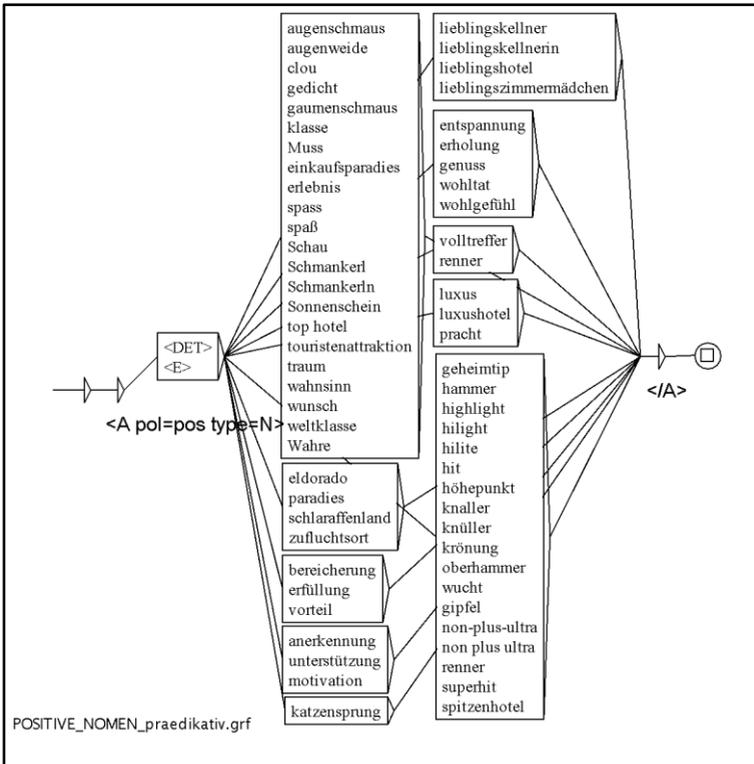


Abbildung 33: Graph zur Erkennung positiver Nomen (prädikativ)

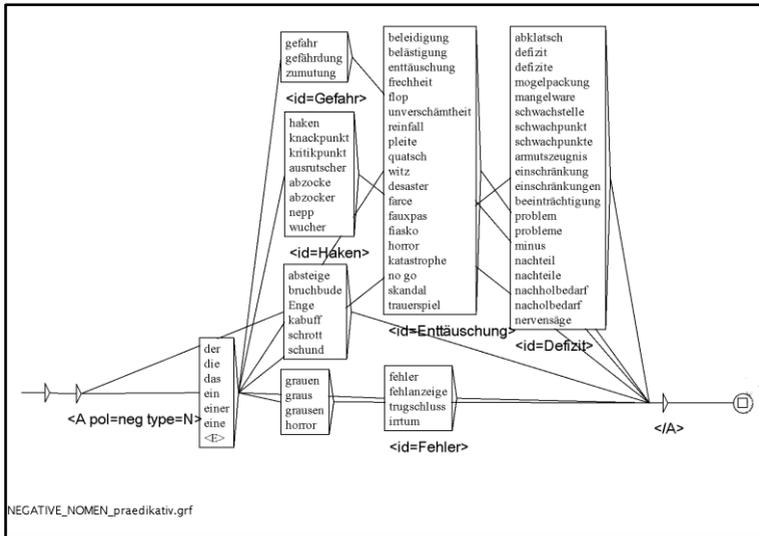


Abbildung 34: Graph zur Erkennung der negativen Nomen prädikativ

Zu Kapitel 5.3.5

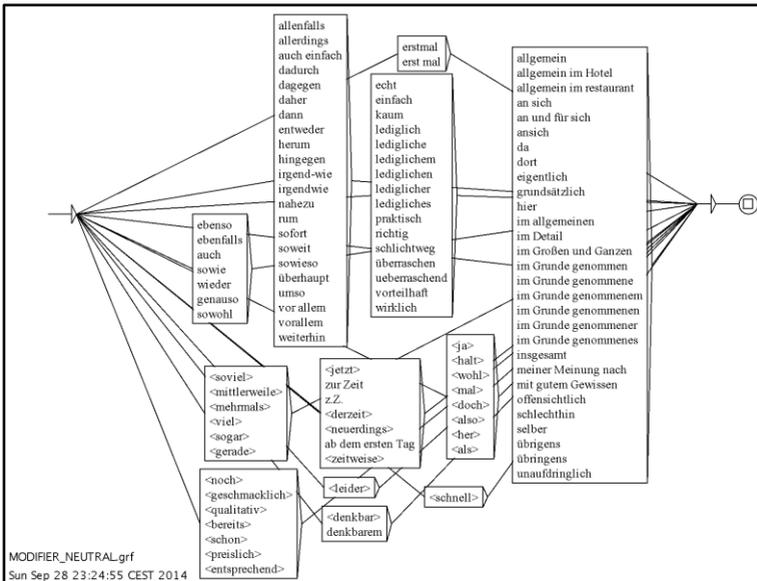


Abbildung 35: Graph zur Erkennung von Modifikatoren von neutraler Intensität

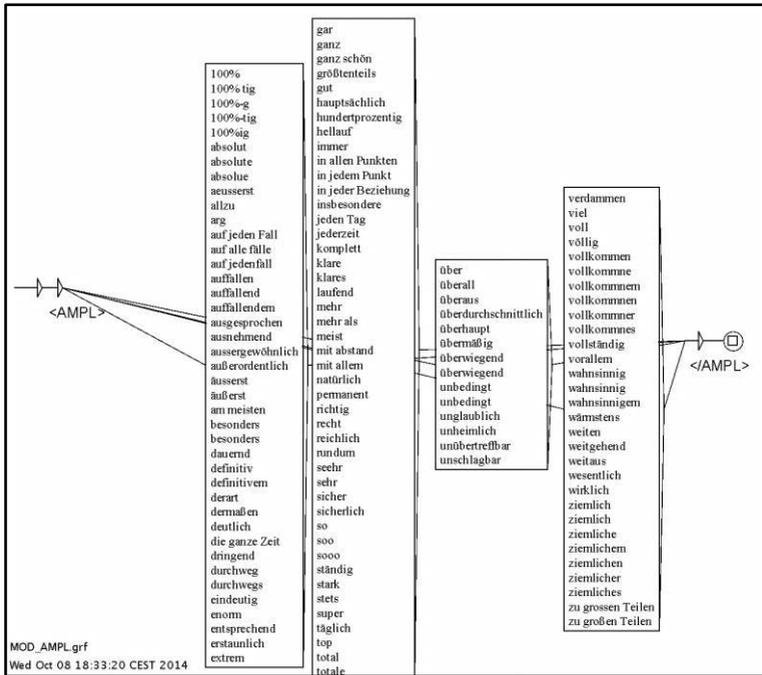


Abbildung 36: Graph zur Erkennung von verstärkenden Modifikatoren

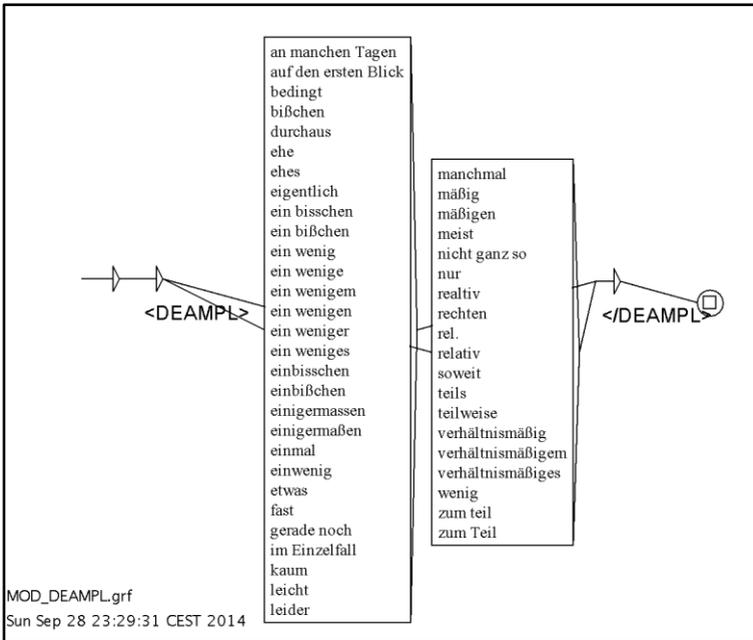


Abbildung 37: Graph zur Erkennung von abschwächenden Modifikatoren

Zu Kapitel 5.3.7

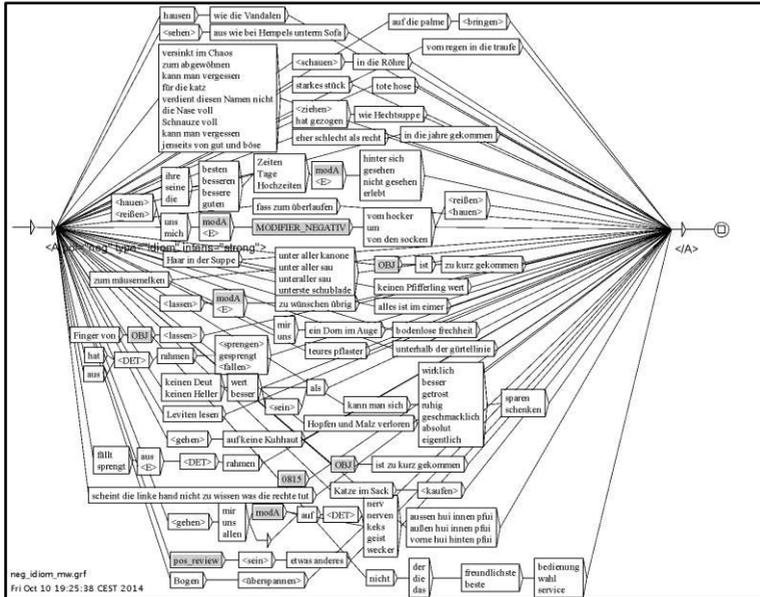


Abbildung 38: Graph zur Erkennung negativer fester Wendungen

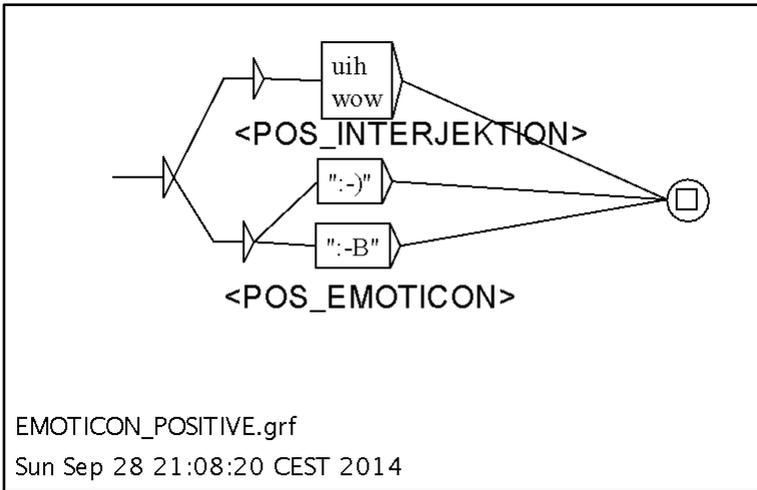


Abbildung 39: Graph zur Erkennung positiver Emoticons und Interjektionen

Zu Kapitel 5.4.5

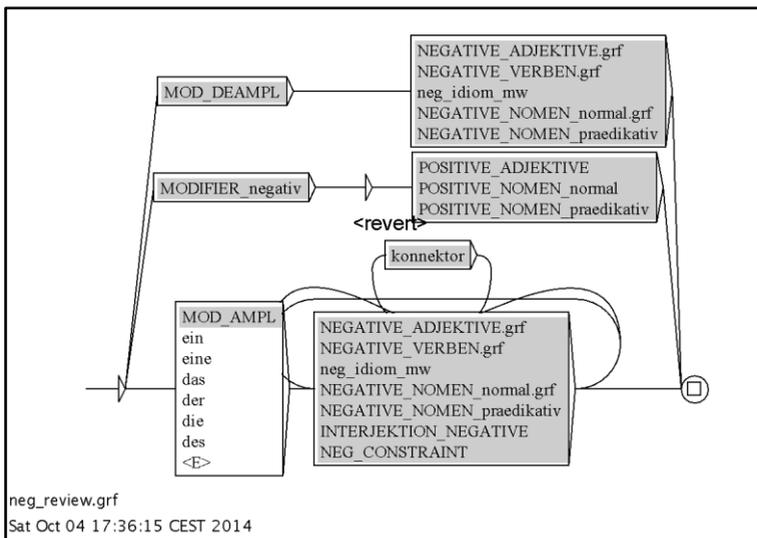


Abbildung 40: Graph zur Erkennung aller negativen Sentiment Indikatoren

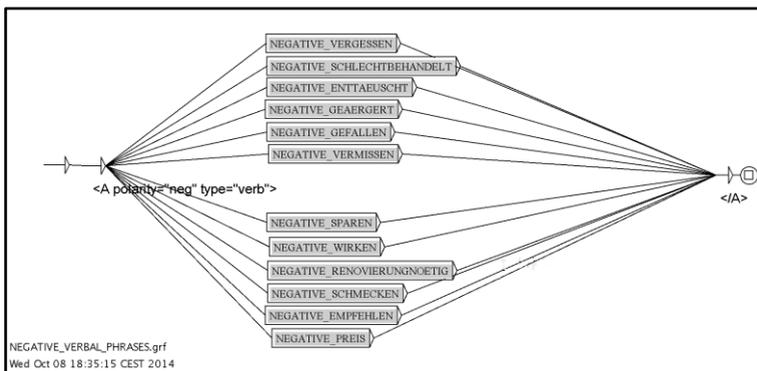


Abbildung 41: Graph zur Erkennung der negativen verbalen Wendungen

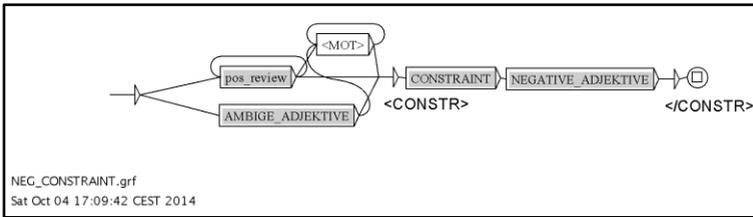


Abbildung 42: Erkennung negativer Aussagen mit Einschränkung

9.2 Frequenzlisten

Zu Kapitel 5.3.6

Rechter Kontext nach negativen Adjektiven

Frequenz	Kontext nach negativen adjektivischen Aussagen
61	und die
31	mit dem
30	und man
28	und nicht
26	und es
23	und das
23	und auch
23	mit der
22	zu sein
20	und der
15	war und
15	für uns
14	als in
13	und wir
13	und hat
13	hat war

Frequenz	Kontext nach negativen adjektivischen Aussagen
13	des Hotels
12	wenn man
12	bei der
11	und sehr
11	sich auf
11	ist und
11	in der
11	haben wir
11	aufgefallen ist
11	an der
11	aber es
10	werden kann
9	zu sehen
9	wie in
9	war der
9	und haben
9	und einfach
9	sind und
9	mit den
9	kann ich
9	ist das
9	geworden ist
9	aber das

Tabelle 15: Rechter Kontext nach negativen adjektivischen Aussagen

Rechter Kontext nach positiven Adjektiven

Frequenz	Kontext nach positiven adjektivischen Aussagen
283	und die
241	und sehr
239	und hilfsbereit
234	und auch
220	und es
215	und das
174	und zuvorkommend
141	und sauber
136	und man
120	und gepflegt
118	und freundlich
97	und wir
93	und der
91	engerichtet und
89	und hat
86	und gut
83	mit dem
81	zu erreichen
78	und immer
75	groß und
73	und ordentlich
72	und mit
70	und in
66	Blick auf
64	und schön
61	und abwechslungsreich

Frequenz	Kontext nach positiven adjektivischen Aussagen
60	in der
58	und nicht
58	und für
58	und bemüht
53	zu Fuß
53	und haben
50	Liegen und
47	und lecker
44	und nett
44	gemacht und
43	gefallen hat
40	und wirklich
40	und aufmerksam
38	und ich
38	und gemütlich
38	und ausreichend
37	zur Verfügung
36	Zustand und
35	und schnell
35	Liegen vorhanden

Tabelle 16: Rechter Kontext nach positiven adjektivischen Aussagen

9.3 Konkordanzen

Die mit Hilfe der zusammenfassenden Grammatik *MASTER* annotierten Konkordanzen des Trainings- und Evaluationskorpus sind auf dem Dissertationsserver der UB der LMU München unter folgenden Link zum Download bereitgestellt: <http://nbn-resolving.de/urn:nbn:de:bvb:19-186113>

Literaturverzeichnis

Ahmad, K., Lee, G. & Cheng, D. (2005). Textual and Quantitative Analysis: Towards a new, e-mediated Social Science. Centre for Knowledge Management, Department of Computing, University of Surrey, Guildford, Surrey.

Ahmad, K., Cheng, D. & Almas, Y. (2006). Multi-lingual Sentiment Analysis of Financial News Streams, Grid Technology for Financial Modeling and Simulation, Februar 3/4, 2006 - Palermo, Italy.

Archak, N., Ghose, A. & Ipeirotis, P. (2007). Show me the money! Deriving the pricing power of product features by mining consumer reviews. In: Proceedings of the ACM SIGKDD Conference on Knowledge Discovery and Data Mining (KDD).

Aue, A. & Gamon M. (2005). Customizing sentiment classifiers to new domains: A case study. In: Proceedings of Recent Advances in Natural Language Processing (RANLP).

Beineke, P., Hastie, T., Manning, C. & Vaithyanathan, S. (2004). Exploring sentiment summarization. In: Proceedings of the AAAI Spring Symposium on Exploring Attitude and Affect in Text, AAAI technical report SS-04-07

Benamara, F., Cesarano, C., Picariello, A., Recupero, D. R. & Subrahmanian, V. S. (2007, March). Sentiment Analysis: Adjectives and Adverbs are better than Adjectives Alone. In ICWSM.

Bethard, S., Yu, H., Thornton, A., Hatzivassiloglou, V. & Jurafsky, D. (2004). Automatic extraction of opinion propositions and their holders. In: Proceedings of the AAAI Spring Symposium on Exploring Attitude and Affect in Text.

Blair-Goldensohn, S., Hannan, K., McDonald, R., Neylon, T., Reis, G.A. & Reynar, J. (2008). Building a Sentiment Summarizer for Local Service Reviews. In: WWW Workshop on NLP in the Information Explosion Era.

- Blitzer, J., Dredze, M. & Pereira, F. (2007). Biographies, Bollywood, boom-boxes and blenders: Domain adaptation for sentiment classification. In: Proceedings of the Association for Computational Linguistics (ACL).
- Breck, E., Choi, Y. & Cardie, C. (2007). Identifying expressions of opinion in context. In: Proceedings of the International Joint Conference on Artificial Intelligence (IJCAI).
- Broß, J. (2013). Aspect-Oriented Sentiment Analysis of Customer Reviews Using Distant Supervision Techniques (Doctoral dissertation, Freie Universität Berlin).
- Bruce, R. & Wiebe, J. M. (1999). Recognizing Subjectivity: A Case Study of Manual Tagging. In: Natural Language Engineering 1 (1), Cambridge University Press, S. 1-16.
- Carenini, G., Ng, R. & Pauls, A. (2006). Multi-document summarization of evaluative text. In: Proceedings of the European Chapter of the Association for Computational Linguistics (EACL), S. 305–312.
- Carenini, G., Ng, R. & Zwart, E. (2005). Extracting knowledge from evaluative text. In: Proceedings of International Conference on Knowledge Capture (K-CAP), S. 11-18.
- Carvalho, P., Sarmiento, L., Silva, M. J. & de Oliveira, E. (2009). Clues for detecting irony in user-generated contents: oh...!! it's so easy;-). In: Proceedings of the 1st international CIKM workshop on Topic-sentiment analysis for mass opinion. ACM, S. 53-56.
- Chen, Y. & Xie, J. (2008). Online consumer review: Word-of-mouth as a new element of marketing communication mix. In: Management Science, vol. 54, S. 477–491.
- Chesley, P., Vincent, B., Xu, L. & Srihari, R. (2006). Using verbs and adjectives to automatically classify blog sentiment. In: AAAI Symposium on Computational Approaches to Analysing Weblogs (AAAI-CAAW), S. 27–29.

- Choi Y. & Cardie, C. (2009). Adapting a Polarity Lexicon using Integer Linear Programming for Domain-Specific Sentiment Classification. In: Proceedings of the Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing, Singapur, S. 590-598.
- Choi, Y., Breck, E. & Cardie, C. (2006). Joint extraction of entities and relations for opinion Recognition. In: Proceedings of the Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing (EMNLP).
- Choi, Y., Cardie, C., Riloff, E. & Patwardhan, S. (2005). Identifying sources of opinions with conditional random fields and extraction patterns. In: Proceedings of the Human Language Technology Conference and the Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing (HLT/EMNLP).
- Church, K. W. & Hanks, P. (1990). Word association norms, mutual information, and lexicography. *Computational linguistics*, 16(1), S. 22-29.
- Dadvar, M., Hauff, C. & de Jong, F. M. G. (2011). Scope of negation detection in sentiment analysis.
- Das, S. R. & Chen, M.Y. (2007). Yahoo! for Amazon: Sentiment Extraction from Small Talk on the Web. In: *Management Science*, Vol. 53, N^o. 9, S. 1375-1388, ISSN 0025-1909.
- Dave, K., Lawrence, S. & Pennock, D.M. (2003). Mining the Peanut Gallery: Opinion Extraction and Semantic Classification of Product Reviews. 12th International Conference on the World Wide Web.
- Davidov, D., Tsur, O. & Rappoport, A. (2010). Semi-supervised recognition of sarcastic sentences in twitter and amazon. In Proceedings of the Fourteenth Conference on Computational Natural Language Learning Association for Computational Linguistics. S. 107-116.
- Diehl, S. (2009). *Reale und mediale Produkterfahrungen: Analyse und Vergleich der Wirkungen von Experience- und Cross-Media-Marketingmaßnahmen*. Springer.

- Ding, X. & Liu, B. (2007). The Utility of Linguistic Rules in Opinion Mining. In: SIGIR-07, July 23-27, Amsterdam, Niederlande.
- Ding, X., Liu, B. & Yu, P S. (2008). A Holistic Lexicon-Based Approach to Opinion Mining. In: Proceedings of the International Conference on Web search and web data mining, S. 231-240, ACM.
- Dodds, P.S. & Danforth, C. M. (2009). Measuring the Happiness of Large-Scale Written Expression: Songs, Blogs, and Presidents.
- Donalies, E. (2009). Basiswissen Deutsche Phraseologie. Francke.
- Eguchi, K. & Lavrenko, V. (2006). Sentiment retrieval using generative models. In: Proceedings of the Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing (EMNLP), S. 345–354.
- Ekman, P. (1999). Basic emotions. In: Handbook of cognition and emotion 98, S. 45-60.
- Ekman, P. (2010). Gefühle lesen. Wie Sie Emotionen erkennen und richtig interpretieren. Spektrum Akademischer Verlag 2. Auflage. Heidelberg.
- Esuli, A. & Sebastiani, F. (2006). Determining term subjectivity and term orientation for opinion mining. In: Proceedings of the European Chapter of the Association for Computational Linguistics (EACL).
- Esuli, A. & Sebastiani, F. (2005). Determining the semantic orientation of terms through gloss analysis. In: Proceedings of the ACM Conference on Information and Knowledge Management (CIKM).
- Esuli, A. & Sebastiani, F. (2006). SentiWordNet: A publicly available lexical resource for opinion mining. In: Proceedings of Language Resources and Evaluation (LREC).
- Esuli, A., Sebastiani, F., Argamon, S. & Bloom, K. (2007). Automatically Determining Attitude Type and Force for Sentiment

Analysis. In Proceedings of LTC-07, the 3rd Language & Technology Conference, Poznan, Polen.

Esuli, A. & Sebastiani, F. (2006). SENTIWORDNET: A High-Coverage Lexical Resource for Opinion Mining. Kluwer Academic Publishers. Druck in den Niederlanden, S. 1-26.

Esuli, A. & Sebastiani, F. (2007). PageRanking WordNet Synset: An Application to Opinion Mining. Proceedings of the 45th Annual Meeting of the Association of Computational Linguistics, Prag, Tschechien, S. 424-431.

Gamon, M. & Aue, A. (2005). Automatic identification of sentiment vocabulary: exploiting low association with known sentiment terms. In Proceedings of the ACL Workshop on Feature Engineering for Machine Learning in Natural Language Processing. Association for Computational Linguistics. S. 57-64.

Gamon, M. (2004). Sentiment classification on customer feedback data: Noisy data, large feature vectors, and the role of linguistic analysis. In: Proceedings of the International Conference on Computational Linguistics (COLING).

Gamon, M., Aue, A., Corston-Oliver, S. & Ringger, E. (2005). Pulse: Mining customer opinions from free text. In: Proceedings of the International Symposium on Intelligent Data Analysis (IDA), S. 121–132.

Geierhos, M. (2010). BiographIE, Klassifikation und Extraktion karrierespezifischer Informationen. LINCOM Verlag, München.

Genereux, M. & Santini, M. (2007). Exploring the Use of Linguistic Features in Sentiment Analysis. Corpus Linguistics, Birmingham.

Ghani, R., Probst, K., Liu, Y., Krema, M. & Fano, A. (2006). Text mining for product attribute Extraction. In: SIGKDD Explorations Newsletter, vol. 8, S. 41–48.

Ghazi, D., Inkpen, D. & Szpakowicz, S. (o.J.) Hierarchical versus Flat Classification of Emotions in Text. University of Ottawa, Polish Academy of Sciences.

- Ghita, A. (1993). Pragmatic Aspects of the Ironic Dialogue. In: Löffler, H. (Hrsg.), *Dialoganalyse IV. Teil 1*, Niemeyer, Tübingen.
- Godbole, N., Srinivasaiah, M. & Skiena, S. (2007). Large-Scale Sentiment Analysis for News and Blogs. In: *ICWSM'2007 Boulder*, Colorado, USA.
- Groeben, N. & Scheele, B. (1985). *Produktion und Rezeption von Ironie: pragmalinguistische Beschreibung und psycholinguistische Erklärungshypothesen*. Gunter Narr Verlag, Tübingen.
- Gross, M. (1993). Local grammars and their representation by finite automata. In: Hoey, M. (Hrsg.): *Data, Description, Discourse, Papers on the English Language in Honour of John Mc Sinclair*, London: Harper-Collins, S. 26-38.
- Gross, M. (1997). The construction of local grammars. In: Roche, E. & Schabès, Y. (Hrsg.): *Finite-State Language Processing*, S. 329-354, Cambridge, Massachusetts, USA: MIT Press. (hier: Autoren-Manuskript, S. 1-21 als pdf)
- Gross, M. (1999). A Bootstrap Method for Constructing Local Grammars. In: *Contemporary Mathematics: Proceedings of the Symposium, University of Belgrad, Belgrad*, S. 229-250.
- Guenther, F., Maier, P. (1994). *Das CISLEX-Wörterbuchsystem*. München.
- Guenther, F. (2006). Local Grammars in Corpus Calculus. In: *Proceedings to the Dialog Conference, Moskau*.
- Hartig, J., Jude, N. & Moosbrugger, H. (1999). *Mittelbarkeit von Emotionen in Computervermittelter Kommunikation. Current Internet Science. Trends, Techniques, Results/Aktuelle Online-Forschung. Trends, Techniken, Ergebnisse*. Deutsche Gesellschaft für Online-Forschung e.V. Zürich. URL: <http://www.dgof.de/tband99>.
- Hatzivassiloglou, V. & McKeown, K.R. (1997). Predicting the Semantic Orientation of Adjectives. In: *Proceedings of the 35th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics*

and Eighth Conference of the European Chapter of the Association for Computational Linguistics, S. 174-181.

Hearst, M. A. (1998). Automated Discovery of WordNet Relations. In: WordNet: An Electronic Lexical Database and Some of its Applications. Fellbaum, C. (Hrsg.), Cambridge, MIT Press. (= Language, speech, and communication series).

Hermanns, F. (2012). Der Sitz der Sprache im Leben. Walter de Gruyter GmbH & Co. KG. e-Book.

Hobbs, J. R. & Gordon, A. (2011). The Deep Lexical Semantics of Emotions. In: Ahmad, K., Affective Computing and Sentiment Analysis, Text, Speech and Language Technology Volume 45, S. 27-34.

Hu, M. & Liu, B. (2004). Mining and summarizing customer reviews. In: Proceedings of the tenth ACM SIGKDD international conference on Knowledge discovery and data mining ACM, S. 168-177.

Huang, C.-R., Chen, Y. & Lee, S.Y.M. (o.J.). Textual Emotion Processing From Event Analysis. Department of Computer Science University of Illinois at Chicago.

Indurkha, N. & Damerau, F. J. (Eds.). (2010). Handbook of natural language processing (Vol. 2). CRC Press.

Jia, L., Yu, C. & Meng, W. (o.J.). The Effect of Negation on Sentiment Analysis and Retrieval Effectiveness. University of Illinois at Chicago, SUNY at Binghamton NY, USA.

Kamps, J., Marx, M., Mokken, J. R. & de Rijke, M. (2004). Using WordNet to Measure Semantic Orientations of Adjectives. LREC 2004, Volume IV, S. 1115-1118.

Kanayama, H. & Nasukawa, T. (July 2006). Fully automatic lexicon expansion for domain-oriented sentiment analysis. In: Proceedings of the Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing (EMNLP), S. 355-363.

- Kennedy, A. & Inkpen, D. (2006). Sentiment classification of movie reviews using contextual valence shifters. *Computational Intelligence*, 22(2), S. 110-125.
- Kim, S.-M. & Hovy, E. (2004). Determining the Sentiment of Opinions. In: *Proceedings of the COLING Conference*.
- Kim, S.-M. & Hovy, E. (2006). Automatic Identification of Pro and Con Reasons in Online Review. In: *Proceedings of the COLING/ACL 2006 Main Conference Poster Sessions*, Sydney, S. 483-490.
- Kim, S.N., Baldwin, T. & Kan, M.-Y. (2009). An Unsupervised Approach to Domain-Specific Term Extraction. In: *Australasian Language Technology Association Workshop*, Pizzato, L. A. & Schwitter, R. (Hrsg.), Sydney, Australien, S. 94-98.
- Klein, A., Altuntas, O., Häusser, T. & Kessler, W. (2011). Extracting Investor Sentiment from Weblog Texts: A Knowledge-based Approach. In: *CEC '11 Proceedings of the 2011 IEEE 13th Conference on Commerce and Enterprise Computing*, Washington, DC, USA, S. 1-9.
- Liu, B. (2006). *Web Data Mining: Exploring Hyperlinks, Contents, and Usage Data*. Springer.
- Liu, B. (2010). Sentiment Analysis and Subjectivity. In: *Handbook of Natural Language Processing, Second Edition*, Indurkha, N. & Damerau, F.J. (Hrsg.). [1].
- Liu, B. (2010). Sentiment Analysis: A Multi-Faceted Problem. Invited contribution to *IEEE Intelligent Systems*. [2].
- Luca, M. (2011). *Reviews, reputation, and revenue: The case of Yelp.com (No. 12-016)*. Harvard Business School.
- Manning, C. D., Raghavan, P. & Schütze, H. (2009). *An Introduction to Information Retrieval*. Cambridge: Cambridge University press.

- Medhat, W., Hassan, A. & Korashy, H. (2014). Sentiment analysis algorithms and applications: A survey. *Ain Shams Engineering Journal*.
- Montoyo, A., Martínez-Barco, P., & Balahur, A. (2012). Subjectivity and sentiment analysis: An overview of the current state of the area and envisaged developments. *Decision Support Systems*, 53(4), 675-679.
- Nicolov, N., Salvetti, F., & Ivanova, S. (2008). Sentiment Analysis: Does Coreference Matter? In: AISB Convention Communication, Interaction and Social Intelligence, Volume 1.
- O'Connor, B., Balasubramanyan, R., Routledge, B.R., & Smith, N.A. (2010). From Tweets to polls: Linking Text Sentiment to Public Opinion Time Series. In: Proceedings of the International AAAI Conference on Weblogs and Social Media, Washington DC, S. 122-129. (hier: Autoren-Skript, S. 1-8, als pdf).
- Oehler, K. (1993). Charles Sanders Peirce. C.H. Beck'sche Verlagsbuchhandlung München.
- Pang, B., Lee, L., & Vaithyanathan, S. (2002). Thumbs up? Sentiment Classification using Machine Learning Techniques. In: Proceedings of the ACL-o2 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing-Volume 10, Association for Computational Linguistics. S. 79-86.
- Pang, B. & Lee, L. (2008). Opinion mining and sentiment analysis. In: Foundations and Trends in Information Retrieval, Vol. 2. N° 1-2, USA (= Now - the essence of knowledge). S. 1-135,
- Paumier, S. (2004). Manuel d'utilisation d'Unitex. URL <http://igm.univ-mlv.fr/~unitex/UnitexManual3.0.pdf>.
- Polanyi, L. & Zaenen, A. (2006). Contextual valence shifters. In Computing attitude and affect in text: Theory and applications, Springer, Netherlands, S. 1-10.
- Popescu, A.-M. & Etzioni, O. (2005). Extracting Product Features and Opinions from Reviews. In: Proceedings of the Conference

on Human Language Technology and Empirical Methods in Natural Language Processing (HLT-EMNLP).

Portz, R. (2011). Adjektiv-Intensivierung. Linguistische und sprachdidaktische Aspekte der Graduierung. Wissenschaftlicher Beirat, S. 144-158.

Pürzer, E. (2008). Sentiment Analyse und ihre Anwendung in der semantischen Suchmaschine von Trustyou. Master Thesis (unveröff.), Centrum für Informations- und Sprachverarbeitung (CIS) Ludwig-Maximilians-Universität, München, Deutschland.

Qiu, G., Liu, B., Bu, J. & Chen, C. (2009). Expanding Domain Sentiment Lexicon through Double Propagation, International Joint Conference on Artificial Intelligence (IJCAI-09).

Rao, D. & Ravichandran, D. (2009). Semi-Supervised Polarity Lexicon Induction. In: Proceedings of the 12th Conference of the European Chapter of the Association for Computational Linguistics, Athen, Griechenland, S. 675-682.

Remus, R., Quasthoff, U. & Heyer, G. (2010). SentiWS-A Publicly Available German-language Resource for Sentiment Analysis. In LREC.

Reyes, A. & Rosso, P. (2012). Making objective decisions from subjective data: Detecting irony in customer reviews. In: Decision Support Systems 53, Nr. 4, S. 754–760.

Riloff, E., Wiebe, J. & Wilson, T. (2003). Learning subjective nouns using extraction pattern Bootstrapping. In: Proceedings of the Conference on Natural Language Learning (CoNLL), S. 25–32.

Rolletschek, G. (2008). Analyzing evaluative predicates - A systematic approach to sentiment analysis. In: G. Gross & K. U. Schulz (Hrsg.): Linguistics, Computer Science and Language Processing: Festschrift for Franz Guenther on the Occasion of His 60th Birthday (Tributes). College Publications, London, S. 237-258.

- Rosenberg, M.B. (2009). *Gewaltfreie Kommunikation. Eine Sprache des Lebens*. Junfermann Verlag, Paderborn.
- Sabban, A. (2010). Zur Übersetzung von Idiomen im Wörterbuch und im Text: die Rolle von Kontextsensitivität und semantischer Variabilität. In: Van Vaerenberg, L. und Schubert, K. (Hrsg.): *Zeitschrift für Translationswissenschaft und Fachkommunikation*, Band 3. trans-kom.eu.
- Schieber, A., Hilbert, A. & Stillich, C. (2012). Identifikation und Analyse von ironischen und sarkastischen Kundenrezensionen im Web. In: *Multikonferenz Wirtschaftsinformatik 2012-Tagungsband der MKWI 2012*, S. 1157–1168.
- Schuller, B. (2012). *Mensch, Maschine, Emotion: Erkennung aus sprachlicher und manueller Interaktion*. AV Akademikerverlag.
- Shi, H., Zhou, G. & Qian, P. (2010). An Attribute-based Sentiment Analysis System. In: *Information Technology Journal* 9 (8): S. 1607-1614.
- Somasundaran, S., Namata, G., Getoor, L. & Wiebe, J. (2009). Opinion Graphs for Polarity and Discourse Classification. In: *Proceedings of the Workshop on Graph-based Methods for Natural Language Processing, ACL-IJCNLP*, S. 66–74.
- Sprijz, M. (2011). *Extraktion und Klassifikation von bewerteten Produktfeatures auf Webseiten*. Diplomarbeit (unveröff.), Technische Universität Dresden.
- Turney, P.D. (2002). Thumbs up or thumbs down? Semantic Orientation applied to Unsupervised Classification of Reviews. In: *Proceedings of the 40th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics (ACL)*, Philadelphia, S. 417-424.
- Ulich, D. (2000). *Emotion*. In: Spektrum Akademischer Verlag.
- Velikovich, L., Blair-Goldensohn, S., Hannan, K. & McDonald, R. (2010). The viability of web-derived polarity lexicons. In: *Human Language Technologies: The 2010 Annual Conference of the North American Chapter of the Association for Computational Linguistics*, S. 777-785.

- Volk, M. (1998). The automatic translation of idioms. Machine translation vs. translation memory systems. In: Weber, Nico. Machine translation: theory, applications, and evaluation. An assessment of the state of the art. St. Augustin, S. 167-192. URL <http://www.zora.uzh.ch>.
- Walker, M.A., Anand, P., Abbott, R., Tree, J. E. F., Martell, C. & King, J. (2012). That is your evidence? Classifying stance in online political debate. *Decision Support Systems*, 53 (4), S. 719-729, S. 1-26.
- Wenz, S. (2011). Statistical Opinion Mining. Diploma Thesis (unveröff.), Centrum für Informations- und Sprachverarbeitung (CIS) Ludwig-Maximilians-Universität, München, Deutschland.
- Wiegand, M. (2011). Hybrid approaches for sentiment analysis. Dissertation. Saarländische Universitäts- und Landesbibliothek.
- Wiegand, M., Balahur, A., Roth, B., Klakow, D. & Montoyo, A (2010). A survey on the role of negation in sentiment analysis. In: Proceedings of the Workshop on Negation and Speculation in Natural Language Processing. Stroudsburg, PA, USA: Association for Computational Linguistics, S. 60–68.
- Williams, G.K. & Anand, S.S. (2009). Predicting the Polarity Strength of Adjectives Using WordNet. In: Proceedings of the Third International ICWSM Conference.
- Wilson, T., Hoffmann, P., Somasundaran, S., Kessler, J., Wiebe, J., Choi, Y., Cardie, C., Riloff, E. & Parwardhan, S. (2005). Opinion Finder: A System for Subjectivity Analysis. In: Proceedings of HLT/EMNLP Demonstration Abstracts, Vancouver, S. 34-35.
- Wilson, T., Wiebe, J. & Hoffmann, P. (2005). Recognizing Contextual Polarity in Phrase-Level Sentiment Analysis. University of Pittsburgh. In: Proceedings of Human Language Technology Conference and Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing (HLT/EMNLP), Association for Computational Linguistics. S. 347-354.

Wolfgruber, M. (2010). Computerlinguistische Aspekte kontextsensitiver Werbung – Grammatikbasierte Analyse modespezifischer Kontexte. Magister-Arbeit (unveröff.), Centrum für Informations- und Sprachverarbeitung (CIS), Ludwig-Maximilians-Universität, München, Deutschland.

Yu, H. & Hatzivassiloglou, V., (2003). Towards answering Opinion Questions: Separating Facts from Opinions and Identifying the Polarity of Opinion Sentences. In: Proceedings of the Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing. Volume 10, S. 129-136.

Zang, X., Zhou, Z. & Wu, M. (2009). Positive, Negative, or Mixed? Mining Blogs for Opinions. In: Proceedings of the 14th Australasian Document Computing Symposium. ADCS.

Ziegler, C. (2006). Die Vermessung der Meinung. In: iX-Magazin für professionelle Informationstechnik (10), S. 106–109.

Online Quellen

Bitkom (2011). Soziale Netzwerke. Eine repräsentative Untersuchung zur Nutzung sozialer Netzwerke. Online im Internet: <http://www.bitkom.org/files/documents/SozialeNetzwerke.pdf> (Aufruf: 14.10.2014).

Bitkom (2013). Trends im E-Commerce. Online im Internet: http://www.bitkom.org/files/documents/BITKOM_E-Commerce_Studienbericht.pdf (Aufruf: 11.10.2014).

Bitkom (2013). Online-Bewertungen liegen im Trend. Online im Internet: http://www.bitkom.org/de/presse/78284_76564.aspx (Aufruf: 04.09.2014).

Bitkom (2014). E-Commerce – Konsumenten. http://www.bitkom.org/de/markt_statistik/64038_38540.aspx (Aufruf: 21.08.2014).

Bitkom (2014). 34 Millionen Deutsche buchen ihre Reise im Internet. Online im Internet:
http://www.bitkom.org/de/presse/8477_78783.aspx (Aufruf: 21.08.2014).

Bitkom (2014). Internet hilft bei Kaufentscheidungen. Online im Internet:
http://www.bitkom.org/files/images/KAUFENTSCHEIDUNG_DOWNLOAD.jpg (Aufruf: 21.08.2014).

http://www.bitkom.org/de/presse/78284_76161.aspx (Aufruf: 21.08.2014)

Dehoga (2014). DEHOGA Bundesverband. Online im Internet:
<http://www.dehoga-bundesverband.de/> (Aufruf: 18.08.2014).

Duden. Meinung, die. Online im Internet:
<http://www.duden.de/rechtschreibung/Meinung> (Aufruf: 18.08.2014).

Duden. Adjektiv, das. Online im Internet:
<http://www.duden.de/rechtschreibung/Adjektiv> (Aufruf: 18.08.2014).

GreenSmilies. Smilie-Lexikon. Online im Internet:
<http://www.greensmilies.com/smilie-lexikon/>(Aufruf: 18.08.2014).

Handelsblatt (2013). Wo die Politik-Bewertung an ihre Grenzen stößt. Online im Internet:
<http://www.handelsblatt.com/politik/deutschland/bundestagswahl-2013/soziale-medien-vs-politik-wo-die-politik-bewertung-an-ihre-grenzen-stoesst/8787208-3.html> (Aufruf: 20.08.2014).

Harvard Magazin (2011). HBS Study Finds Positive Yelp Reviews Boost Business. Online im Internet:
<http://harvardmagazine.com/2011/10/hbs-study-finds-positive-yelp-reviews-lead-to-increased-business> (Aufruf: 20.08.2014).

- Herbold, A. (2012). Die Stimmung des Netzes erfassen. Zeit Online. Online im Internet: <http://www.zeit.de/digital/internet/2012-10/stimmung-analyse-social-media/> (Aufruf: 14.07.2013).
- Hotelier (2010). Lexikon. Online im Internet: <http://www.hotelier.de/lexikon/> (Aufruf: 03.09.2014).
- Hutter, T. (2014). Facebook: Aktuelle Zahlen zu Facebook (Q1/2014). Online im Internet: <http://www.thomashutter.com/index.php/2014/04/facebook-aktuelle-zahlen-zu-facebook-q12014/> (Aufruf: 20.08.2014).
- Princeton University (2014). Wordnet A lexical database für English. Online im Internet: <http://wordnet.princeton.edu/wordnet/> (Aufruf: 18.08.2014).
- Schönhalz, D. (2010). Social-Media-Magazin: Opinion Mining und Sentiment-Analyse im Web 2.0.. Online im Internet: <http://www.social-media-magazin.de/index.php/inhalt/opinion-mining-und-sentiment-analyse-im-web-20.html> (Aufruf: 14.10.2014).
- Springer Gabler Verlag (Herausgeber), Gabler Wirtschaftslexikon, Stichwort: Emoticon. Online im Internet: <http://wirtschaftslexikon.gabler.de/Archiv/81826/emoticon-v8.html> (Aufruf: 20.08.2014).
- Steele, B. (2011). Some online reviews are too good to be true; Cornell computers spot 'opinion spam'. In: Chronicle, Cornell University. Online im Internet: <http://www.news.cornell.edu/stories/July11/OpinionSpam.html> (Abruf: 03.01.2013).
- Stuttgarter Zeitung (2012). Hotelportale sind Servicewüsten. Online im Internet: <http://www.stuttgarter-zeitung.de/inhalt.stiftung-warentest-hotelportale-sind-servicewuesten.9fe0c324-14e7-4e67-887b-8f28cf6c48eb.html> (Aufruf: 18.08.2014).

Tagesschau.de. (2014). Bewertungsportale sind fast so wichtig wie Google. Online im Internet:

<http://www.tagesschau.de/inland/online-bewertung-100.html>

(Aufruf: 20.08.2014).

TNS Infratest (2010). Kaufentscheidung: Überzeugungskraft kommt aus dem Internet. Online im Internet: http://www.tns-infratest.com/presse/pdf/Presse/TNS%20Infratest%20Kaufentscheidung%20Deutschland_I.pdf (Aufruf: 19.01.2014).

Universität Leipzig (2010). SentiWS. Online im Internet:

<http://asv.informatik.uni-leipzig.de/download/sentiws.html>

(Aufruf: 19.08.2014).

Wikipedia, Die freie Enzyklopädie (2014). Anaphorik. Online im Internet:

<http://de.wikipedia.org/w/index.php?title=Anaphorik&oldid=130483318> (Aufruf: 18.06.2014).

Wikipedia, Die freie Enzyklopädie, (2014). Deutsche Akademie für Kulinaristik. Online im Internet:

http://de.wikipedia.org/wiki/Deutsche_Akademie_f%C3%BCr_Kulinaristik (Aufruf: 03.09.2014).

Wikipedia, Die freie Enzyklopädie (2014). Emoticon. Online im Internet:

<http://de.wikipedia.org/w/index.php?title=Emoticon&oldid=132132034> (Aufruf: 02.08.2104).

Wikipedia, Die freie Enzyklopädie, (2014). Grep. Online im Internet:

<http://de.wikipedia.org/w/index.php?title=Grep&oldid=133252393> (Aufruf: 03.09.2014).

Wikipedia, Die freie Enzyklopädie, (2014). Holidaycheck. Online im Internet:

<http://de.wikipedia.org/w/index.php?title=Holidaycheck&oldid=131808669>(Aufruf: 16.09.2014).

- Wikipedia, Die freie Enzyklopädie, (2014). Interjektion.
<http://de.wikipedia.org/w/index.php?title=Interjektion&oldid=129271669> (Aufruf: 29.09.2014).
- Wikipedia, Die freie Enzyklopädie, (2014). Ontologie. Online im Internet:
[http://de.wikipedia.org/w/index.php?title=Ontologie_\(Informatik\)&oldid=128856431](http://de.wikipedia.org/w/index.php?title=Ontologie_(Informatik)&oldid=128856431) (Aufruf: 18.08.2014).
- Wikipedia, Die freie Enzyklopädie, (2012). Sentiment Detection. Online im Internet:
http://de.wikipedia.org/w/index.php?title=Sentiment_Detection&oldid=100889884 (Aufruf: 02.08.2014).
- Wikipedia, Die freie Enzyklopädie, (2014). Wahrheitstabelle. Online im Internet: <http://de.wikipedia.org/wiki/Wahrheitstabelle> (Aufruf: 08.09.2014).
- Wikipedia, Die freie Enzyklopädie (2013). WordNet. Online im Internet:
<http://de.wikipedia.org/w/index.php?title=WordNet&oldid=116726378> (Aufruf: 07.04.2013).
- 30 Tausend (2010). 180 Magische Adjektive Liste. Online im Internet: <http://www.30tausend.de/180-adjektive-liste/> (Aufruf: 18.08.2014).

Zu dieser Dissertation sind Zusatzdaten
auf dem Dissertationsserver der Universitätsbibliothek
der Ludwig-Maximilians-Universität München unter
folgendem Link zum Download bereitgestellt:

<http://nbn-resolving.de/urn:nbn:de:bvb:19-186113>