Göttinger Wirtschaftsinformatik
Herausgeber: J. Biethahn† • L. M. Kolbe • M. Schumann

Aaron Mengelkamp

Informationen zur Bonitätsprüfung auf Basis von Daten aus sozialen Medien

Band 92

Cuvillier Verlag Göttingen
Internationaler wissenschaftlicher Fachverlag

Dieses Werk ist copyrightgeschützt und darf in keiner Form vervielfältigt werden noch an Dritte weitergegeben werden.
Es gilt nur für den persönlichen Gebrauch.

Dieses Werk ist copyrightgeschützt und darf in keiner Form vervielfältigt werden noch an Dritte weitergegeben werden.
Es gilt nur für den persönlichen Gebrauch.

Göttinger Wirtschaftsinformatik
Herausgeber: J. Biethahn† · L. M. Kolbe · M. Schumann

Band 92

Aaron Mengelkamp

Informationen zur Bonitätsprüfung auf Basis von Daten aus sozialen Medien

CUVILLIER VERLAG

Dieses Werk ist copyrightgeschützt und darf in keiner Form vervielfältigt werden noch an Dritte weitergegeben werden.
Es gilt nur für den persönlichen Gebrauch.

Herausgeber

Prof. Dr. J. Biethahn† Prof. Dr. L. M. Kolbe Prof. Dr. M. Schumann

Georg-August-Universität
Wirtschaftsinformatik
Platz der Göttinger Sieben 5
37073 Göttingen

Bibliografische Information der Deutschen Nationalbibliothek
Die Deutsche Nationalbibliothek verzeichnet diese Publikation in der Deutschen Nationalbibliografie; detaillierte bibliografische Daten sind im Internet über http://dnb.d-nb.de abrufbar.
1. Aufl. - Göttingen : Cuvillier, 2017
Zugl.: Göttingen, Univ., Diss., 2017

© CUVILLIER VERLAG, Göttingen 2017
Nonnenstieg 8, 37075 Göttingen
Telefon: 0551-54724-0
Telefax: 0551-54724-21

Alle Rechte vorbehalten. Ohne ausdrückliche Genehmigung des Verlages ist es nicht gestattet, das Buch oder Teile daraus auf fotomechanischem Weg (Fotokopie, Mikrokopie) zu vervielfältigen.
1. Auflage, 2017
Gedruckt auf umweltfreundlichem, säurefreiem Papier aus nachhaltiger Forstwirtschaft.

ISBN 978-3-7369-9628-1
eISBN 978-3-7369-8628-2

Dieses Werk ist copyrightgeschützt und darf in keiner Form vervielfältigt werden noch an Dritte weitergegeben werden.
Es gilt nur für den persönlichen Gebrauch.

Informationen zur Bonitätsprüfung auf Basis von Daten aus sozialen Medien

Dissertation

zur Erlangung des wissenschaftlichen Doktorgrades der
Wirtschaftswissenschaftlichen Fakultät der Georg-August-Universität Göttingen

vorgelegt von

M.Sc. in Wirtsch.-Inf. Aaron Mengelkamp

geboren in Lüneburg

Göttingen, 2017

Dieses Werk ist copyrightgeschützt und darf in keiner Form vervielfältigt werden noch an Dritte weitergegeben werden.
Es gilt nur für den persönlichen Gebrauch.

Erstbetreuer:	Prof. Dr. Matthias Schumann
Weitere Betreuer:	Prof. Dr. Jan Muntermann
	Prof. Dr. Lutz Kolbe

Tag der mündlichen Prüfung: 22.08.2017

Dieses Werk ist copyrightgeschützt und darf in keiner Form vervielfältigt werden noch an Dritte weitergegeben werden.
Es gilt nur für den persönlichen Gebrauch.

Geleitwort

Von Prof. Dr. Matthias Schumann

Das Internet und speziell die Sozialen Medien schaffen neue Möglichkeiten Informationen bereitzustellen und Meinungen zu verbreiten. Nutzer dieser Medien sind in der Lage, sowohl Fakten als auch persönliche Eindrücke ad hoc zu publizieren und einer großen Zahl an Rezipienten zugänglich zu machen. Soziale Medien tragen damit zur Meinungsbildung bei und können auch als ein neuer Informationskanal angesehen werden, der bei einer umfassenden Informationssammlung beachtet werden sollte.

Auch bei einer Kreditvergabe versucht der potentielle Kreditgeber möglichst umfangreich relevante Informationen von einem potenziellen Kreditnehmer zu erhalten, um so möglichst gut einschätzen zu können, mit welcher Wahrscheinlichkeit der Kreditnehmer seinen Kredit zurückzahlen wird. Es handelt sich damit um eine Problemstellung, bei der eine Informationsasymmetrie vorliegt und die somit der Principal Agent-Theory zugeordnet werden kann.

Üblicherweise müssen die Kreditnehmer dem Kreditgeber für diesen Prüfungsprozess daher umfangreiche Informationen zur Verfügung stellen, abhängig von der Verhandlungsstärke des Kreditgebers. Kreditinstituten stehen dabei zumeist umfängliche Informationen für ihren Prüfungsprozess zur Verfügung. Anders ist diese Situation bei Unternehmen, die ihren Kunden Waren oder Dienstleistungen auf Ziel verkaufen und so einen kurzfristigen Kredit einräumen. Hier stehen zumeist nur Informationen von Informationsdienstleistern (Auskunfteien, Kreditversicherungen oder Rating Agenturen), publizierte Informationen oder bei kontinuierlichen Kundengeschäften die Zahlungserfahrungen mit dem Kunden für eine Kreditprüfung zur Verfügung. Dabei ist zu berücksichtigen, dass der klassische Lieferantenkredit im kurzfristigen Bereich des B2B-Geschäftes ein Vielfaches des von Kreditinstituten finanzierten Kreditvolumens ausmacht.

Vor diesem Hintergrund stellt sich die Frage, ob sich mit Daten aus Sozialen Netzen die Informationsbasis zur Prüfung einer Lieferantenkreditvergabe weiter verbessern lässt. Bekannt ist, dass derartige Daten und die darin enthaltenen Stimmungen sowohl Auswirkungen auf Aktienkurse börsennotierter Unternehmen haben als auch gewisse Bezüge zur finanziellen Stabilität von Unternehmen aufzeigen können. Zu diesem Bereich liegen einzelne wissenschaftliche Untersuchungen vor. Herr Mengelkamp will sich daher der Frage widmen, ob die Daten auch einen Beitrag im Rahmen einer Kreditwürdigkeitsprüfung leisten können. Für den B2C-Bereich gibt es dabei für Länder, die über keine ausgeprägten Informationsbasen über die Kreditwürdigkeit von Privatpersonen verfügen, bereits Start-Up Unternehmen, die auf der Basis von Daten aus Sozialen Netzwerken Kreditvergaben vornehmen. Aufgrund der herrschenden Datenschutzproblematik bei personenbezogenen Informationen konzentriert sich Herr Mengelkamp auf den bislang nicht beachteten B2B-Bereich. Mit Hilfe einer ersten Studie auf der Basis von Twitter-Daten arbeitet er heraus, dass sich deutliche Unterschiede in Bezug auf das Informationsmuster aus Sozialen Medien zwischen finanziell stabilen Unternehmen und Unternehmen, die insolvent geworden sind, aufzeigen lassen. Um für einen konkreten Einsatz die Analyse der in den Sozialen Medien verbreiteten Informationen automatisiert durchführen zu können, setzt er sich inten-

Dieses Werk ist copyrightgeschützt und darf in keiner Form vervielfältigt werden noch an Dritte weitergegeben werden.
Es gilt nur für den persönlichen Gebrauch.

siv mit wörterbuchbasierten Analyseverfahren und maschinellen Lernalgorithmen auseinander. Schließlich entwirft er ein Konzept und entwickelt sowie evaluiert einen Prototyp mit dem die Informationen aus Sozialen Medien als zusätzliche Quelle in Kreditentscheidungen einbezogen werden können.

Aus der wissenschaftlichen Perspektive ist dieses ein bislang nicht behandeltes Feld, das interessante Ergebnisse liefert und Systemanforderungen spezifiziert, auf denen mit weiteren Arbeiten aufgebaut werden kann. Für den Praktiker liefert das Werk Einblicke, wie zukünftig weitere Informationsquellen für eine Kreditwürdigkeitsprüfung verwendet werden. Ich wünsche der Schrift einen großen Leserkreis.

Göttingen, im September 2017 Matthias Schumann

Dieses Werk ist copyrightgeschützt und darf in keiner Form vervielfältigt werden noch an Dritte weitergegeben werden.
Es gilt nur für den persönlichen Gebrauch.

Vorwort

Die folgende Dissertation befasst sich mit der Frage, inwiefern sich in Daten aus sozialen Medien Hinweise finden lassen, die dazu geeignet sind, Bonitätsprüfungen zu verbessern. Weiterhin wird analysiert, wie sich in sozialen Medien vorhandene Textdaten automatisch auswerten lassen und wie ein Entscheidungsunterstützungssystem für die Bonitätsprüfung von Firmenkunden auf Basis von Textdaten aus sozialen Medien gestaltet werden sollte.

Meinem Doktorvater Prof. Dr. Matthias Schumann danke ich an dieser Stelle ganz besonders, da er mir die Möglichkeit zur Promotion geboten und mich während der gesamten Zeit in jeder Lage unterstützt hat. Weiterhin danke ich Prof. Dr. Jan Muntermann, dem Zweitbetreuer und -Gutachter der Arbeit, sowie Prof. Dr. Lutz Maria Kolbe in der Rolle des Drittbetreuers und -Prüfers.

Ebenfalls großen Anteil an der Dissertation haben die (ehemaligen) Kolleginnen und Kollegen Jan Moritz Anke, Dr. Shanna Appelhanz, Julian Busse, Jasmin Decker, Pascal Freier, Dr. Arne Frerichs, Dr. Stefan Friedemann, Dr. Stefan Gröger, Alexander Haas, Dr. Hendrik Hilpert, Sebastian Hobert, Janne Kleinhans, Kevin Koch, Benjamin Löwe, Raphael Meyer von Wolff, Dr. Björn Pilarski, Sebastian Rohmann, Nils Thonemann, Dr. Christian Tornack, Hilke Weimeier und Henrik Wesseloh, denen ich insbesondere für die tolle Arbeitsatmosphäre danke, gleichsam wie Nicole Fiedler und Maria Wiederhold, die mir durch ihre Tätigkeit im Sekretariat häufig zur Seite standen.

Ebenso danke ich den Teams vom E-Learning, FlexNow und der Elektronischen Studierendenakte, die viele Tätigkeiten neben der Promotion z. B. in der Lehre begleitet haben.

Besonderen Anteil an der inhaltlichen Gestaltung der Dissertation haben die zahlreichen Studierenden, die mich im Rahmen von Abschluss- und Projektarbeiten unterstützt haben. Ganz besonders danke ich in dieser Hinsicht Niklas Baie, Heinrich Bröring, Jan Habicht, Malte Rojahn, Markus Werner, Sebastian Wolf und Tim Wollert.

Weiterhin danke ich Jan Schneider-Maessen, der mir als Vorsitzender des Bundesverband Credit Management e.V. bereits sehr früh die Möglichkeit gegeben hat, mit Praktikern aus dem Kreditmanagement in Kontakt zu treten, um mich bzgl. meines Promotionsvorhabens austauschen zu können.

Ganz besonderer Dank gebührt meiner Familie, die mich zu jeder Zeit während der Promotion begleitet hat und u. a. durch zahlreiche Anmerkungen aktiv an der Gestaltung der Dissertation mitwirkte.

Darüber hinaus bedanke ich mich bei meiner Partnerin Wiebke Schneider, die mir stets zur Seite stand und auch über arbeitsreiche Phasen der Promotion hinweghalf. Auch ihrer Mutter Frauke Schneider gebührt Dank, insbesondere für das abschließende Korrekturlesen der Arbeit.

Zum Schluss möchte ich mich bei allen Freunden und Bekannten bedanken, die dafür gesorgt haben, dass ich während der Promotion Ablenkung und Abstand von der Arbeit finden konnte.

Göttingen, im September 2017 Aaron Mengelkamp

Dieses Werk ist copyrightgeschützt und darf in keiner Form vervielfältigt werden noch an Dritte weitergegeben werden.
Es gilt nur für den persönlichen Gebrauch.

Dieses Werk ist copyrightgeschützt und darf in keiner Form vervielfältigt werden noch an Dritte weitergegeben werden.
Es gilt nur für den persönlichen Gebrauch.

Inhaltsüberblick

Inhaltsverzeichnis IX

Abbildungsverzeichnis XV

Tabellenverzeichnis XVII

Abkürzungsverzeichnis XXI

1 Einleitung 1

2 Grundlagen 9

3 Aktueller Stand der Bonitätsprüfung auf Basis von Daten aus sozialen Medien 23

4 Machbarkeitsstudie am Beispiel von Twitter 49

5 Automatisierung der Textdatenanalyse 77

6 Entwicklung eines Entscheidungsunterstützungssystems auf Basis von Textdaten aus sozialen Medien zur Ergänzung der Bonitätsprüfung von Firmenkunden 127

7 Fazit und Ausblick 185

Literaturverzeichnis 193

Anhang 225

Dieses Werk ist copyrightgeschützt und darf in keiner Form vervielfältigt werden noch an Dritte weitergegeben werden.
Es gilt nur für den persönlichen Gebrauch.

Dieses Werk ist copyrightgeschützt und darf in keiner Form vervielfältigt werden noch an Dritte weitergegeben werden.
Es gilt nur für den persönlichen Gebrauch.

Inhaltsverzeichnis

Abbildungsverzeichnis ..... **XV**

Tabellenverzeichnis ..... **XVII**

Abkürzungsverzeichnis ..... **XXI**

1 Einleitung **1**

1.1 Problemstellung und Handlungsbedarf 1
1.2 Zielsetzung und Forschungsfragen 3
1.3 Positionierung und Forschungsmethodik 5
1.4 Aufbau der Arbeit 7

2 Grundlagen **9**

2.1 Bonitätsprüfung 9
2.1.1 Definition und Eingrenzung 9
2.1.2 Entscheidungsunterstützungssysteme für die Bonitätsprüfung 10
2.1.3 Einordnung in den Kreditvergabeprozess 12
2.1.4 Entwicklungen durch Neugründungen von Unternehmen in der Finanzdienstleistungsbranche 13
2.2 Soziale Medien und nutzergenerierte Inhalte 14
2.2.1 Definition und Eingrenzung 14
2.2.2 Kategorisierung 16
2.2.2.1 Bloggingplattformen 17
2.2.2.2 Soziale Netzwerke 18
2.3 Stimmungsanalyse 18
2.3.1 Definition und Eingrenzung 18
2.3.2 Stimmungsanalyse unter Verwendung von Stimmungswörterbüchern 19
2.3.3 Stimmungsanalyse unter Verwendung von maschinellen Lernalgorithmen 20

3 Aktueller Stand der Bonitätsprüfung auf Basis von Daten aus sozialen Medien **23**

3.1 Stand der Forschung 23
3.1.1 Forschungsmethodik und Untersuchungsdesign 23
3.1.1.1 Literaturerfassung 23
3.1.1.2 Rahmenwerk zur Analyse von Daten aus sozialen Medien 24
3.1.1.3 Vorgehen bei der Literaturauswertung 26
3.1.2 Diskussion der Ergebnisse 27
3.1.2.1 Prognose von Finanzkennzahlen im Risikomanagement 28

Dieses Werk ist copyrightgeschützt und darf in keiner Form vervielfältigt werden noch an Dritte weitergegeben werden.
Es gilt nur für den persönlichen Gebrauch.

3.1.2.1.1 Bonitätsprüfung von Privatpersonen 30
3.1.2.1.2 Bonitätsprüfung von Unternehmen 31
3.1.2.2 Prognose von Finanzkennzahlen ohne Bezug zum Risikomanagement 32
3.1.3 Zwischenfazit 33
3.2 Stand der Praxis 35
3.2.1 Forschungsmethodik und Untersuchungsdesign 35
3.2.2 Diskussion der Ergebnisse 36
3.2.2.1 Neugründungen, Prozessänderungen und Treiber 36
3.2.2.2 Einschätzen des disruptiven Potentials 40
3.2.3 Zwischenfazit 46

4 Machbarkeitsstudie am Beispiel von Twitter 49

4.1 Hypothesenentwicklung 49
4.2 Forschungsmethodik und Untersuchungsdesign 50
4.2.1 Datenerfassung 50
4.2.2 Datenanalyse 52
4.3 Ergebnisse 54
4.3.1 Deskriptive Auswertung 54
4.3.2 Quantitative Auswertung 58
4.3.3 Qualitative Auswertung 60
4.3.3.1 Textdaten mit negativer Stimmung 61
4.3.3.2 Textdaten mit positiver Stimmung 66
4.4 Fallbeispiel Backstube Siebrecht GmbH 73
4.5 Zwischenfazit 74

5 Automatisierung der Textdatenanalyse 77

5.1 Betrachtete Lösungsansätze 77
5.1.1 Automatisierte Textdatenanalyse unter Verwendung von Stimmungswörterbüchern 77
5.1.1.1 Vorgehensmodell zur Konstruktion von Stimmungswörterbüchern 77
5.1.1.1.1 Methodisches Vorgehen 78
5.1.1.1.2 Auswertung der Literatur 79
5.1.1.1.2.1 Initiale Konstruktion 79
5.1.1.1.2.2 Erweiterung 83
5.1.1.1.3 Zusammenfassung 84
5.1.1.2 Domänenunabhängige Stimmungswörterbücher 85
5.1.1.3 Domänenspezifische Stimmungswörterbücher 87
5.1.1.3.1 Datenaufbereitung 87
5.1.1.3.2 1-Gramme 88
5.1.1.3.3 N-Gramme 89

Dieses Werk ist copyrightgeschützt und darf in keiner Form vervielfältigt werden noch an Dritte weitergegeben werden.
Es gilt nur für den persönlichen Gebrauch.

5.1.1.3.4 Kombination von 1-Grammen und 2-Grammen 91
5.1.2 Automatisierte Textdatenanalyse unter Verwendung von maschinellen Lernalgorithmen 91
5.1.2.1 Merkmalsextraktion 91
5.1.2.2 Dimensionsreduktion 92
5.1.2.3 Merkmalsrepräsentation 93
5.1.2.4 Maschinelle Lernalgorithmen 94
5.2 Vorgehen bei der Evaluation der Textklassifikationsverfahren 95
5.2.1 Technische Umsetzung 95
5.2.1.1 Stimmungswörterbücher 95
5.2.1.2 Maschinelle Lernalgorithmen 97
5.2.2 Evaluationskennzahlen 99
5.2.3 Vorgehen bei der statistischen Auswertung 99
5.2.3.1 Stimmungswörterbücher 99
5.2.3.2 Maschinelle Lernalgorithmen 100
5.3 Ergebnisse und Diskussion 101
5.3.1 Ergebnisse und Diskussion der Textdatenanalyse unter Verwendung von Stimmungswörterbüchern 101
5.3.1.1 Domänenunabhängige Stimmungswörterbücher 101
5.3.1.2 Domänenspezifische Stimmungswörterbücher 103
5.3.1.2.1 1-Gramme 103
5.3.1.2.2 2-Gramme 104
5.3.1.2.3 Kombination von 1-Grammen und 2-Grammen 107
5.3.2 Ergebnisse und Diskussion der Textdatenanalyse unter Verwendung von maschinellen Lernalgorithmen 112
5.3.2.1 Merkmalsextraktion 112
5.3.2.2 Dimensionsreduktion 113
5.3.2.3 Merkmalsrepräsentation 115
5.3.2.4 Maschinelle Lernalgorithmen 117
5.3.2.5 Kombination der Schritte zur Datenanalyse 119
5.4 Zwischenfazit 123

6 Entwicklung eines Entscheidungsunterstützungssystems auf Basis von Textdaten aus sozialen Medien zur Ergänzung der Bonitätsprüfung von Firmenkunden 127

6.1 Methodisches Vorgehen 127
6.2 Anforderungsermittlung 128
6.2.1 Methodisches Vorgehen 128
6.2.2 Identifizierte Anforderungen 130
6.2.2.1 Randbedingungen 130
6.2.2.2 Funktionale Anforderungen 131
6.2.2.2.1 Navigation 132

Dieses Werk ist copyrightgeschützt und darf in keiner Form vervielfältigt werden noch an Dritte weitergegeben werden.
Es gilt nur für den persönlichen Gebrauch.

6.2.2.2.2 Datenerfassung 133
6.2.2.2.3 Datenaufbereitung und -analyse 134
6.2.2.2.4 Ergebnispräsentation....136
6.2.2.3 Qualitätsanforderungen 137
6.3 Konzeption....138
6.3.1 Benutzungsoberfläche....139
6.3.1.1 Navigation 139
6.3.1.2 Analyse von Unternehmen und Modellanwendung 140
6.3.1.3 Modellerstellung 145
6.3.2 Anwendungsebene....146
6.3.3 Datenbankebene 148
6.4 Implementierung 151
6.5 Evaluation 154
6.5.1 Evaluation der technischen Funktionsfähigkeit 154
6.5.1.1 Evaluationskriterien und -verfahren 154
6.5.1.1.1 Funktionale Stabilität 156
6.5.1.1.2 Leistungseffizienz 157
6.5.1.1.3 Kompatibilität 158
6.5.1.1.4 Benutzbarkeit....158
6.5.1.1.5 Verlässlichkeit....160
6.5.1.1.6 Portabilität 160
6.5.1.1.7 Zusammenfassung 161
6.5.1.2 Diskussion der Ergebnisse und Handlungsempfehlungen 162
6.5.1.2.1 Funktionale Stabilität 162
6.5.1.2.2 Leistungseffizienz 163
6.5.1.2.3 Kompatibilität 164
6.5.1.2.4 Benutzbarkeit....165
6.5.1.2.5 Verlässlichkeit....166
6.5.1.2.6 Portabilität 167
6.5.1.2.7 Zusammenfassung der Handlungsempfehlungen 168
6.5.2 Evaluation der fachlichen Eignung 168
6.5.2.1 Aufbau der qualitativen Querschnittsanalyse 169
6.5.2.2 Ergebnisse der qualitativen Querschnittsanalyse und Handlungsempfehlungen 171
6.5.2.2.1 Grundsätzliche Einschätzung 171
6.5.2.2.2 Neue Anforderungen/Funktionen 173
6.5.2.2.3 Herausforderungen....175
6.5.2.2.4 Einschränkungen....178
6.5.2.2.5 Zusammenfassung 178

Dieses Werk ist copyrightgeschützt und darf in keiner Form vervielfältigt werden noch an Dritte weitergegeben werden.
Es gilt nur für den persönlichen Gebrauch.

6.6 Leitfaden zur Gestaltung einer Instanz eines Entscheidungsunterstützungssystems für die Bonitätsprüfung von Unternehmen basierend auf Textdaten aus sozialen Medien 180

7 Fazit und Ausblick 185

7.1 Zentrale Ergebnisse der Arbeit 185

7.2 Implikationen für Wissenschaft und Praxis 188

7.3 Limitationen und weiterer Forschungsbedarf 190

Literaturverzeichnis 193

Anhang 225

a. Kategorisierte Quellen des systematischen Literaturreviews 225

b. Erfüllung der Kriterien hinsichtlich des disruptiven Potentials in den Unternehmenskategorien 226

c. Graphen der Machbarkeitsstudie 227

d. Dashboard des Prototyps 228

e. Modellübersicht des Prototyps 229

f. Zeitverhalten der Suchen zu den DAX 30-Unternehmen 230

Dieses Werk ist copyrightgeschützt und darf in keiner Form vervielfältigt werden noch an Dritte weitergegeben werden.
Es gilt nur für den persönlichen Gebrauch.

Dieses Werk ist copyrightgeschützt und darf in keiner Form vervielfältigt werden noch an Dritte weitergegeben werden.
Es gilt nur für den persönlichen Gebrauch.

Abbildungsverzeichnis

Abbildung 1-1: Aufbau der Arbeit 8
Abbildung 2-1: Komponenten eines Entscheidungsunterstützungssystems 12
Abbildung 2-2: Kreditvergabeprozess 13
Abbildung 2-3: Textklassifikationsprozess unter Verwendung von Stimmungswörterbüchern 20
Abbildung 2-4: Textklassifikationsprozess unter Verwendung von maschinellen Lernalgorithmen 21
Abbildung 3-1: Vorgehen bei der Literaturerfassung (Stand der Forschung) 24
Abbildung 3-2: Rahmenwerk zur Analyse von Daten aus sozialen Medien 25
Abbildung 3-3: Anzahl der Veröffentlichungen im Jahresverlauf (Stand der Forschung) 27
Abbildung 3-4: Einordnung der Artikel in das Rahmenwerk zur Analyse von Daten aus sozialen Medien 28
Abbildung 3-5: Ansätze für zukünftige Forschung 34
Abbildung 4-1: Alpine Bau Deutschland AG 55
Abbildung 4-2: Hochtief Solutions AG 55
Abbildung 4-3: Flexstrom AG 55
Abbildung 4-4: Badenova AG 55
Abbildung 4-5: IVG Immobilien AG 56
Abbildung 4-6: Planet Home AG 56
Abbildung 4-7: Praktiker Deutschland GmbH 56
Abbildung 4-8: OBI GmbH 56
Abbildung 4-9: Löwe AG 56
Abbildung 4-10: Medion AG 56
Abbildung 4-11: Conergy AG 57
Abbildung 4-12: Centrotherm Photovoltaics AG 57
Abbildung 4-13: Ergebnisse des K-NN 60
Abbildung 4-14: Fallbeispiel Backstube Siebrecht GmbH 74
Abbildung 5-1: Vorgehen bei der Literaturerfassung (Entwicklung von Stimmungswörterbüchern) 78
Abbildung 5-2: Anzahl der Veröffentlichungen im Jahresverlauf(Entwicklung von Stimmungswörterbüchern) 79
Abbildung 5-3: Phasenübersicht des Erstellungsprozesses von Stimmungswörterbüchern 79
Abbildung 5-4: Prozess zum Erstellen von Stimmungswörterbüchern 85
Abbildung 5-5: Domänenunabhängige Stimmungswörterbücher und Abhängigkeitsbeziehungen 87
Abbildung 5-6: Erstellen von 2-Grammen 89
Abbildung 5-7: Prozess der Dimensionsreduktion 93
Abbildung 5-8: Klassifikationsgenauigkeit der domänenspezifischen 1-Gramm-Stimmungswörterbücher 103

Dieses Werk ist copyrightgeschützt und darf in keiner Form vervielfältigt werden noch an Dritte weitergegeben werden.
Es gilt nur für den persönlichen Gebrauch.

Abbildung 5-9: Klassifikationsgenauigkeit für domänenspezifische 2-Gramm-Stimmungswörterbücher 105
Abbildung 5-10: Beste Ergebnisse der Stimmungswörterbücher bestehend aus Kombination der 1- und 2-Gramme 108
Abbildung 5-11: Box Plots der Klassifikationsgüte für Merkmalsextraktionstechniken 112
Abbildung 5-12: Boxplots der Klassifikationsgüte für Dimensionsreduktionstechniken 114
Abbildung 5-13: Box Plots der Klassifikationsgüte für Merkmalsrepräsentationstechniken 116
Abbildung 5-14: Box Plots der Klassifikationsgüte für maschinelle Lernalgorithmen 117
Abbildung 6-1: Vorgehen bei der Literaturerfassung (Anforderungsanalyse) 129
Abbildung 6-2: Anzahl Veröffentlichungen im Jahresverlauf (Anforderungsanalyse) 130
Abbildung 6-3: Navigationsbereich 140
Abbildung 6-4: Ausschnitt vom Dashboard 141
Abbildung 6-5: Unternehmen hinzufügen 142
Abbildung 6-6: Auswahl der Scoring-Modelle 143
Abbildung 6-7: Detailansicht SMA Solar 144
Abbildung 6-8: Modellübersicht des Prototyps 145
Abbildung 6-9: Trainingsdaten hochladen 146
Abbildung 6-10: Nutzerunabhänige Analyse 148
Abbildung 6-11: ERM der Datenbankstruktur 149
Abbildung 6-12: Technischer Aufbau des Prototyps 152
Abbildung 6-13: Auszug aus dem Klassendiagramm 153
Abbildung 6-14: Sicherheitsabfrage vor dem Löschen von Suchen/Unternehmen 166
Abbildung 6-15: Architektur der Instanz eines Entscheidungsunterstützungssystems für die Bonitätsprüfung von Unternehmen auf Basis von Textdaten aus sozialen Medien 183
Abbildung Anhang-1: Walter Services GmbH 227
Abbildung Anhang-2: Arvato Direct Services GmbH 227
Abbildung Anhang-3: Max Bahr GmbH 227
Abbildung Anhang-4: Hagebaumarkt GmbH 227
Abbildung Anhang-5: Kunert Fashion GmbH 227
Abbildung Anhang-6: Bugatti GmbH 227
Abbildung Anhang-7: Backstube Siebrecht GmbH 227
Abbildung Anhang-8: Bäcker Görtz GmbH 227
Abbildung Anhang-9: Vollständiges Dashboard 228
Abbildung Anhang-10: Vollständige Modellübersicht des Prototyps 229

Dieses Werk ist copyrightgeschützt und darf in keiner Form vervielfältigt werden noch an Dritte weitergegeben werden.
Es gilt nur für den persönlichen Gebrauch.

Tabellenverzeichnis

Tabelle 1-1: Paradigmatische und methodische Positionierung der Arbeit 6
Tabelle 2-1: Kategorisierung von sozialen Medien 17
Tabelle 3-1: Kriterien nach Keller/Hüsing (2009, S. 1047), um das disruptive Potential von Innovationen zu evaluieren 36
Tabelle 3-2: Zusammenfassung der Marktanalyse 37
Tabelle 3-3: Evaluation des disruptiven Potentials Kreditechs gegenüber der Schufa 41
Tabelle 3-4: Disruptives Potential der Fintechs in den Kategorien 43
Tabelle 4-1: Datensatz 52
Tabelle 4-2: Codebuch 53
Tabelle 4-3: Verteilung der Tweets vor den Insolvenzzeitpunkten in den Stimmungskategorien..... 55
Tabelle 4-4: Kolmogorov-Smirnoff und T-Test zur Prüfung von H1 58
Tabelle 4-5: Tweets mit negativer Stimmung 61
Tabelle 4-6: Tweets mit positiver Stimmung 66
Tabelle 5-1: Phasen der initialen Stimmungswörterbuchkonstruktion 81
Tabelle 5-2: Durchschnittliche Genauigkeit englischsprachiger Stimmungswörterbücher 82
Tabelle 5-3: Phasen der Stimmungswörterbucherweiterung 83
Tabelle 5-4: Anzahl unterschiedlicher Wörter in den Stimmungskategorien 89
Tabelle 5-5: Anzahl unterschiedlicher 2-Gramme in den Stimmungskategorien 90
Tabelle 5-6: Verhältnisse zum Berechnen eines Stimmungsindikators anhand von Stimmungswörterbüchern bestehend aus 1-Grammen und 2- Grammen..... 96
Tabelle 5-7: Kombinationen der Datenvorverarbeitung 98
Tabelle 5-8: Kontingenztabelle für McNemar's Test 100
Tabelle 5-9: Ergebnisse von McNemar's Test für domänenunabhängige Stimmungswörterbücher 102
Tabelle 5-10: F-Maße für domänenunspezifische Stimmungswörterbücher 102
Tabelle 5-11: McNemar's Testergebnisse für das beste domänenspezifische Stimmungswörterbuch 104
Tabelle 5-12: F-Maße für domänenspezifische 1-Gramm-Stimmungswörterbücher 104
Tabelle 5-13: McNemar's Testergebnisse für das beste Stimmungswörterbuch 106
Tabelle 5-14: F-Maße für domänenspezifische 2-Gramm-Stimmungswörterbücher 107
Tabelle 5-15: Ergebnisse der Kombination von 1-Grammen und 2-Grammen..... 108
Tabelle 5-16: Beste Ergebnisse der Kombination von 1-Grammen und 2-Grammen bei unterschiedlichen prozentualen Anteilen der berücksichtigten Stimmungswörterbucheinträge 109
Tabelle 5-17: McNemar's Testergebnisse für das beste Stimmungswörterbuch 111

Dieses Werk ist copyrightgeschützt und darf in keiner Form vervielfältigt werden noch an Dritte weitergegeben werden.
Es gilt nur für den persönlichen Gebrauch.

Tabelle 5-18: F-Maße für domänenspezifische Stimmungswörterbücher basierend auf Kombinationen von 1-Grammen und 2-Grammen ... 111
Tabelle 5-19: T-Tests der Klassifikationsgüte für Merkmalsextraktionstechniken ... 113
Tabelle 5-20: T-Tests der MBZ und EBZ für Merkmalsextraktionstechniken ... 113
Tabelle 5-21: T-Tests der Klassifikationsgüte für Dimensionsreduktionstechniken ... 114
Tabelle 5-22: T-Tests der MBZ und EBZ für Dimensionsreduktionstechniken ... 115
Tabelle 5-23: T-Tests der Klassifikationsgüte für Merkmalsrepräsentationstechniken ... 116
Tabelle 5-24: T-Tests der MBZ und EBZ für Merkmalsrepräsentationstechniken ... 117
Tabelle 5-25: T-Tests der Klassifikationsgüte für maschinelle Lernalgorithmen ... 118
Tabelle 5-26: T-Tests der MBZ und EBZ für maschinelle Lernalgorithmen ... 119
Tabelle 5-27: Die zehn besten Klassifizierer ... 120
Tabelle 5-28: Ergebnisse von McNemar's Test für die zehn besten Klassifizierer ... 122
Tabelle 5-29: F-Maße für die zehn besten Klassifizierer ... 123
Tabelle 6-1: Randbedingungen ... 131
Tabelle 6-2: Anforderungen hinsichtlich der Navigation ... 133
Tabelle 6-3: Anforderungen hinsichtlich der Datenerfassung ... 134
Tabelle 6-4: Anforderungen hinsichtlich der Datenaufbereitung und der Analyse ... 136
Tabelle 6-5: Anforderungen hinsichtlich der Ergebnispräsentation ... 137
Tabelle 6-6: Qualitätsanforderungen ... 138
Tabelle 6-7: Zuordnung der Anforderungen zu Kategorien der ISO-Norm 25010 ... 155
Tabelle 6-8: Zusammenfassung der Evaluationskriterien und –verfahren ... 161
Tabelle 6-9: Zeitmessung der Suche zu Adidas (Ø 349,3 Tweets/Minute) ... 163
Tabelle 6-10: Länge der Klickpfade ... 165
Tabelle 6-11: Ergebnisse der Portabilitätsevaluation ... 167
Tabelle 6-12: Leitfaden für die Expertenbefragung ... 170
Tabelle 6-13: Workshopteilnehmer/innen ... 171
Tabelle 6-14: Grundsätzliche Einschätzungen der Experten zur Verwendung von Textdaten aus sozialen Medien in Bonitätsprüfungen von Unternehmen ... 173
Tabelle 6-15: Neue Anforderungen/Funktionen, von Experten gewünscht ... 175
Tabelle 6-16: Herausforderungen, von Experten genannt ... 177
Tabelle 6-17: Einschränkungen, von Experten genannt ... 178
Tabelle 6-18: Zusätzliche Anforderungen, aufgrund Expertenworkshops identifizierbar ... 180
Tabelle Anhang-1: Einordnung der Quellen in Anwendungsdomänen ... 225
Tabelle Anhang-2: Prozentualer Anteil der Unternehmen in den Kategorien, welche die disruptiv-positiven Kriterien erfüllen ... 226
Tabelle Anhang-3: Zeitmessung der Suche zu Allianz ... 230
Tabelle Anhang-4: Zeitmessung der Suche zu BASF ... 230
Tabelle Anhang-5: Zeitmessung der Suche zu Bayer ... 230
Tabelle Anhang-6: Zeitmessung der Suche zu Beiersdorf ... 230
Tabelle Anhang-7: Zeitmessung der Suche zu BMW ... 230

Dieses Werk ist copyrightgeschützt und darf in keiner Form vervielfältigt werden noch an Dritte weitergegeben werden.
Es gilt nur für den persönlichen Gebrauch.

Tabelle Anhang-8: Zeitmessung der Suche zu Commerzbank 230
Tabelle Anhang-9: Zeitmessung der Suche zu Continental 231
Tabelle Anhang-10: Zeitmessung der Suche zu Daimler 231
Tabelle Anhang-11: Zeitmessung der Suche zu Deutsche Bank 231
Tabelle Anhang-12: Zeitmessung der Suche zu Deutsche Börse 231
Tabelle Anhang-13: Zeitmessung der Suche zu Deutsche Lufthansa 231
Tabelle Anhang-14: Zeitmessung der Suche zu Deutsche Post 231
Tabelle Anhang-15: Zeitmessung der Suche zu Deutsche Telekom 232
Tabelle Anhang-16: Zeitmessung der Suche zu E.ON 232
Tabelle Anhang-17: Zeitmessung der Suche zu Fresenius 232
Tabelle Anhang-18: Zeitmessung der Suche zu Fresenius Medical Care 232
Tabelle Anhang-19: Zeitmessung der Suche zu HeidelbergCement 232
Tabelle Anhang-20: Zeitmessung der Suche zu Henkel 232
Tabelle Anhang-21: Zeitmessung der Suche zu Infineon 233
Tabelle Anhang-22: Zeitmessung der Suche zu K+S 233
Tabelle Anhang-23: Zeitmessung der Suche zu Linde 233
Tabelle Anhang-24: Zeitmessung der Suche zu Merck 233
Tabelle Anhang-25: Zeitmessung der Suche zu Munich Re 233
Tabelle Anhang-26: Zeitmessung der Suche zu RWE 233
Tabelle Anhang-27: Zeitmessung der Suche zu SAP 234
Tabelle Anhang-28: Zeitmessung der Suche zu Siemens 234
Tabelle Anhang-29: Zeitmessung der Suche zu ThyssenKrupp 234
Tabelle Anhang-30: Zeitmessung der Suche zu Volkswagen 234
Tabelle Anhang-31: Zeitmessung der Suche zu Vonovia 234

Dieses Werk ist copyrightgeschützt und darf in keiner Form vervielfältigt werden noch an Dritte weitergegeben werden.
Es gilt nur für den persönlichen Gebrauch.

Dieses Werk ist copyrightgeschützt und darf in keiner Form vervielfältigt werden noch an Dritte weitergegeben werden.
Es gilt nur für den persönlichen Gebrauch.

Abkürzungsverzeichnis

AJAX	Asynchronous JavaScript and XML
API	Application Programming Interface
Blog	Bloggingplattform
BSI	British Standard Institute
BvCM	Bundesverband Credit Management e.V.
EBZ	Evaluationsberechnungszeit
ERM	Entity-Relationship-Modell
GN	GermaNet
IG	Information Gain
ISO	Internationale Organisation für Standardisierung
JDBC	Java Database Connectivity
K-NN	K-Nearest-Neighbor
MaCM	Mindestanforderungen an das Credit Management
MBZ	Modellberechnungszeit
MVC	Model-View-Controller
OECD	Organisation für ökonomische Kooperation und Entwicklung
POS	Part-of-Speech
RSS	Really Simple Syndication
SVM	Support Vector Machine
TF*IDF	Term Frequency * Inverse Document Frequency
URL	Unified Resource Locator
WEKA	Waikato Environment for Knowledge Analysis

Dieses Werk ist copyrightgeschützt und darf in keiner Form vervielfältigt werden noch an Dritte weitergegeben werden.
Es gilt nur für den persönlichen Gebrauch.

Dieses Werk ist copyrightgeschützt und darf in keiner Form vervielfältigt werden noch an Dritte weitergegeben werden.
Es gilt nur für den persönlichen Gebrauch.

1 Einleitung

In den folgenden Kapiteln werden die Problemstellung und der Handlungsbedarf (Kapitel 1.1) sowie die Zielsetzung und die Forschungsfragen (Kapitel 1.2) der vorliegenden Arbeit erläutert. Es folgt die Positionierung der Arbeit innerhalb der Wirtschaftsinformatik sowie der angewandten Forschungsmethodik (Kapitel 1.3). Im letzten Teil der Einleitung wird der Aufbau der Arbeit dargelegt (Kapitel 1.4).

1.1 Problemstellung und Handlungsbedarf

Ein Kreditgeschäft zeichnet sich dadurch aus, dass eine Partei (Kreditnehmer oder Debitor) ihre Leistung in einer Geschäftstransaktion erst zu einem späteren Zeitpunkt erbringt. Der Kreditgeber (Kreditor) tritt daher in Vorleistung und ist dem Risiko ausgesetzt, dass der Kreditnehmer seinen Verpflichtungen zu den festgelegten, späteren Zeitpunkten, zum Beispiel aufgrund fehlender liquider Mittel, nicht nachkommt (Schierenbeck/Hölscher 1998, S. 431).

Der Kreditnehmer hat zu dem Zeitpunkt, an welchem beide Parteien einen Kreditvertrag eingehen, einen Informationsvorsprung gegenüber dem Kreditgeber. So ist er z. B. über seine finanziellen Verhältnisse besser informiert als der Kreditgeber und kann daher besser einschätzen, wie hoch die Wahrscheinlichkeit ist, dass er die Kreditraten nicht wie vereinbart begleichen kann (Schmidt-Mohr 2016; Stiglitz/Weiss 1981, 393 f.). Weiterhin ist der Debitor während der Kreditlaufzeit besser über Handlungen informiert, die er unternimmt, um die vertragsmäßige Rückzahlung der Kreditraten zu gewährleisten. Die Informationen, auf deren Basis der Debitor seine Handlungsentscheidungen trifft, sind dem Kreditor zum Zeitpunkt des Vertragsabschlusses ebenfalls nicht bekannt. Dieser kann nur die Ergebnisse des Handelns, wie z. B. die Zahlungseingänge von Kreditraten, wahrnehmen (Arrow 1986, S. 1183).

Dies sind typische Ausprägungen einer Prinzipal-Agenten-Beziehung, in welcher die Geschäftspartner asymmetrisch informiert sind (Schmidt-Mohr 2016). Der Prinzipal ist im vorliegenden Szenario durch den Kreditgeber repräsentiert. Der Debitor nimmt die Rolle des Agenten ein. Handelskredite, in welchen der Verkäufer eines Produktes oder einer Dienstleistung gleichzeitig als Gläubiger fungiert, da er dem Käufer eine nachgelagerte Zahlung ermöglicht, sind insbesondere in der kurzfristigen Fremdfinanzierung das für die deutsche Wirtschaft aufgrund des Kreditvolumens wichtigste Finanzierungsinstrument (Beck 2014, S. 227; Deutsche Bundesbank 2012, 54 f.).

Welche negativen finanziellen Auswirkungen eine Auswahl von nicht geeigneten Agenten bzw. Debitoren im Szenario der Kreditvergabe haben kann, wird beim Betrachten des folgenden Rechenbeispiels in Anlehnung an Schumann (2002, S. 414) deutlich:

Ein Unternehmen, welches einen Jahresumsatz von 1 Mio. € bei einer Umsatzrendite von 3 % pro Jahr erwirtschaftet, weist einen Gewinn von 30.000 € aus. Kommt es zu einem Forderungsausfall von 5.000 €, reduziert sich der Gewinn auf 25.000 €. Die Umsatzrendite beträgt dann lediglich 2,5 %. Das

Dieses Werk ist copyrightgeschützt und darf in keiner Form vervielfältigt werden noch an Dritte weitergegeben werden.
Es gilt nur für den persönlichen Gebrauch.

Unternehmen müsste 166.666,66 € zusätzlichen Umsatz generieren, um den Forderungsausfall zu kompensieren, was einem Umsatzwachstum von 16,66 % entspräche.

Obwohl die Zahl der Insolvenzen in Deutschland seit 2010 abnimmt, lässt sich diese rückläufige Tendenz für die Schadenssumme aufgrund ausgefallener Forderungen nicht bestätigen (Creditreform Wirtschaftsforschung 2016, 1 ff.). Die Schäden, welche durch Unternehmensinsolvenzen verursacht werden, schwankten im selben Zeitraum stark. Im Jahr 2016 stiegen z. B. allein diese von 19,6 Mrd. € auf schätzungsweise 27,5 Mrd. € (Creditreform Wirtschaftsforschung 2016, S. 4). Die niedrige Anzahl von Insolvenzfällen wird demzufolge durch höhere Schadensvolumina egalisiert. Neben Umsatz- und Gewinneinbußen kann der Ausfall oder der verspätete Eingang von Zahlungen auch die finanzielle Stabilität des Kreditgebers gefährden, sodass dieser im schlimmsten Fall gleichsam wie der Kreditnehmer zahlungsunfähig wird (Beck 2014, S. 1).

Um diesen negativen Auswirkungen der Informationsasymmetrie vorzubeugen und um die unbekannten Charakteristika des Agenten, die Informationen, auf deren Basis der Agent zukünftige Entscheidungen trifft, sowie die Handlungen, die aus diesen Entscheidungen resultieren, in Erfahrung zu bringen, führen Prinzipale in der Regel Analysen durch, um so die Eignung eines Agenten für die ihm übertragene Aufgabe einschätzen zu können (Stiglitz/Weiss 1981, S. 393). Auf Grundlage dieses Vorgehens sollen gute Agenten von schlechten getrennt werden. Verträge werden anschließend ausschließlich mit Agenten eingegangen, deren Analysen positive Ergebnisse vorweisen (Stiglitz/Weiss 1981, S. 393).

In der Kreditwirtschaft umfassen diese Analysen Bonitätsprüfungen, im Rahmen derer Kreditgeber Daten, in welchen sie Hinweise auf die finanzielle Stabilität von Debitoren vermuten, auswerten. In Handelskreditbeziehungen ist ein fortwährendes Monitoring der Geschäftspartner besonders wichtig, da kontinuierlich Waren auf Ziel geliefert werden und sich das Volumen an offenen Forderungen somit häufig ändert (Nahmer 2007, S. 33). Vor jeder neuen Lieferung gilt es, Änderungen hinsichtlich der finanziellen Stabilität des Kreditnehmers zu identifizieren, um z. B. die Kreditkonditionen oder das Kreditlimit anzupassen (Chee et al. 1999, S. 1112). Bei der klassischen Kreditvergabe von Banken werden die Daten zum Teil vom Kreditnehmer im Rahmen einer Selbstauskunft bereitgestellt (Grundmann/Rathner 2015, S. 126). Da Selbstauskünfte bei Lieferantenbeziehungen nicht üblich sind, hat die Berücksichtigung von heterogenen Informationsquellen hier besonderen Stellenwert. Welche Daten Kreditgeber mit Hilfe welcher Werkzeuge in verschiedenen Szenarien auswerten, um über eine Kreditvergabe und die Kreditkonditionen zu entscheiden, wird in Kapitel 2.1.1 ausführlich erläutert.

Die Verfahren zur Bonitätsprüfung sollten kontinuierlich verbessert werden, um Forderungsausfälle weiter zu reduzieren, sodass das eigene Unternehmen von Insolvenzen der Schuldner nach Möglichkeit nicht durch Umsatz- und Gewinneinbußen bis hin zur eigenen Zahlungsunfähigkeit betroffen ist (Kramer/Nitsch 2010, S. 317). Da die Schadenssummen, welche durch Insolvenzen verursacht werden, steigen, wird deutlich, dass die gegenwärtigen Verfahren in diesen Fällen nicht ausreichen, um Gläubigern rechtzeitig Informationen über Zahlungsschwierigkeiten von Schuldnern bereitzustellen (Creditreform Wirtschaftsforschung 2016, S. 4)

Bartels (2013, S. 2) schlägt daher vor, die Datenbasis für Bonitätsprüfungen um Hinweise aus sozialen Medien zu erweitern. Obwohl soziale Medien und alternative Informationsquellen, wie z. B. Daten von

Dieses Werk ist copyrightgeschützt und darf in keiner Form vervielfältigt werden noch an Dritte weitergegeben werden.
Es gilt nur für den persönlichen Gebrauch.

Smartphones, häufig von Dienstleistern in der Finanzindustrie z. B. zur Prognose von Wertpapierkursen genutzt werden, finden diese in der Kreditwirtschaft nur selten Berücksichtigung.

Dass sich in den Daten Hinweise auf die finanzielle Stabilität insbesondere von Unternehmen finden lassen, welche bisher nicht bekannt waren, wurde bereits mehrfach nachgewiesen (Kearney/Liu 2014, S. 181; Nassirtoussi et al. 2014, 7654 f.). Wären die Informationen in Daten aus sozialen Medien für Investoren auch vor der Existenz von sozialen Medien verfügbar gewesen, hätten diese die Informationen nach Aussage der Effizienzmarkthypothese in ihren Entscheidungen berücksichtigt (Kearney/Liu 2014, S. 181). Demzufolge sollte untersucht werden, ob die Daten auch für Bonitätsprüfungen relevante Hinweise enthalten.

Mehrere neu gegründete Unternehmen in der Kreditwirtschaft, wie z. B. Big Data Scoring, Kabbage, Kreditech und Lenddo, nutzen die Daten bereits, um Bonitätsprüfungen ausschließlich basierend auf diesen Daten durchzuführen oder bestehende Prüfungsverfahren mit Daten aus sozialen Medien zu ergänzen (Big Data Scoring 2016; Kabbage 2015; Kreditech 2016; Lenddo 2016). Diese Unternehmen sind gegenwärtig noch von Risikokapitalgebern abhängig und erwirtschaften keine Gewinne. Dies liegt unter anderem daran, dass die Zinsen, welche die Unternehmen für Kredite verlangen, sowie die Kreditausfallraten wesentlich höher sind als diejenigen von etablierten Kreditgebern und sie daher hauptsächlich in Marktnischen, wie z. B. Entwicklungsländern, agieren (Magdirila 2014; Schufa & Finanzen 2016; t3n 2014). Weiterhin veröffentlichen die Unternehmen die angewandten Verfahren zur Datenanalyse nicht, da diese den Wettbewerbsvorteil gegenüber anderen Marktteilnehmern darstellen. Die Güte der Analysemodelle kann demnach nicht nachvollzogen werden und es ist nicht bekannt, mit Hilfe welcher Werkzeuge die Daten analysiert werden können, um Kreditentscheidungen bestmöglich unterstützen zu können.

1.2 Zielsetzung und Forschungsfragen

Es wird im Rahmen dieser Arbeit analysiert, inwiefern sich das Informationspotential von Daten aus sozialen Medien ergänzend nutzen lässt, um Bonitätsprüfungen zu verbessern. Um dieses Ziel zu erreichen, werden nach der Einleitung und der Erläuterung von Grundlagen in Kapitel 2 der aktuelle Stand der Forschung in Kapitel 3.1 und der Stand der Praxis in Kapitel 3.2 aufgearbeitet. Die Aufarbeitung erfolgt, um das Themengebiet aus wissenschaftlicher und praktischer Hinsicht zu systematisieren und bisher gewonnene Erkenntnisse zusammenzufassen. Weiterhin sollen Forschungslücken sowie Marktsegmente aufgezeigt werden, die von Wissenschaftlern bzw. Praktikern bislang nicht beachtet wurden. Auf Grundlage der gewonnenen Erkenntnisse wird das weitere Vorgehen in der Arbeit festgelegt und strukturiert. Die Aufarbeitung von Forschungsstand und Stand der Praxis erfolgt als Antwort auf folgende erste Forschungsfrage:

Forschungsfrage 1: Wie sind der aktuelle Forschungsstand und der Stand der Praxis für die Bonitätsprüfung auf Basis von Daten aus sozialen Medien zu systematisieren?

Dieses Werk ist copyrightgeschützt und darf in keiner Form vervielfältigt werden noch an Dritte weitergegeben werden.
Es gilt nur für den persönlichen Gebrauch.

Nach der Aufarbeitung von Stand der Forschung und Stand der Praxis wird die weitere Arbeit auf die Analyse von nutzergenerierten Textdaten aus sozialen Medien und deren Eignung, die Datenbasis von unternehmensbezogenen Bonitätsprüfungen zu ergänzen, eingegrenzt.

Die Eingrenzung auf Unternehmen erfolgt, da für das Prüfen von Zusammenhängen von Daten aus sozialen Medien und Bonitätsindikatoren Datensätze aus beiden Quellen benötigt werden (Nassirtoussi et al. 2014, 7656 ff.). Wohingegen Daten aus sozialen Medien für Privatpersonen und Unternehmen zum Teil öffentlich verfügbar sind, sind umfangreiche Informationen über die finanzielle Situation von Privatpersonen nur schwer zu beschaffen. Zudem existiert in Deutschland und der Europäischen Union (EU), anders als in Entwicklungsländern, in welchen die eingangs erwähnten neu gegründeten Unternehmen in der Kreditwirtschaft operieren, ein vergleichsweise strenges Datenschutzrecht hinsichtlich der Nutzung von personenbezogenen Daten. Insbesondere da viele Betreiber von sozialen Medien Daten außerhalb der EU, z. B. in den Vereinigten Staaten von Amerika (USA), speichern, ist die Rechtslage nicht abschließend geklärt. Datenschutzabkommen zwischen der EU und anderen Ländern können vor Gericht nicht immer bestehen, sofern Bürger gegen diese vorgehen (Klar/Kühling 2016, 166 ff.).

Der Fokus wurde auf Textdaten gelegt, da in verwandten Anwendungsgebieten wie z. B. der Prognose von Wertpapierkursen mittels dieser Daten relevante Informationen nachgewiesen werden konnten. Zudem konnte kein Forschungsansatz identifiziert werden, in welchem analysiert wird, inwiefern Textdaten aus sozialen Medien die Informationsbasis der Kreditwürdigkeitsprüfung von Firmenkunden ergänzen können. Deshalb wird im Anschluss an die Ausführungen zum Stand der Forschung und Praxis folgende zweite Forschungsfrage im Rahmen einer Machbarkeitsstudie in Kapitel 4 beantwortet:

Forschungsfrage 2: Inwiefern können Textdaten aus sozialen Medien die Informationsbasis der Bonitätsprüfung von Firmenkunden ergänzen?

Da die nutzergenerierten Textdaten aus sozialen Medien im Rahmen der Beantwortung von der zweiten Forschungsfrage manuell ausgewertet wurden, zielt die dritte Forschungsfrage darauf ab, herauszufinden, inwiefern sich die Textanalyse im Anwendungsgebiet der Bonitätsprüfung von Firmenkunden automatisieren lässt. Mit Hilfe einer automatisierten Textdatenanalyse sollen der erhebliche Arbeitsaufwand und die damit verbundenen Personalkosten des manuellen Vorgehens reduziert werden. Die Textdaten können Kreditentscheidern bei einer vollautomatischen Analyse zudem früher zu Verfügung stehen, sofern diese über die Befürwortung eines Kreditantrags entscheiden bzw. Kreditlimite oder Kreditkonditionen festlegen müssen. Die dritte Forschungsfrage wird daher wie folgt formuliert und in Kapitel 5 beantwortet:

Forschungsfrage 3: Inwiefern kann die Analyse von Textdaten aus sozialen Medien im Anwendungsgebiet der Bonitätsprüfung von Firmenkunden automatisiert werden?

Dieses Werk ist copyrightgeschützt und darf in keiner Form vervielfältigt werden noch an Dritte weitergegeben werden.
Es gilt nur für den persönlichen Gebrauch.

Nachdem herausgearbeitet wurde, mit Hilfe welches Verfahrens die Datenanalyse bestmöglich vorgenommen werden kann, gilt es in Kapitel 6 herauszufinden, in welcher Form die Daten einem Kreditentscheider präsentiert werden sollten, damit dieser sie zur Unterstützung bei Kreditentscheidungen heranziehen kann. Daher wird im Rahmen der Beantwortung der vierten Forschungsfrage analysiert, wie ein Modul eines Anwendungssystems, welches Verantwortliche bei Kreditentscheidungen von Firmenkunden auf Basis von Textdaten aus sozialen Medien unterstützt, gestaltet werden kann. Mit der Beantwortung sollen Praktikern Gestaltungsempfehlungen für ein solches System präsentiert werden:

Forschungsfrage 4: Wie sollte ein Modul eines Anwendungssystems zur Entscheidungsunterstützung bei der Bonitätsprüfung von Firmenkunden auf Basis von Textdaten aus sozialen Medien gestaltet werden?

1.3 Positionierung und Forschungsmethodik

Die Arbeit ist innerhalb der Forschungsdomäne des Kreditrisikomanagements bzw. der Bonitätsprüfung sowie des auch im deutschen Sprachgebrauch etablierten englisch formulierten Social Media Analytics positioniert (Stieglitz et al. 2014, 89 ff.; Stiglitz/Weiss 1981, 393 ff.). Die verwendeten Textdaten aus sozialen Medien werden mit Hilfe von Textanalyseverfahren ausgewertet, weshalb auch das Forschungsgebiet des Data Minings bzw. der Unterkategorie des Text Minings von Relevanz ist (Stieglitz et al. 2014, S. 104; Nassirtoussi et al. 2014, S. 7653). Weiterhin sind Überschneidungen mit dem Bereich der Entscheidungsunterstützungssysteme erkennbar (Power 2007). Insbesondere in Kapitel 6 wird dieser Bezug deutlich, in welchem ein Entscheidungsunterstützungssystem für die Bonitätsprüfung von Firmenkunden basierend auf Textdaten aus sozialen Medien entwickelt und evaluiert wird.

Die Arbeit ist der gestaltungsorientierten Wirtschaftsinformatik zuzuordnen, folgt aber dem Methodenpluralismus, sodass auch Forschungsmethoden Anwendung finden, die eher dem verhaltenswissenschaftlichen Forschungsparadigma zuzuordnen sind (Mertens et al. 2017, S. 4; Österle et al. 2010, S. 2). Betont wird an dieser Stelle, dass der Relevanz der Arbeit für die Praxis besonderer Wert beigemessen wird und sich die Arbeit daher von dem im angelsächsischen Raum dominanten Information Systems Research abgrenzt, welches einen beschreibenden Schwerpunkt aufweist, aufgrund dessen die Relevanz für die Praxis oft mangelhaft ist (Österle et al. 2010, 1 f.). Im Vordergrund steht demnach die Gestaltung von innovativen Informationssystemen (Becker 2010, 13 f.; Sinz 2010, 28 f.).

Das primäre Erkenntnisziel der Arbeit ist, die Eignung von Daten aus sozialen Medien als Informationsbasis für Bonitätsprüfungen zu analysieren. Weiterhin sollen geeignete Analysemethoden identifiziert und Gestaltungsprinzipien bzw. Handlungsanleitungen für die Gestaltung eines Entscheidungsunterstützungssystems im Anwendungsgebiet der Bonitätsprüfung von Firmenkunden basierend auf Daten aus sozialen Medien herausgearbeitet werden.

Um diese Ziele zu erreichen, wird zu Beginn eine Literaturanalyse nach Fettke (2006), Levy/Ellis (2006) und Webster/Watson (2002) durchgeführt, um den aktuellen Stand der Wissenschaft im relevanten Themengebiet aufzuarbeiten und Forschungslücken aufzudecken. Weiterhin wird im Rahmen einer

Dieses Werk ist copyrightgeschützt und darf in keiner Form vervielfältigt werden noch an Dritte weitergegeben werden.
Es gilt nur für den persönlichen Gebrauch.

Marktstudie in Anlehnung an Abts/Mülder (2011) sowie Dahnken et al. (2003) erhoben, inwiefern bereits praktische Lösungen für die geschilderte Problemstellung entwickelt wurden.

Basierend auf den Antworten der ersten Forschungsfrage wird eine Machbarkeitsstudie durchgeführt, um das Informationspotential von Textdaten aus sozialen Medien hinsichtlich der finanziellen Stabilität von Unternehmen zu analysieren. Im Rahmen dieser Studie werden eine quantitativ-empirische Inhaltsanalyse nach Neuendorf (2002) und eine qualitativ-empirische Inhaltsanalyse nach Mayring (2015) durchgeführt, um die Forschungsfrage 2 zu beantworten.

In anschließenden Laborexperimenten wird evaluiert, welche Verfahren zur Textklassifikation sich am besten eignen, um die manuell im Rahmen der Machbarkeitsstudie kodierten Daten automatisiert zu bewerten (Wilde/Hess 2007, S. 282). Mit Hilfe der Experimente wird die dritte Forschungsfrage beantwortet. Vor Durchführung der Laborexperimente wird mit Hilfe einer Literaturanalyse, in Anlehnung an Fettke (2006), Levy/Ellis (2006) und Webster/Watson (2002), ermittelt, wie domänenspezifische Stimmungswörterbücher konstruiert werden können, da diese eine Kategorie der im Rahmen der Laborexperimente berücksichtigten, computergestützten Textklassifikationsverfahren darstellen.

Die Experimente sind eine Vorarbeit zum Prototyping, welches im Rahmen der Beantwortung von Forschungsfrage 4 angewandt wird (Böhm/Fuchs 2002, 153 ff.; Mertens et al. 2017, 140 f.; Wilde/Hess 2007, S. 282). Hierbei wird ein Prototyp eines Moduls von einem Entscheidungsunterstützungssystems für die Bonitätsprüfung von Firmenkunden auf Basis von Textdaten aus sozialen Medien entwickelt und evaluiert. Die Anforderungen an den Prototyp werden mit Hilfe einer Literaturanalyse und argumentativ-deduktiver Analysen erarbeitet (Fettke 2006; Levy/Ellis 2006; Webster/Watson 2002; Wilde/Hess 2007, S. 282). Zudem wird dasjenige Textanalyseverfahren, welches im Rahmen der vorangegangenen Experimente die besten Ergebnisse erzielt, als Modellkomponente in das Entscheidungsunterstützungssystem integriert. Im Rahmen einer Evaluation wird der Prototyp in Laborexperimenten getestet. Weiterhin werden in einer qualitativen Querschnittsanalyse Kreditentscheider aus der Praxis hinsichtlich der Eignung des Prototyps und zusätzlichen Anforderungen befragt. Das Ergebnis des Prototyping sind Gestaltungsprinzipien bzw. Handlungsanleitungen für die Gestaltung der Instanz eines Entscheidungsunterstützungssystems im betrachteten Anwendungsgebiet.

Welche Methoden angewandt werden, um die Forschungsfragen zu beantworten, zeigt Tabelle 1-1.

Forschungsfrage	Forschungsparadigma	Angewandte Methoden
1	Verhaltensorientiert	Literaturanalyse (Fettke 2006; Levy/Ellis 2006; Webster/Watson 2002) Marktstudie (Abts/Mülder 2011; Dahnken et al. 2003)
2	Verhaltensorientiert	Quantitativ-empirische Inhaltsanalyse (Neuendorf 2002) Qualitativ-empirische Inhaltsanalyse (Mayring 2015)
3	Gestaltungsorientiert	Literaturanalyse (Fettke 2006; Levy/Ellis 2006; Webster/Watson 2002) Laborexperimente (Wilde/Hess 2007, S. 282)
4	Gestaltungsorientiert	Prototyping (Böhm/Fuchs 2002, 153 ff.; Mertens et al. 2017, 140 f.; Wilde/Hess 2007, S. 282) Literaturanalyse (Fettke 2006; Levy/Ellis 2006; Webster/Watson 2002) Argumentativ-deduktive Analyse (Wilde/Hess 2007, S. 282) Laborexperimente (Wilde/Hess 2007, S. 282) Qualitative Querschnittsanalyse (Wilde/Hess 2007, S. 282)

Tabelle 1-1: Paradigmatische und methodische Positionierung der Arbeit

Dieses Werk ist copyrightgeschützt und darf in keiner Form vervielfältigt werden noch an Dritte weitergegeben werden.
Es gilt nur für den persönlichen Gebrauch.

1.4 Aufbau der Arbeit

Die Arbeit ist in sieben Kapitel gegliedert wie in Abbildung 1-1 dargestellt. Im Anschluss an die in diesem Kapitel präsentierte Einleitung werden die Grundlagen in Kapitel 2 erläutert. Hierzu werden die Bonitätsprüfung, soziale Medien und nutzergenerierte Inhalte sowie die Stimmungsanalyse definiert und eingegrenzt. Die Bonitätsprüfung wird weiterhin in den Kreditvergabeprozess eingeordnet und es werden Anwendungssysteme, die Kreditentscheider unterstützen, beschrieben. Weiterhin wird auf Entwicklungen, die von neu gegründeten Unternehmen in der Finanzdienstleistungsbranche vorangetrieben werden, eingegangen. Diese Unternehmen versuchen, etablierten Akteuren mit innovativen Produkten Marktanteile abzuwerben. Im Rahmen der Ausführungen zu sozialen Medien wird zudem auf die für den weiteren Verlauf relevanten Kategorien der Bloggingplattformen und sozialen Netzwerke eingegangen. Die Stimmungsanalyse wird differenziert nach Stimmungswörterbüchern und maschinellen Lernalgorithmen als Werkzeuge zur automatisierten Textklassifikation behandelt.

Nach den Grundlagen werden der aktuelle Stand der Forschung und der aktuelle Stand der Praxis in Kapitel 3 aufgearbeitet. Um den Stand der Forschung zu ermitteln, werden im Rahmen eines Literaturreviews zu Beginn relevante Publikationen identifiziert. Diese werden anschließend unter Zuhilfenahme eines Rahmenwerks zur Analyse von Daten aus sozialen Medien klassifiziert, um aufzeigen zu können, welche Bereiche bereits abgedeckt und welche unerforscht sind. Um den Stand der Praxis darzulegen, werden Unternehmen, welche im betrachteten Anwendungsgebiet aktiv sind, anhand einer Marktstudie herausgearbeitet. Hierbei wird zwischen Neugründungen von Unternehmen, welche zum Ziel haben, mit etablierten Akteuren zu konkurrieren, und langfristig bestehenden Marktteilnehmern unterschieden. Weiterhin wird das Potential der neu gegründeten Unternehmen, die etablierten Akteure zu verdrängen, analysiert. So kann eingeschätzt werden, inwiefern sich die Unternehmenslandschaft von Dienstleistern im Anwendungsgebiet der Bonitätsprüfung verändern wird. Zudem werden Marktlücken aufgezeigt, in welchen bislang kein Unternehmen operiert. Da sowohl wissenschaftlich als auch praktisch bisher noch keine Lösungen für Bonitätsprüfungen von Unternehmen basierend auf Textdaten aus sozialen Medien präsentiert wurden, die ergänzend zu herkömmlichen Methoden angewandt werden können, werden Lösungsansätze für diese Lücke in Forschung und Praxis im weiteren Verlauf der Arbeit erarbeitet.

Daher wird im vierten Kapitel im Rahmen einer Machbarkeitsstudie untersucht, inwiefern sich Unterschiede in Textdaten aus sozialen Medien in einer Gruppe von insolventen Unternehmen vor dem Stellen des Insolvenzantrages im Vergleich zu einer Gruppe bestehend aus solventen Unternehmen im selben Zeitraum identifizieren lassen. Nach dem Aufstellen von Forschungshypothesen werden die Daten deskriptiv, quantitativ und qualitativ mit Hilfe von Inhaltsanalysen bzw. Stimmungsanalysen ausgewertet. Weiterhin wird am Beispiel einer Fallstudie aufgezeigt, inwiefern die Daten aus sozialen Medien herkömmliche Ratings ergänzen können.

Um die Datenanalyse, die in der Machbarkeitsstudie manuell durchgeführt wurde, zu automatisieren, werden computergestützte Verfahren für die Analyse von Textdaten aus sozialen Medien im Anwendungsgebiet der Bonitätsprüfung im fünften Kapitel miteinander verglichen. Eine Automatisierung ist insbesondere erforderlich, da in praktischen Anwendungen die Anzahl an zu beobachtenden Unternehmen und damit auch die Anzahl an auszuwertenden Textbeiträgen sehr hoch sein kann. Bei manu-

Dieses Werk ist copyrightgeschützt und darf in keiner Form vervielfältigt werden noch an Dritte weitergegeben werden.
Es gilt nur für den persönlichen Gebrauch.

eller Auswertung würden daher hohe Personalkosten sowie lange Zeiträume bis zum Vorliegen der Analyseergebnisse resultieren. Hierzu werden domänenunabhängige und spezifisch für das vorliegende Anwendungsgebiet entwickelte Stimmungswörterbücher evaluiert. Weiterhin werden Textklassifikationsverfahren, die auf Vorverarbeitungsschritten der Merkmalsextraktion, Dimensionsreduktion und Merkmalsrepräsentation sowie maschinellen Lernalgorithmen basieren, getestet.

In Kapitel 6 wird ein Prototyp eines Entscheidungsunterstützungssystems auf Basis von Textdaten aus sozialen Medien entwickelt, welcher die Bonitätsprüfung von Firmenkunden ergänzen kann. Zur Entwicklung des Systems werden Anforderungen erhoben, woraufhin die konzeptionelle Modellierung vorgenommen wird. Nach der anschließenden Implementierung erfolgt eine Evaluation.

Die Arbeit schließt mit einem Fazit in Kapitel 7, in welchem die zentralen Ergebnisse zusammengefasst sowie Implikationen für die Wissenschaft und Praxis aufgezeigt werden. Außerdem wird ein Ausblick auf mögliche zukünftige Forschungsvorhaben gegeben. Limitationen der durchgeführten Studien werden jeweils am Ende der einzelnen Kapitel in einem Zwischenfazit diskutiert.

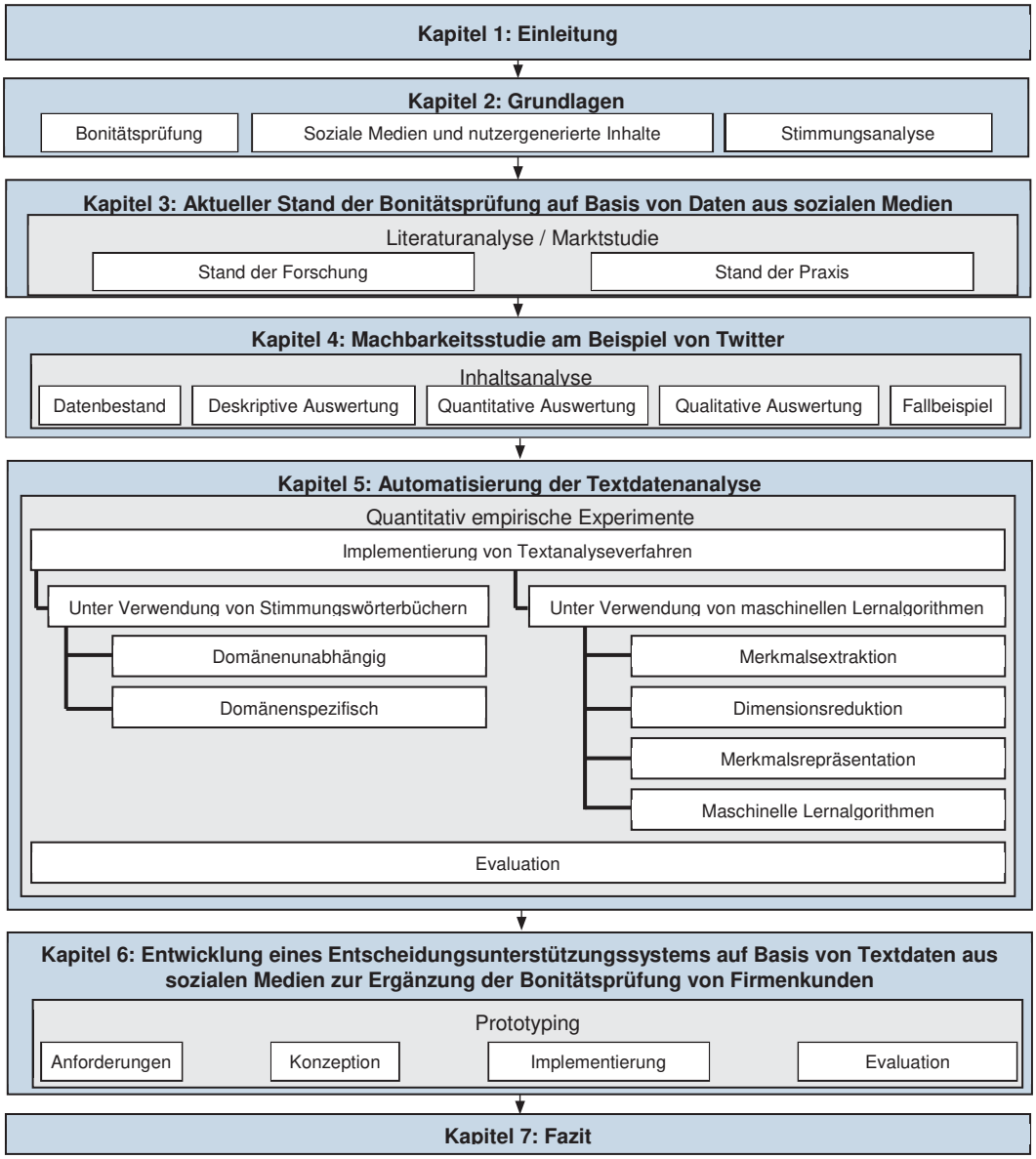

Abbildung 1-1: Aufbau der Arbeit

Dieses Werk ist copyrightgeschützt und darf in keiner Form vervielfältigt werden noch an Dritte weitergegeben werden.
Es gilt nur für den persönlichen Gebrauch.

2 Grundlagen

Nachfolgend werden in Kapitel 2.1. die Grundlagen der Bonitätsprüfung erläutert. Daraufhin erfolgen Ausführungen zu sozialen Medien und nutzergenerierten Inhalten (Kapitel 2.2) sowie zur Stimmungsanalyse (Kapitel 2.3), mit Hilfe derer Textdaten in ein numerisches Format überführt werden, um eine quantitative Auswertung vornehmen zu können.

2.1 Bonitätsprüfung

Um grundlegende Inhalte der Bonitätsprüfung zu erklären, wird der Begriff zuerst definiert und eingegrenzt. Anschließend wird erläutert, wie Entscheidungsunterstützungssysteme für die Bonitätsprüfung gestaltet sind. Daraufhin erfolgt eine Einordnung in den Kreditvergabeprozess. Die Ausführungen schließen mit einer kurzen Einführung in aktuelle Entwicklungen, die Neugründungen von Unternehmen im Gebiet der Bonitätsprüfung umfassen.

2.1.1 Definition und Eingrenzung

Im Rahmen einer Bonitäts- oder Kreditwürdigkeitsprüfung wird die Höhe des Ausfallrisikos vor der Kreditvergabe und während der Kreditlaufzeit eingeschätzt. Die Prüfung umfasst demnach die:

> „Analyse der“ [...] „wirtschaftlichen Verhältnisse eines potenziellen Kreditnehmers zur Abschätzung des mit einer Kreditvergabe verbundenen Risikos“ (Breuer 2016).

Der Datenbestand, der verwendet wird, um die persönlichen und wirtschaftlichen Verhältnisse zu analysieren, unterscheidet sich danach, ob es sich bei dem Kreditnehmer um eine Privatperson oder ein Unternehmen handelt (Schumann 2002, S. 416). Weiterhin kann zwischen internen und externen Informationen unterschieden werden (Schumann 2002, 415 f.).

Ist der Kreditnehmer eine Privatperson, werden insbesondere Negativinformationen geprüft. Dies können z. B. in der Vergangenheit nicht oder verspätet bezahlte Rechnungen sowie ungedeckte Konten beim Lastschrifteinzug sein (Schumann 2002, 416 f.). Weitere Informationen können von den Privatpersonen im Rahmen einer Selbstauskunft erhoben werden. Hierzu zählen z. B. das Alter, die finanziellen Verhältnisse sowie der Familienstatus. Regelmäßige Einkommen können von der Privatperson z. B. in Form von Gehaltsabrechnungen nachgewiesen werden. Den regelmäßigen Einnahmen werden anschließend die durchschnittlichen Ausgaben gegenüber gestellt. Nach Abzug der Ausgaben muss der verbleibende Betrag ausreichen, um die Kreditrate sowie den Lebensunterhalt zu begleichen (Erdmann 2016).

Sofern es sich bei dem Kreditnehmer um ein Unternehmen handelt, umfasst die Datenbasis Finanzkennzahlen, die auf Grundlage von Jahresabschlüssen berechnet werden und öffentlich verfügbar sind oder vom potentiellen Kreditnehmer bereitgestellt werden, sowie Branchen- und Managementanalysen

Dieses Werk ist copyrightgeschützt und darf in keiner Form vervielfältigt werden noch an Dritte weitergegeben werden.
Es gilt nur für den persönlichen Gebrauch.

(Chee et al. 1999, S. 1114; Schumann 2002, S. 418). Weiterhin kann auf Zahlungserfahrungen aus der Geschäftsbeziehung zurückgegriffen werden, sofern diese vorliegen und regelmäßig neue Geschäftstransaktionen abgewickelt werden. Verändert sich die Zahlweise, können Rückschlüsse auf die finanzielle Stabilität gezogen werden (Schumann 2002, S. 417).

Die Analyse der Daten kann mit Hilfe von Expertenwissen oder mathematisch-statistischen Verfahren erfolgen. Beide Verfahren können zum Teil auch kombiniert werden (von Stegmann und Stein, E. 2000, 22 ff.). Beim expertenbasierten Ansatz werden die Daten von Einzelnen oder Expertengruppen ausgewertet. Diese stellen anschließend Regeln, z. B. Scoring-Modelle, auf, anhand derer zukünftige Kreditentscheidungen getroffen werden (Schumann 2002, S. 418). Unter Verwendung von mathematisch-statistischen Verfahren, wie z. B. Diskriminanz-, Regressionsanalysen oder maschinellen Lernalgorithmen, z. B. Neuronalen Netzen oder dem K-Nearest-Neighbor Algorithmus (K-NN)), werden historische Kreditgeschäfte analysiert, um Charakteristika von guten und schlechten Debitoren zu identifizieren (Altman 1968, 590 ff.; Galindo/Tamayo 2000, S. 111). Heutzutage werden die Debitoren nicht in zwei Klassen, sondern in ein feingranulares Ratingsystem eingeordnet. Ein potentieller Debitor wird derjenigen Ratingkategorie zugeordnet, deren Charakteristika er aufweist (Keßler 2010, 116 ff.). In Abhängigkeit von der Ratingkategorie können z. B. höhere Zinssätze oder striktere Zahlungsbedingungen vereinbart werden, um die Kreditvergabe bei erhöhtem Ausfallrisiko dennoch zu ermöglichen. Ab einer bestimmten Risikoklasse wird in der Regel kein Kredit mehr vergeben.

Mathematisch-statistische Verfahren kommen insbesondere dann zur Anwendung, wenn ausreichend große Datenmengen vorliegen, die analysiert werden können. Sofern die Kreditentscheidung komplexer wird, was bei Firmenkundenkrediten in der Regel der Fall ist, sollten die mathematisch-statistischen Verfahren, mit Hilfe derer die langfristige Liquidität in der Regel basierend auf Jahresabschlüssen gut prognostiziert werden kann, zumindest um die wissensbasierte Analyse kurzfristiger Informationen ergänzt werden (Schumann 2002, S. 419).

Neben der selbstständig durchgeführten Bonitätsprüfung kann der Kreditor Dienstleister beauftragen, welche die Datenbeschaffung und Analyse vornehmen und in der Regel ein Rating sowie eine Ausfallwahrscheinlichkeit übermitteln. Dies hat zudem den Vorteil, dass auch Zahlungserfahrungen von Geschäftsbeziehungen des Debitors mit Dritten berücksichtigt werden können. Auskunfteien, wie z. B. die Creditreform, sammeln, archivieren und analysieren die Informationen. Anschließend werden diese den Kreditoren entgeltlich zur Verfügung gestellt. Zudem muss der Kreditor die Zahlungserfahrungen aus dem Kreditgeschäft in der Regel rückmelden, sodass die Auskunftei ihren Datenbestand aktualisieren kann (Schumann 2002, S. 416).

2.1.2 Entscheidungsunterstützungssysteme für die Bonitätsprüfung

„Ein Entscheidungsunterstützungssystem“ […] „ist ein interaktives, computergestütztes Anwendungssystem, das Fach- und Führungskräfte“ […] „mit Modellen, Methoden und problembezogenen Daten in ihrem Planungs- und Entscheidungsprozess unterstützt“ (Gabriel 2016).

Dieses Werk ist copyrightgeschützt und darf in keiner Form vervielfältigt werden noch an Dritte weitergegeben werden.
Es gilt nur für den persönlichen Gebrauch.

Das Ziel liegt auf der Unterstützung von Entscheidungsprozessen, um eine bessere Entscheidungsqualität zu ermöglichen. Primäres Ziel ist demnach nicht die Informationsbereitstellung anhand von verdichteten Daten für Führungskräfte, wie im Falle von Managementinformationssystemen (Gabriel 2016; Gluchowski et al. 2008, 62 ff.)

Ein Entscheidungsunterstützungssystem besteht nach Power (2002, S. 17) aus einer Datenbankkomponente, die sowohl unternehmensinterne als auch externe Daten beziehen kann und diese bereitstellt. Bei Entscheidungsunterstützungssystemen für die Bonitätsprüfung werden interne bzw. externe Daten aus den in Kapitel 2.1.1 erläuterten - nach privaten und unternehmerischen Kreditnehmern unterschiedlich ausfallenden – Quellen beschafft und in die Datenbank des Entscheidungsunterstützungssystems übernommen (Chee et al. 1999, S. 1114; Erdmann 2016; Kanungo et al. 2001, S. 421; Schumann 2002, 416 ff.). Basierend auf den Daten werden mit Hilfe einer Modellkomponente Rückschlüsse gezogen, welche zur Entscheidungsunterstützung herangezogen werden können. Die Modellkomponente umfasst in der Bonitätsprüfung die mathematisch-statistischen Verfahren oder das formalisierte Expertenwissen, anhand derer das Scoring der Kreditantragsteller vorgenommen wird (Knaese 1996, 102 f.; Schumann 2002, S. 419; von Stegmann und Stein, E. 2000, 22 ff.; Altman 1968, 590 ff.; Galindo/Tamayo 2000, S. 111). Datenbank und Modellkomponente kommunizieren über eine Kommunikationskomponente, welche z. B. Server und Netzwerk verwaltet. Die Kommunikationskomponente bildet zudem die Schnittstelle zur Oberfläche, über welche der Nutzer das System steuern kann. Z. B. kann der Nutzer Anweisungen geben, dass Daten eines bestimmten Zeitraums mit Hilfe der Modellkomponente bewertet werden sollen, wie etwa die Berechnung eines Unternehmensratings basierend auf einem Jahresabschluss. In Abbildung 2-1 sind die Komponenten eines Entscheidungsunterstützungssystems und deren Beziehungen untereinander in Anlehnung an Power (2002, S. 17) zusammengefasst.

Weiterhin ist bei der Entwicklung eines Entscheidungsunterstützungssystems für die Bonitätsprüfung laut den Mindestanforderungen an das Creditmanagement (MaCM) des Bundesverband Credit Management e.V. (BvCM) darauf zu achten,

- dass die zur Ermittlung der Kennzahlen herangezogenen Daten aus zuverlässigen Quellen stammen,
- die Kennzahlen regelmäßig erhoben und an die verantwortliche Funktion berichtet werden,
- sämtliche für die erstmalige und laufende Bonitätsbeurteilung herangezogenen Unterlagen für einen festgelegten Zeitraum systematisch aufzubewahren sind,
- die Bestandskunden einer permanenten Bonitätsüberwachung unterliegen und
- die Kunden permanent auf das Auftreten von Frühwarnindikatoren überwacht werden (Bundesverband Credit Management e.V. 2016, 12 ff.).

Dieses Werk ist copyrightgeschützt und darf in keiner Form vervielfältigt werden noch an Dritte weitergegeben werden.
Es gilt nur für den persönlichen Gebrauch.

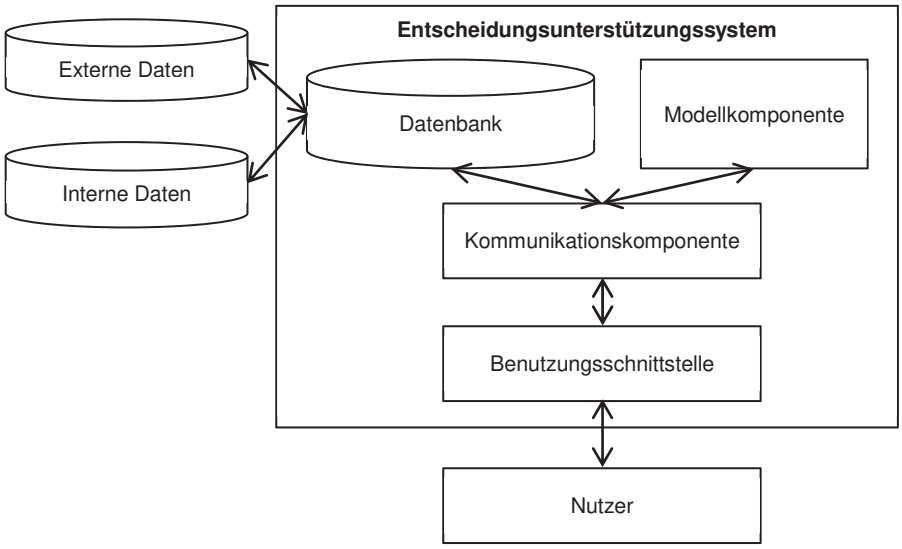

Abbildung 2-1: Komponenten eines Entscheidungsunterstützungssystems

2.1.3 Einordnung in den Kreditvergabeprozess

Um die Bonitätsprüfung in den Kreditvergabeprozess einzuordnen, wird dieser im Folgenden erläutert. Zu Beginn stellt der potentielle Debitor einen Antrag auf Kreditgewährung beim Kreditor (Allweyer 2005, 45 f.). In dem Antrag spezifiziert der Debitor, welches Volumen der Kredit umfassen soll. Weiterhin werden Angaben, wie z. B. der Name und die Adresse des Antragstellers, angegeben. In der anschließenden formalen Prüfung werden die Daten hinsichtlich ihrer Echtheit verifiziert (Schumann 2002, S. 417). Nach der formalen Prüfung erfolgt die Bonitätsprüfung gemäß Kapitel 2.1.1. (Allweyer 2005, S. 45). Nachdem die Zahlungsfähigkeit geprüft wurde, hat der Debitor üblicherweise die Möglichkeit, Sicherheiten in das Kreditgeschäft einzubringen, die der Kreditor realisieren kann, sofern es zu einem Zahlungsausfall kommt (Allweyer 2005, S. 45; Schumann 2002, 419 f.). Hierbei ist auch zu bestimmen, inwiefern sich der Wert der Sicherheit während der Kreditlaufzeit verändert. Beim anschließenden Festlegen der Kreditkonditionen sind ausschließlich ausfallbehaftete Risiken, die nicht durch Sicherheiten gedeckt werden, und die Wahrscheinlichkeit dieser Zahlungsausfälle zu berücksichtigen (Schumann 2002, S. 420). Die Kreditkonditionen, welche die Laufzeit, monatliche Raten und Zinsen umfassen, werden festgelegt, sofern die vorangegangenen Prüfungen dies erlauben. Sind die Prüfungen negativ, wird der Kreditantrag abgelehnt. Sollte der potenzielle Kreditnehmer die angebotenen Konditionen nicht akzeptieren, kommt ebenfalls kein Vertrag zustande. Sofern sich beide Parteien einig sind, wird die Kreditsumme dem Debitor ausgezahlt. Bei Lieferantenkrediten erfolgt die Lieferung der Waren oder die Durchführung der Dienstleistungen vor Zahlung des Rechnungsbetrags. Zudem kann zu den vertraglich festgelegten Daten die Rückzahlung der Kreditraten, zwingend aber die der Zinsen, abgewickelt werden (Jährig/Schuck 1990, S. 587). Der gesamte Kreditvergabeprozess ist in Abbildung 2-2 zusammengefasst.

Dieses Werk ist copyrightgeschützt und darf in keiner Form vervielfältigt werden noch an Dritte weitergegeben werden.
Es gilt nur für den persönlichen Gebrauch.

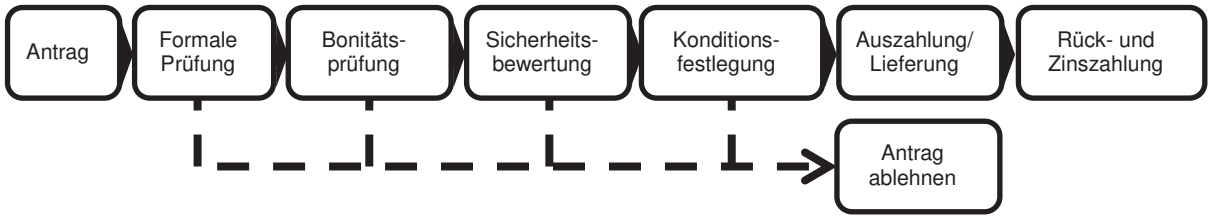

Abbildung 2-2: Kreditvergabeprozess

Der Schwerpunkt der Arbeit liegt auf dem dritten in Abbildung 2-2 dargestellten Prozessschritt. Es wird untersucht, inwiefern die Bonitätsprüfung mit Hilfe von Daten aus sozialen Medien verbessert werden kann. Die vorgelagerten Schritte der Antragstellung und die formale Prüfung werden nicht vertiefend analysiert. Die Bewertung der Sicherheiten sowie der Regeln zur Festlegung der Kreditkonditionen sind ebenfalls nicht zentraler Bestandteil der Arbeit ebenso wie die Auszahlung der Kreditsumme und die Abwicklung der Rückzahlungen. Lediglich in Kapitel 3.2 beim Aufarbeiten des aktuellen Stands der Praxis werden Neugründungen von Unternehmen entlang des gesamten Kreditvergabeprozesses berücksichtigt und analysiert. Grundlegende Informationen zu diesen Neugründungen werden im nächsten Kapitel erläutert.

2.1.4 Entwicklungen durch Neugründungen von Unternehmen in der Finanzdienstleistungsbranche

In den vergangenen Jahren sind vermehrt Neugründungen von Unternehmen in der Finanzdienstleistungsbranche erfolgt, welche auch Prozesse in der Kreditwirtschaft und insbesondere Bonitätsprüfungsverfahren verändern. Diese Neugründungen werden in wissenschaftlicher sowie praxisorientierter Literatur häufig als Fintechs bezeichnet. Der Begriff setzt sich aus dem englischen FINancial und TECHnology zusammen (Sironi 2016, S. 1). Auch im Deutschen kann der Begriff aus den Ausdrücken FINanzen und TECHnologie zusammengesetzt werden. Den Fintechs wird von einigen Autoren nachgesagt, dass sie das Potential haben, die Finanzdienstleistungsbranche mit Hilfe von vollautomatisierten Geschäftsprozessen, einer hohen Kundenorientierung sowie hoher Transparenz zu revolutionieren und von den alteingesessenen Finanzdienstleistern substantielle Marktanteile zu übernehmen (Kipker 2014, S. 2).

Nach der Theorie der disruptiven Innovationen von Christensen (1997) treten Revolutionen einer Branche auf, wenn Produktions- oder Dienstleistungsprozesse insofern von neuen Marktteilnehmern verändert werden, dass sich die Kundenerwartungen und der Wettbewerb hinsichtlich der Qualitätsmerkmale verändern. Dies hat zur Folge, dass vorherrschende Marktteilnehmer versagen (Keller/Hüsing 2009, S. 1045). Das Versagen erfolgt, da die neuen Prozesse nicht mit den bestehenden Wertschöpfungsketten kompatibel sind. Die disruptiven Innovationen sind im Kontrast zu nachhaltigen Innovationen zu betrachten. Nachhaltige Innovationen können in der Regel von den etablierten Marktakteuren adaptiert werden, da die Kundenerwartungen und der Wettbewerb sich in Bezug auf die Qualitätsmerkmale nicht verändern. Die notwendigen Prozesse, um disruptive Innovationen einzuführen, können von den etab-

Dieses Werk ist copyrightgeschützt und darf in keiner Form vervielfältigt werden noch an Dritte weitergegeben werden.
Es gilt nur für den persönlichen Gebrauch.

lierten Akteuren nicht implementiert werden, sodass diese die Innovationen ignorieren und neue Marktteilnehmer sich Marktanteile sichern können (Keller/Hüsing 2009, S. 1045).

2.2 Soziale Medien und nutzergenerierte Inhalte

In diesem Kapitel erfolgt zunächst die Definition und Eingrenzung von sozialen Medien sowie nutzergenerierten Inhalten. Anschließend wird eine Kategorisierung vorgenommen, anhand derer die sozialen Medien für die weitere Ausarbeitung eingegrenzt werden.

2.2.1 Definition und Eingrenzung

Soziale Medien werden im Rahmen dieser Arbeit in Anlehnung an (Kaplan/Haenlein 2010, S. 61) als

> Gruppe von Anwendungen, die auf der ideologischen und technologischen Grundlage des Web 2.0 aufbauen und die Erstellung sowie den Austausch von nutzergenerierten Inhalten ermöglichen,

definiert.

Unter dem Begriff Web 2.0 wird eine neue Art und Weise, in der Anwendungsentwickler und Nutzer das Internet verwenden, verstanden. Im Rahmen dieser neuen Nutzungsweise werden Inhalte und Anwendungen nicht wie bisher von wenigen Einzelpersonen oder Gruppen gestaltet, sondern kontinuierlich von allen Akteuren in einem kollaborativen und partizipativen Prozess entwickelt. Das Web 2.0 ist hierbei nicht klar aufgrund einer spezifischen neuen technischen Entwicklung vom Web 1.0 abzugrenzen. Dennoch gibt es eine Reihe von Funktionalitäten. wie z. B. Really Simple Syndication (RSS, eine Gruppe von Formaten, um Inhalte vielfach in einem standardisierten Format zu aktualisieren) sowie AJAX (Asynchronous Javascript, eine Technik, um Daten asynchron von Webservern abzufragen und eine Aktualisierung von Webinhalten ohne Nutzerinteraktion zu ermöglichen), aufgrund derer die Entwicklung des Web 2.0 erst möglich geworden ist (Kaplan/Haenlein 2010, S. 61).

Nach der Organisation für ökonomische Kooperation und Entwicklung (OECD 2007, S. 8) müssen nutzergenerierte Inhalte drei Kriterien erfüllen, um als solche bezeichnet werden zu können:

- Öffentliche Verfügbarkeit: Der erstellte Inhalt muss in einem bestimmten Kontext veröffentlicht worden sein. Dies kann für jeden einsehbar auf einer frei zugänglichen Webseite erfolgen, aber auch in einem geschlossenen Bereich, der nur ausgewählten Personen zugänglich ist. Auf diese Weise können z. B. E-Mails und private Kommunikation über soziale Medien ausgeschlossen werden.
- Kreativer Schöpfungsprozess: Ein bestimmter Umfang an kreativem Aufwand muss in die Erstellung des Inhalts geflossen sein, sodass dieser als nutzergeneriert bezeichnet werden kann. Dies schließt aus, dass z. B. Teile von Fernsehsendungen als Videos in sozialen Medien eingestellt und als nutzergenerierte Inhalte angesehen werden. Welcher kreative Aufwand als Mi-

Dieses Werk ist copyrightgeschützt und darf in keiner Form vervielfältigt werden noch an Dritte weitergegeben werden.
Es gilt nur für den persönlichen Gebrauch.

nimalvoraussetzung erfolgen muss, um die Klassifikation als nutzergenerierten Inhalt zu rechtfertigen, ist jedoch schwer festzulegen.

- Erstellung außerhalb professioneller Routinen und Praktiken: Nutzergenerierte Inhalte werden grundsätzlich außerhalb von professionellen Prozessen erstellt. Motivierende Faktoren für die Urheber sind nicht ein zu erzielender Profit, sondern z. B. die Kommunikation und Vernetzung mit Freunden, einen bestimmten Bekanntheitsgrad oder Prestige zu erlangen sowie das Bedürfnis sich selbst darzustellen und zu präsentieren.

Bezogen auf diese drei Faktoren werden für die folgende Arbeit Einschränkungen vorgenommen: Hinsichtlich der öffentlichen Verfügbarkeit werden Inhalte, die in sozialen Medien innerhalb geschlossener Gruppen publiziert werden, nicht berücksichtigt. Da solche Gruppen häufig durch ein Passwort geschützt sind, ist ein Zugriff auf diese Daten nur über einen Beitrittsantrag möglich, auf dessen Ausgang wenig Einfluss genommen werden kann. Trotz ihrer Nichtberücksichtigung werden diese Inhalte weiterhin als nutzergenerierte Inhalte klassifiziert. Explizit als nutzergenerierte Inhalte werden im Folgenden auch Verbindungen unter Nutzern, z. B. Freundeslisten, aufgefasst.

Das alleinige Kopieren und Teilen von Inhalten in sozialen Medien von Nutzern ist für die folgende Arbeit als Minimalvoraussetzung eine ausreichend kreative Leistung, um einen Inhalt als nutzergeneriert zu betrachten. Das Kriterium des kreativen Schöpfungsprozesses, um Inhalte als nutzergeneriert anzusehen, ist daher durch das Veröffentlichen in sozialen Medien erfüllt. Dieses Kriterium der OECD wird daher nicht weiter berücksichtigt. Dies ist insbesondere im Hinblick auf das Anwendungsgebiet der Bonitätsprüfung sinnvoll, da so die Menge der relevanten Daten und damit der potentiellen Informationsträger nicht weiter eingeschränkt wird.

Die Erstellung der Inhalte außerhalb professioneller Routinen und Praktiken wird für die vorliegende Arbeit zudem weiter gefasst als von der OECD (2007, S. 8). Inhalte, die von Unternehmen, z. B. zu Werbezwecken, in sozialen Medien bereitgestellt werden, sind demnach auch nutzergenerierte Inhalte gleichsam wie diejenigen, die Privatpersonen generiert haben. Hierzu zählen auch alle Inhalte, die auf Profilen von Unternehmen in sozialen Medien dargestellt sind. Ausgeschlossen werden hiervon allerdings Inhalte, die vom Plattformbetreiber kreiert worden sind, wie z. B. Ankündigungen über geänderte allgemeine Geschäftsbedingungen sowie Hinweise auf Wartungsarbeiten oder neue Funktionen, die den Nutzern angezeigt werden.

Nutzergenerierte Inhalte sind in dieser Arbeit demnach definiert als

> das Ergebnis aller Arten, über welche Benutzer mit sozialen Medien interagieren (Kaplan/Haenlein 2010, S. 61).

Jeglicher Inhalt auf sozialen Medien, der nicht durch den Plattformbetreiber generiert wurde, ist demnach als nutzergenerierter Inhalt aufzufassen.

Dieses Werk ist copyrightgeschützt und darf in keiner Form vervielfältigt werden noch an Dritte weitergegeben werden.
Es gilt nur für den persönlichen Gebrauch.

Abzugrenzen sind soziale Medien nach Schumann et al. (2014, 6 ff.) zudem von traditionellen Medien. Anbieter traditioneller Medien kreieren, assimilieren und distribuieren Inhalte. Alle Tätigkeiten werden hierbei aber im Gegensatz zu sozialen Medien ausschließlich vom Produzenten vorgenommen. Die Distribution erfolgt nur in der Richtung vom Produzenten zum Konsumenten. Das Datenformat kann Texte, Bilder sowie Audio- oder Videoformate umfassen. Das übertragende Medium können z. B. Bücher, Zeitungen sowie Fernseh- oder Radioübertragungen und das Internet sein.

Zhao et al. (2011) haben gezeigt, dass in traditionellen und sozialen Medien ähnliche Themen abgedeckt werden, wobei die Schwerpunkte unterschiedlich sind. Ein Vorteil von sozialen Medien ist die schnellere Informationsdistribution. Diese kann erreicht werden, da redaktionelle Prozesse entfallen und Nachrichten somit zum Teil deutlich früher veröffentlicht werden. Zudem ist der Zugang zu den Daten in der Regel kostengünstiger bzw. kostenlos (Ziegler/Lambertin 2013, 3 ff.). Nachteile von sozialen Medien umfassen viele irrelevante Informationen, was als Rauschen bezeichnet wird, sowie Falschmeldungen (Gao et al. 2012, S. 1). Betreiber von sozialen Medien gehen mittlerweile selbstständig, z. B. aufgrund regulatorischer Anforderungen, gegen Falschmeldungen vor. Facebook hat z. B. bekanntgegeben, es den Nutzern zu ermöglichen, Falschmeldungen zu kennzeichnen, woraufhin diese geprüft und ggf. gekennzeichnet bzw. gelöscht werden (Husmann 2017).

Weiterhin zu unterscheiden sind soziale Medien, die jedem zugänglich sind, von weiterer sozialer Software (engl. social software). Häufig wird der Begriff der sozialen Software ähnlich der hier präsentierten Definition zu sozialen Medien aufgefasst (Klein 2012, 8 ff.). Soziale Software umfasst neben sozialen Medien aber auch Anwendungen, die in einem abgegrenzten Kontext, wie z. B. einem Unternehmen, zum Einsatz kommen. Diese und deren Inhalte sind aber nur einem begrenzten Personenkreis zugänglich und werden in dieser Arbeit nicht weiter berücksichtigt.

2.2.2 Kategorisierung

Um Ausprägungen von sozialen Medien identifizieren zu können, die für die folgende Arbeit relevant sind, werden diese nach Kaplan/Haenlein (2010, S. 62) anhand der Dimensionen soziale Präsenz/Medienreichtum und Selbstpräsentation/Selbstoffenbarung kategorisiert. Die soziale Präsenz (niedrig, mittel oder hoch) sagt dabei aus, inwiefern Kommunikationspartner einander gegenüber treten. Dies kann z. B. auf akustische, visuelle oder physische Weise geschehen. Die soziale Präsenz wird dabei von der Intimität (persönlich oder über einen Vermittler) sowie der Direktheit (asynchron oder synchron) bestimmt. Der Medienreichtum gibt an, wie viele Informationen in einem Zeitintervall ausgetauscht werden können. Über ein Video mit Audiobeitrag können demzufolge mehr Informationen übermittelt werden als durch reine Textbeiträge (Kaplan/Haenlein 2010, S. 61).

Der Grad an Selbstpräsentation/Selbstoffenbarung (niedrig oder hoch) gibt an, inwiefern die Nutzer einer Plattform persönliche Informationen, z. B. Gedanken, Gefühle oder Interessen, veröffentlichen, um sich gegenüber den anderen Nutzern darzustellen (Kaplan/Haenlein 2010, S. 62).

Aus der Kombination beider Dimensionen lässt sich nach Kaplan/Haenlein (2010, 62 ff.) die in Tabelle 2-1 dargestellte Matrix ableiten. Hieraus ergeben sich sechs Kategorien von sozialen Medien. Kollabo-

Dieses Werk ist copyrightgeschützt und darf in keiner Form vervielfältigt werden noch an Dritte weitergegeben werden.
Es gilt nur für den persönlichen Gebrauch.

rative Projekte haben eine geringe soziale Präsenz sowie wenig Medienreichtum und eine niedrige Selbstpräsentation/Selbstoffenbarung, da diese häufig ausschließlich textbasiert sind und fachliche anstelle von persönlichen Themen zum Inhalt haben, z. B. Wikipedia. Bloggingplattformen, die eine niedrige soziale Präsenz/Medienreichtum, aber eine hohe Selbstpräsentation/Selbstoffenbarung vorweisen, sind ebenfalls hauptsächlich textbasiert und werden von den Nutzern häufig z. B. als Reisetagebuch verwendet. Soziale Netzwerke, z. B. Facebook, dienen schwerpunktmäßig der Selbstdarstellung, allerdings werden in diesen oft Texte mit weiteren Medienformen, wie z. B. Bildern und Videos, kombiniert, weshalb die soziale Präsenz bzw. der Medienreichtum nicht mehr als niedrig eingestuft werden kann. Gemeinschaften zum Austausch von Inhalten, z. B. Youtube, nutzen ebenfalls verschiedene Medientypen, wie z. B. Texte, Bilder und Videos, dienen aber nicht primär der Selbstdarstellung/Selbstpräsentation, weshalb diese als niedrig eingestuft wird. Der Zweck der Gemeinschaften sind in der Regel verschiedene fachliche Themen, welche von den Inhalten unterstützt diskutiert werden. Eine hohe soziale Präsenz sowie einen hohen Medienreichtum haben virtuelle soziale Welten, z. B. Second Life, oder virtuelle soziale Spiele, z. B. World of Warcraft. Die Nutzer treten hier in Form von Avataren auf, sodass ein eigenständiger virtueller Charakter geschaffen wird, mit Hilfe dessen die Kommunikation mit anderen Nutzern erfolgt. Die Avatare sind in virtuellen sozialen Welten nah an der Persönlichkeit des Nutzers orientiert, haben in virtuellen Spielen aber nichts mit dem Nutzer gemein, sodass die Selbstpräsentation/Selbstoffenbarung gering ist.

Für die folgende Arbeit sind ausschließlich Bloggingplattformen sowie soziale Netzwerke relevant, da der Fokus auf Textbeiträgen liegt. Soziale Medien mit einer hohen sozialen Präsenz sowie einem hohen Medienreichtum werden nicht weiter berücksichtigt, da die Informationen, die mit Hilfe der Avatare ausgetauscht werden, schwer erfasst werden können und eine Analyse hinsichtlich Informationen auf die finanzielle Stabilität von Unternehmen oder Privatpersonen damit schwer möglich ist. Soziale Medien mit einer geringen Selbstpräsentation/Selbstoffenbarung beinhalten ebenfalls wenig relevante Hinweise, da der Zweck der Beiträge auf einem spezifischen Fachgebiet liegt und nur wenige persönliche Informationen offenbart werden. Die verbleibenden Kategorien (Bloggingplattformen und soziale Netzwerke) werden daher in den folgenden Abschnitten näher erläutert.

		Soziale Präsenz/Medienreichtum		
		Niedrig	Mittel	Hoch
Selbstpräsentation/Selbstoffenbarung	Hoch	**Bloggingplattformen**	**Soziale Netzwerke**	Virtuelle soziale Welten
	Niedrig	Kollaborative Projekte	Inhaltsgemeinschaften	Virtuelle soziale Spiele

Tabelle 2-1: Kategorisierung von sozialen Medien

2.2.2.1 Bloggingplattformen

Eine Bloggingplattform (kurz: Blog) ist eine Webseite, auf welcher Nutzer häufig eigene Meinungen veröffentlichen. Die Beiträge sind in umgekehrter chronologischer Reihenfolge auf der Webseite angeführt. Der aktuellste Beitrag ist somit in der Regel oben auf der Webseite dargestellt, sodass dieser

Dieses Werk ist copyrightgeschützt und darf in keiner Form vervielfältigt werden noch an Dritte weitergegeben werden.
Es gilt nur für den persönlichen Gebrauch.

zuerst gelesen wird (OECD 2007). Jedes Blog fokussiert üblicherweise ein bestimmtes Thema oder autorenbezogene Inhalte, wie z. B. Tagebucheinträge (Kaplan/Haenlein 2010, S. 63). Blogs enthalten hauptsächlich Inhalte im Textformat. Bilder, Audio-, oder Videoeinträge können aber ebenfalls Gegenstand von Blogs sein (Brady 2005, S. 5; Cohen 2005, S. 885; Kaplan/Haenlein 2010, S. 63).

Funktionen von Blogs umfassen das Erstellen, Veröffentlichen und Durchsuchen von Inhalten. Außerdem sind auf den meisten Blogs Funktionen zur Interaktion der Nutzer implementiert, sodass diese z. B. Blogeinträge kommentieren können und ein Austausch mit dem Urheber erfolgen kann (Avram 2006, S. 2).

Eine Vorstufe der Blogs sind Foren. Foren sind in Tabelle 2-1 analog zu Blogs einzuordnen, sind aber nicht mehr angeführt, da sie von Blogs weitestgehend abgelöst wurden (Safko 2010, S. 120). Der primäre Unterschied ist, dass Foren durch eine einzige Webseite erreicht werden können. Von dieser Seite ausgehend können abgegrenzte Bereiche erstellt und eingesehen werden. In diesen Bereichen werden spezifische Themen von den Nutzern diskutiert (Lackes 2014). Die Forenbereiche sind im Gegensatz zu Blogs logisch strukturiert, wohingegen Blogs umgekehrt chronologisch sortiert sind.

2.2.2.2 Soziale Netzwerke

Soziale Netzwerke ermöglichen es den Nutzern, Profile anzulegen, auf welchen sie sich präsentieren können. Im Rahmen der Selbstpräsentation werden Charakteristika eines Nutzers wie z. B. dessen Interessen oder die politische Einstellung öffentlich gemacht. Weiterhin gibt es die Möglichkeit, Verbindungen zu anderen Nutzern herzustellen (Boyd/Ellison 2008, 210 f.). Haben sich zwei Nutzer miteinander vernetzt, werden diese in der Regel über Änderungen im Profil des jeweils anderen beim Einloggen in die Plattform informiert. Neben den öffentlich einsehbaren nutzergenerierten Inhalten bieten soziale Netzwerke zudem Funktionen, mit Hilfe derer Nutzer kommunizieren können, ohne dass für Dritte die Inhalte der Kommunikation einsehbar sind. Dies kann z. B. über private Nachrichten erfolgen (Kaplan/Haenlein 2010, 63 f.). Inhalte der Profile und auch der Nachrichten sind vielfältiger Art wie z. B. Textbeiträge, Bilder sowie Audio- und Videoformate.

2.3 Stimmungsanalyse

Im Folgenden wird zuerst der Begriff Stimmungsanalyse definiert und eingegrenzt. Mit Hilfe dieser Methode können Textdaten automatisiert hinsichtlich positiver, neutraler oder negativer Inhalte analysiert werden. Anschließend erfolgt eine Beschreibung der Stimmungsanalyse unter Verwendung von Stimmungswörterbüchern. Daraufhin wird der alternative Ansatz zur Stimmungsanalyse, der mit Hilfe von maschinellen Lernalgorithmen durchgeführt wird, vorgestellt.

2.3.1 Definition und Eingrenzung

Die übergeordnete Methodik der Inhaltsanalyse wird in Anlehnung an Kearney/Liu (2014, S. 172), Neuendorf (2002, S. 1) und Stone et al. (1966, S. 5) definiert als

Dieses Werk ist copyrightgeschützt und darf in keiner Form vervielfältigt werden noch an Dritte weitergegeben werden.
Es gilt nur für den persönlichen Gebrauch.

eine Forschungsmethodik, mit Hilfe derer Schlussfolgerungen anhand einer systematischen und objektiven Analyse von Mitteilungseigenschaften gezogen werden.

Stone et al. (1966, S. 5) schränken die Inhaltsanalyse auf Textdaten ein, wohingegen nach Neuendorf (2002, 58 f.) auch andere Formate, wie z. B. Bilder und Videos, inhaltsanalytisch aufgearbeitet werden können. In dieser Arbeit wird die Inhaltsanalyse ebenfalls weitergefasst definiert, was alle Formate, in denen Mitteilungen transferiert werden können, berücksichtigt. Die der Inhaltsanalyse untergeordnete Textanalyse schließt demzufolge bildhafte Darstellungen sowie Audioformate aus. Die Stimmungsanalyse ist eine Teildisziplin der Textanalyse (Kearney/Liu 2014, S. 172; Neuendorf 2002, S. 1; Stieglitz et al. 2014, S. 92).

Die Stimmungsanalyse ist ein Methodenspektrum innerhalb der Textanalyse, in welchem persönliche Meinungen in Form von Ansichten, Einstellungen, Bewertungen und Emotionen in Bezug auf Entitäten, Individuen, Themen und Ereignissen sowie deren Charakteristika analysiert werden (Pang et al. 2002, S. 79; Stieglitz et al. 2014, S. 92).

Neben einer manuellen Aufbereitung von Texten hinsichtlich der Stimmung lassen sich zwei automatisierte Ansätze verfolgen. Dies sind zum einen die automatisierte Stimmungsanalyse mit Hilfe von Stimmungswörterbüchern und zum anderen die Verwendung von maschinellen Lernalgorithmen. Beide Verfahren haben zum Ziel, Texte in Stimmungskategorien (negativ, neutral und positiv) einzuordnen (Stieglitz et al. 2014, S. 92) und werden in den folgenden beiden Kapiteln erläutert. In Abhängigkeit vom Anwendungsgebiet und den zu analysierenden Daten ist zu evaluieren, welches methodische Vorgehen mit welchen Eigenschaften die besten Ergebnisse erzielt (Stieglitz et al. 2014, S. 93).

Sobald den Texten Stimmungskategorien oder Stimmungsindikatoren, die z. B. in Form von Zahlen dargestellt werden können, zugewiesen wurden, erfolgt in der Regel eine statistische Analyse von Zusammenhängen zwischen Stimmungsindikatoren und weiteren Daten, z. B. Wertpapierkursen oder im Anwendungsgebiet der Bonitätsprüfung Bonitätsindikatoren (Nassirtoussi et al. 2014, S. 7656).

2.3.2 Stimmungsanalyse unter Verwendung von Stimmungswörterbüchern

Beim wörterbuchbasierten Ansatz der Stimmungsanalyse wird ein Algorithmus verwendet, der in einer Software implementiert ist, und Zeichenketten (in der Regel Wörter) von Texten vordefinierten Kategorien, z. B. negativ, neutral oder positiv, zuordnet. Der Algorithmus ist hierbei auf zwei wichtige Bestandteile der Stimmungswörterbücher angewiesen. Dies ist zum einen eine Liste, in welcher festgelegt ist, welche Zeichenketten einer Stimmungskategorie zugeordnet sind, und zum anderen ein Gewichtungsfaktor. Der Gewichtungsfaktor gibt Aufschluss darüber, zu welchem Grad eine Zeichenkette z. B. negativ oder positiv ist (Kearney/Liu 2014, S. 175).

Dieses Werk ist copyrightgeschützt und darf in keiner Form vervielfältigt werden noch an Dritte weitergegeben werden.
Es gilt nur für den persönlichen Gebrauch.

Die Liste, in welcher festgelegt ist, welche Zeichenkette einer bestimmten Stimmungskategorie zuzuordnen ist, kann anwendungsgebietsübergreifend für eine Sprache erstellt worden sein. So sind zum Beispiel die von Stone et al. (1966) sowie Hart (2000) erstellten Listen für die englische Sprache am weitesten verbreitet. Auf spezifische Anwendungsgebiete angepasste Stimmungswörterbücher erzielen in der Regel aber bessere Klassifikationsergebnisse (Kearney/Liu 2014, S. 175).

Hinsichtlich des Gewichtungsfaktors werden die Zeichenketten in den meisten Studien gleichwertig behandelt, sodass jedem Eintrag einer Stimmungskategorie derselbe Stimmungsindikator zugewiesen wird. In manchen Studien werden aber auch andere Gewichtungsschemata verwendet, in welchen z. B. die Gewichtung einer Zeichenkette antiproportional zur Häufigkeit, in welcher diese in verschiedenen Dokumenten auftritt, vorgenommen wird (Kearney/Liu 2014, S. 175).

Ist die Zuordnung von Zeichenketten eines Textes zu Stimmungskategorien und –indikatoren abgeschlossen, wird ein Stimmungsindikator für den gesamten Text berechnet. Dies kann z. B. der Mittelwert aller Stimmungsindikatoren sein, die den Zeichenketten eines Textes zugeordnet wurden (Kearney/Liu 2014, S. 176). Das Ergebnis lässt sich anschließend z. B. mit manuellen Textklassifikationsverfahren vergleichen, um die Eignung der Stimmungswörterbücher zu evaluieren. Der Textklassifikationsprozess unter Verwendung von Stimmungswörterbüchern ist in Abbildung 2-3 dargestellt.

Die Anwendung von Stimmungswörterbüchern zur automatisierten Textklassifikation ist einfach umzusetzen, da Softwarelösungen, welche den Anwender bei der Analyse unterstützen können, insbesondere in der englischen Sprache bereits sehr ausgereift sind. In die Programme können häufig auch anwendungsgebietsspezifische Listen mit individuellen Einträgen aufgenommen werden (Kearney/Liu 2014, S. 176).

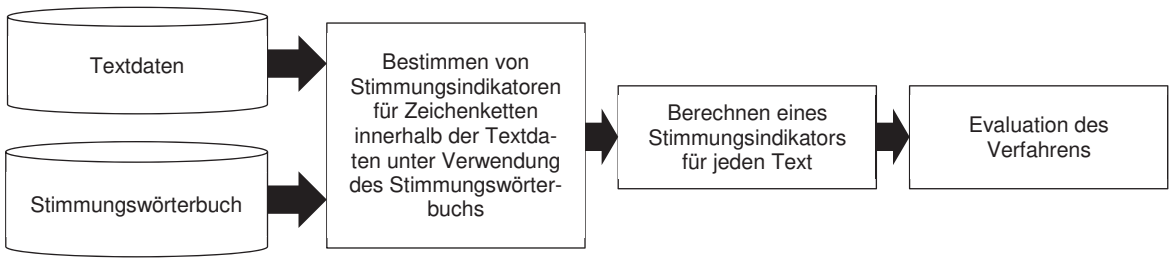

Abbildung 2-3: Textklassifikationsprozess unter Verwendung von Stimmungswörterbüchern

2.3.3 Stimmungsanalyse unter Verwendung von maschinellen Lernalgorithmen

Hagenau et al. (2013, 688 ff.) sowie Nassirtoussi et al. (2014, 7656 ff.) präsentieren den in Abbildung 2-4 dargestellten Prozess zur automatisierten Textklassifikation mit Hilfe von maschinellen Lernalgorithmen. Der Prozess besteht aus den Vorverarbeitungsschritten Merkmalsextraktion, Dimensionsreduktion und Merkmalsrepräsentation, da nachgewiesen ist, dass diese Schritte die Klassifikationsergebnisse signifikant verbessern können. In der Forschungsliteratur ist die Benennung zum Teil unterschiedlich, wohingegen die durchgeführten Arbeitsschritte identisch sind (Hagenau et al. 2013, 688 ff.;

Dieses Werk ist copyrightgeschützt und darf in keiner Form vervielfältigt werden noch an Dritte weitergegeben werden.
Es gilt nur für den persönlichen Gebrauch.

Kearney/Liu 2014, 175 f.; Nassirtoussi et al. 2014, 7656 ff.). Während der Merkmalsextraktion wird festgelegt, welche Texteinheiten, z. B. Wörter oder Wortkombinationen, für die weitere Analyse verwendet werden. Da eine hohe Merkmalsanzahl die Resultate und Durchlaufzeiten von Textklassifikationen basierend auf maschinellen Lernalgorithmen negativ beeinflussen kann, ist es wichtig, die Anzahl der Merkmale und damit die Dimensionen der Analyse zu reduzieren. Auf diese Weise werden Merkmale mit geringer Aussagekraft ausgeschlossen (Nassirtoussi et al. 2014, S. 7659; Pestov 2011, S. 2). Nach der Auswahl der Merkmale und der Dimensionsreduktion müssen die Merkmale im Rahmen der Merkmalsrepräsentation in ein maschinenlesbares, numerisches Format überführt werden, sodass maschinelle Lernalgorithmen diese weiterverarbeiten können (Nassirtoussi et al. 2014, S. 7660). Im Anschluss an die Vorverarbeitung erfolgt die Anwendung der maschinellen Lernalgorithmen. Hierbei wird ein maschineller Lernalgorithmus zuerst mit vorklassifizierten Daten trainiert. Basierend auf diesen Daten berechnet der Algorithmus anhand mathematisch-statistischer Optimierungsverfahren ein Modell, welches zur Klassifizierung neuer Textdaten verwendet werden kann. Im Abschluss wird üblicherweise die Klassifikationsgüte - z. B. im Vergleich zu einer manuellen Klassifikation der Daten - analog zur Beurteilung von automatisierten Textklassifikationsverfahren mit Hilfe von Stimmungswörterbüchern evaluiert (Nassirtoussi et al. 2014, 7675 ff.).

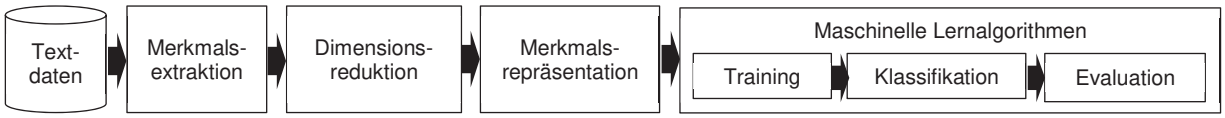

Abbildung 2-4: Textklassifikationsprozess unter Verwendung von maschinellen Lernalgorithmen

Dieses Werk ist copyrightgeschützt und darf in keiner Form vervielfältigt werden noch an Dritte weitergegeben werden.
Es gilt nur für den persönlichen Gebrauch.

Dieses Werk ist copyrightgeschützt und darf in keiner Form vervielfältigt werden noch an Dritte weitergegeben werden.
Es gilt nur für den persönlichen Gebrauch.

3 Aktueller Stand der Bonitätsprüfung auf Basis von Daten aus sozialen Medien

Um die erste Forschungsfrage - Wie sind der aktuelle Forschungsstand und der Stand der Praxis für die Bonitätsprüfung auf Basis von Daten aus sozialen Medien zu systematisieren? - zu beantworten, wird in Kapitel 3.1 zunächst der Stand der Forschung aufgearbeitet. Anschließend erfolgt eine Analyse des aktuellen Stands der Praxis in Kapitel 3.2.

3.1 Stand der Forschung

In diesem Kapitel wird der aktuelle Forschungsstand zur Bonitätsprüfung basierend auf Daten aus sozialen Medien aufgearbeitet. Hierzu werden in Anlehnung an Fettke (2006), Levy/Ellis (2006) und Webster/Watson (2002) in Kapitel 3.1.1 zunächst die Forschungsmethodik und das Untersuchungsdesign beschrieben. Anschließend werden in Kapitel 3.1.2 die Ergebnisse diskutiert und Forschungslücken aufgezeigt. Eine Zusammenfassung der Ergebnisse und das hieraus resultierende weitere Vorgehen sind im Zwischenfazit in Kapitel 3.1.3 angeführt.[1]

3.1.1 Forschungsmethodik und Untersuchungsdesign

Dieses Kapitel umfasst den Prozess der Literaturerfassung (Kapitel 3.1.1.1), die Beschreibung eines Rahmenwerks zur Analyse von Daten aus sozialen Medien (Kapitel 3.1.1.2) und das Vorgehen bei der Literaturauswertung (Kapitel 3.1.1.3), um Forschungsmethodik und Untersuchungsdesign offenzulegen.

3.1.1.1 Literaturerfassung

Das Ziel einer Bonitätsprüfung ist, Hinweise zu identifizieren, die auf ein erhöhtes Zahlungsausfallrisiko hindeuten, wie z. B. negative Veränderungen von Finanzkennzahlen. Daher wird im Folgenden erfasst, inwiefern nutzergenerierte Inhalte aus sozialen Medien im Finanzrisikomanagement und der Prognose von Finanzkennzahlen verwendet werden. Hierbei findet Literatur Berücksichtigung, in welcher Textdaten oder Daten aus sozialen Medien in den genannten Anwendungsgebieten ausgewertet werden. In Anlehnung an Webster/Watson (2002) ist in Abbildung 3-1 das Vorgehen bei der Literaturerfassung abgebildet. Hierbei wurde mit den angegebenen deutschen und englischen Suchbegriffen (Sternchen sind Platzhalter für beliebige Zeichenfolgen) in den nach Gräning et al. (2011, S. 226) und Knackstedt/Winkelmann (2006, 50 ff.) für die Wirtschaftsinformatik relevanten und zur Verfügung stehenden Datenbanken, die ebenfalls der Abbildung zu entnehmen sind, gesucht. Anschließend wurden die Titel und Abstracts der 2647 identifizierten Artikel analysiert. Artikel, die keine Relevanz für die betrachteten Forschungsdomänen besitzen, sowie Duplikate wurden hierbei aus dem Datensatz entfernt. Die Suche

[1] Das Kapitel basiert auf der Veröffentlichung von Mengelkamp et al. (2016a).

Dieses Werk ist copyrightgeschützt und darf in keiner Form vervielfältigt werden noch an Dritte weitergegeben werden.
Es gilt nur für den persönlichen Gebrauch.

wurde um Begriffe erweitert, die anhand der relevanten Artikel identifiziert werden konnten, sowie um die Quellenverzeichnisse der Artikel. Als die Suche keine neuen Ergebnisse hervorbrachte, wurde diese beendet. Mithilfe dieses Vorgehens konnten 120 relevante Artikel identifiziert werden.

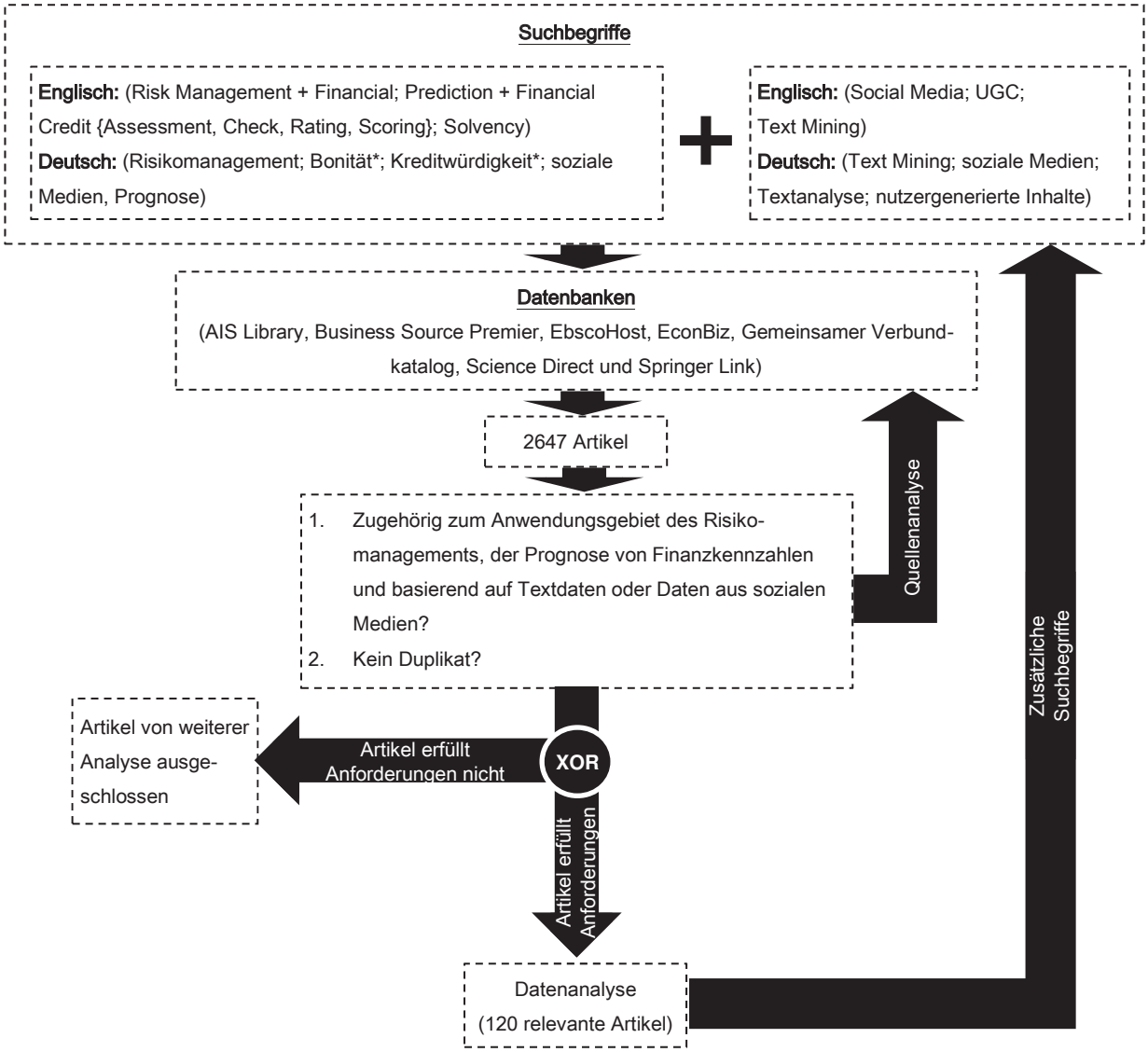

Abbildung 3-1: Vorgehen bei der Literaturerfassung (Stand der Forschung)

3.1.1.2 Rahmenwerk zur Analyse von Daten aus sozialen Medien

Um Forschungslücken aufzudecken, erfolgt eine Klassifizierung der identifizierten Literatur in das Rahmenwerk zur Analyse von Daten aus sozialen Medien, welches von Stieglitz/Dang-Xuan (2013) und Stieglitz et al. (2014) entwickelt wurde. Dieses kategorisiert jeden Schritt der Analyse von Daten aus sozialen Medien. Daher ist es möglich aufzuzeigen, welche Kategorien der Analyseschritte bisher wenig oder keine Beachtung im Anwendungsgebiet der Bonitätsprüfung erhalten haben. Weiterhin kann festgestellt werden, mit Hilfe welcher Analyseschritte in den verwandten Anwendungsgebieten Erkenntnisse gewonnen werden konnten. Das Rahmenwerk, welches in Abbildung 3-2 dargestellt ist, beginnt mit den Forschungsdomänen. Im vorliegenden Fall sind diese das Risikomanagement und die hierunter

Dieses Werk ist copyrightgeschützt und darf in keiner Form vervielfältigt werden noch an Dritte weitergegeben werden.
Es gilt nur für den persönlichen Gebrauch.

einzuordnende Bonitätsprüfung. Weiterhin werden, wie eingangs erwähnt, Artikel, welche die Prognose von Finanzkennzahlen zum Thema haben, betrachtet. Die Prognose von Finanzkennzahlen wird im Risikomanagement und auch in der Bonitätsprüfung vorgenommen. Weiterhin kann die Prognose aber auch außerhalb dieser beiden Anwendungsdomänen erfolgen, weshalb alle Möglichkeiten in Abbildung 3-2 dargestellt sind. Die folgende Datenanalyse besteht aus drei Prozessschritten (Datenerfassung, Datenaufbereitung und Datenanalyse), die im untenstehenden Pfeil der Abbildung dargestellt sind (Stieglitz et al. 2014, S. 94).

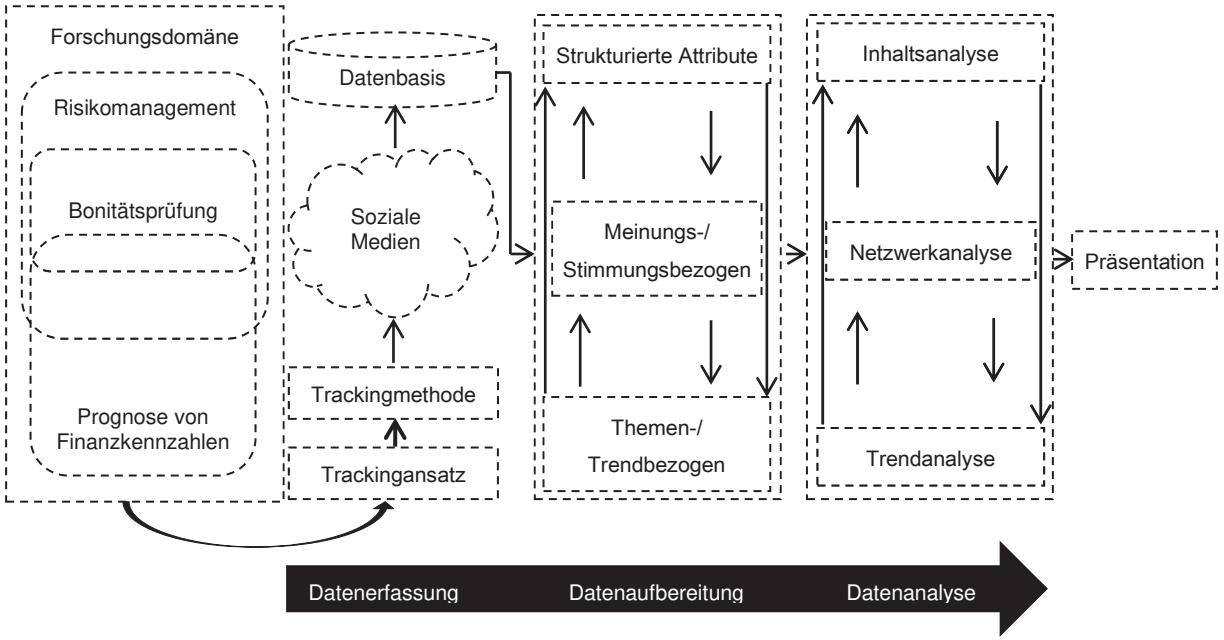

Abbildung 3-2: Rahmenwerk zur Analyse von Daten aus sozialen Medien

Zur Datenerfassung ist die Wahl eines Trackingansatzes notwendig. Es besteht die Möglichkeit, nach Stichworten zu suchen, Beiträge von festgelegten Akteuren (Nutzern) zu erfassen oder nur Beiträge, die unter einem einheitlichen Ressourcenanzeiger oder Link (URL) veröffentlicht werden, zu berücksichtigen (Stieglitz et al. 2014, S. 94). Hinsichtlich der Trackingmethode kann auf Schnittstellen (APIs) zurückgegriffen werden, sofern diese angeboten werden. Weiterhin können Parser oder Screenscraper Anwendung finden, welche die ausgewählten sozialen Medien durchsuchen und nutzergenerierte Inhalte extrahieren (Stieglitz et al. 2014, S. 94). Die extrahierten Daten sind anschließend zu speichern. Die hieraus resultierende Datenbasis kann aus strukturierten oder unstrukturierten Daten bestehen (Stieglitz et al. 2014, S. 94).

In der anschließenden Aufbereitungsphase werden die Daten hinsichtlich strukturierter, meinungs-/stimmungsbezogener oder themen-/trendbezogener Attribute vorverarbeitet (Stieglitz et al. 2014, S. 94). Strukturierte Attribute können z. B. die Beitragsanzahl oder die Positionen von Knoten in einem Netzwerk sein. Mit dem meinungs-/stimmungsbezogenen Aufbereitungsansatz werden Ansichten, Einstellungen, Emotionen und Bewertungen der Nutzer erfasst (Stieglitz et al. 2014, S. 92). Beim themen-/trendbasierten Ansatz wird das Auftauchen von z. B. Stichworten im Zeitverlauf beobachtet, um neue Trends zu identifizieren oder das Abschwächen von Trends zu erkennen. Eine Kombination der Ansätze ist ebenfalls möglich, was durch die Pfeile innerhalb der Datenaufbereitung dargestellt ist. Für

Dieses Werk ist copyrightgeschützt und darf in keiner Form vervielfältigt werden noch an Dritte weitergegeben werden.
Es gilt nur für den persönlichen Gebrauch.

die Datenaufbereitung hinsichtlich der drei Kategorien werden zuerst Merkmale aus der Datenbasis extrahiert. Bei unstrukturierten Datensätzen, z. B. Text, stellt häufig jedes Wort ein Merkmal dar (Nassirtoussi et al. 2014, S. 7659). Im nächsten Schritt ist die Anzahl der Merkmale zu reduzieren, da eine zu große Anzahl an Merkmalen die nachfolgende Analyse negativ beeinflussen kann (Nassirtoussi et al. 2014, S. 7659). Schlussendlich müssen die Merkmale in ein maschinenlesbares, numerisches Format transformiert werden, sofern es sich um unstrukturierte Daten handelt (Groth/Muntermann 2011, 683 f.; Nassirtoussi et al. 2014, S. 7660). Da Nassirtoussi et al. (2014) die Schritte der Vorverarbeitung bereits umfangreich diskutiert und auch Forschungslücken aufgezeigt haben, beschränkt sich die Klassifikation der Literatur auf die drei in Abbildung 3-2 dargestellten Kategorien (strukturierte Attribute, meinungs-/stimmungsbezogene Aufbereitung sowie themen-/trendbasierte Aufbereitung). Weiterhin ist das Ziel des Literaturreviews nicht die Analyse von technischen Verfahren zur Analyse von Daten aus sozialen Medien. Stattdessen soll die fachliche Ausrichtung der vorhandenen Literatur aufgearbeitet werden, um das weitere Forschungsvorhaben zu strukturieren.

Um die Daten auszuwerten, findet fast immer einer von drei Analyseansätzen (Inhaltsanalyse, Netzwerkanalyse, Trendanalyse) Anwendung (Stieglitz et al. 2014, S. 91). Die Inhaltsanalyse wird angewendet, sofern reproduzierbare und valide Schlussfolgerungen aus unstrukturierten Daten, z. B. Texten, mit Hilfe von manuellen, wörterbuchbasierten Ansätzen oder Ansätzen basierend auf maschinellen Lernalgorithmen abgeleitet werden sollen. Eine Unterkategorie der Inhaltsanalyse ist die Stimmungsanalyse (Stieglitz et al. 2014, S. 92). Hierbei werden Texte hinsichtlich meinungs- und stimmungsbezogener Attribute ausgewertet. Mit Hilfe von Netzwerkanalysen werden Beziehungen zwischen Entitäten ,z. B. Personen, Organisationen oder Interessengruppen, ausgewertet, die miteinander verknüpft sind (Stieglitz et al. 2014, S. 92). Trendanalysen dienen dazu, aufkommende oder schwindende Trends zu identifizieren, um auf sich ändernde Sachverhalte reagieren zu können (Stieglitz et al. 2014, S. 92). Weiterhin können die Analyseansätze kombiniert werden, sodass keine eindeutige Zuordnung von Alternativen der Datenaufbereitung möglich ist (Stieglitz et al. 2014, S. 92).

Nach dem Abschließen der genannten Schritte erfolgt die Zusammenfassung und Präsentation der Ergebnisse. Dies sollte insbesondere bei der Analyse von Daten aus sozialen Medien disziplinübergreifend stattfinden (Stieglitz et al. 2014, 92 f.).

3.1.1.3 Vorgehen bei der Literaturauswertung

Während der Analyse wurden die 120 identifizierten Artikel manuell in das in Kapitel 3.1.1.2 vorgestellte Rahmenwerk eingeordnet. Sofern Kategorien identifiziert wurden, die bislang keine Berücksichtigung im Rahmenwerk fanden, wurde dieses um die jeweiligen Kategorien erweitert. Die Klassifizierung wurde von zwei Wissenschaftlern unabhängig voneinander durchgeführt. Diskrepanzen wurden diskutiert, um eine endgültige Zuordnung der Artikel für die weitere Analyse zu erreichen. Hierbei ist es auch möglich, dass ein Artikel mehrere Charakteristika erfüllt und daher in einem Analyseschritt in verschiedenen Kategorien berücksichtigt wird.

Dieses Werk ist copyrightgeschützt und darf in keiner Form vervielfältigt werden noch an Dritte weitergegeben werden.
Es gilt nur für den persönlichen Gebrauch.

3.1.2 Diskussion der Ergebnisse

Zu Beginn der Auswertung wird die Veröffentlichung von Literatur im Jahresverlauf betrachtet. Anschließend werden die Artikel jeder Domäne aus Abbildung 3-2 anhand der Kategorien des Rahmenwerks zur Analyse von Daten aus sozialen Medien aufgearbeitet. In Abbildung 3-3 sind die Jahre auf der X-Achse und die Anzahl an Veröffentlichungen innerhalb der Jahre auf der Y-Achse dargestellt. Hierbei ist ersichtlich, dass die in dieser Arbeit betrachtete Thematik sowie verwandte Themen im Jahr 2004 erstmals erhöhte Aufmerksamkeit erhielten, die sich nahezu konstant (mit Ausnahme von dem Jahr 2005) bis zum Jahr 2010 aufrechterhielt und in 2010 sogar über den vorherigen Werten lag. 2011 ließ sich ein erneuter, starker Anstieg erkennen. Die Anzahl der relevanten Artikel betrug in diesem Jahr 18, nahm bis zum Ende des Literaturreviews am 31.12.2015 aber wieder etwas ab und wies im letzten Jahr noch einen Wert von 14 auf.

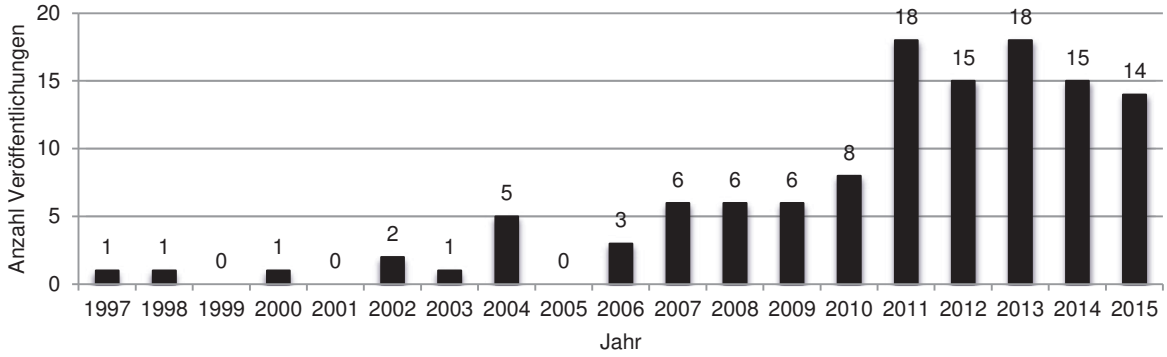

Abbildung 3-3: Anzahl der Veröffentlichungen im Jahresverlauf (Stand der Forschung)

Die Ergebnisse der Klassifikation und deren Einordnung in das Rahmenwerk anhand der in Kapitel 3.1.1.3 vorgestellten Methodik sind in Abbildung 3-4 dargestellt. Die Schritte des Rahmenwerks sind hierbei in dem Pfeil auf der linken Seite in ihrer Reihenfolge von oben nach unten abzulesen. Die für einen Schritt identifizierten Kategorien sind in den Zeilen rechts daneben abgetragen. Die Spalten repräsentieren die Anwendungsdomänen. Im Überschneidungsbereich von Anwendungsdomänen und Kategorien ist angegeben, wie viele Literaturquellen eines Anwendungsgebiets eine Kategorie der Prozessschritte aufgreifen. Der Großteil der identifizierten Literatur (104 Quellen, 86,67 %) ist der Prognose von Finanzkennzahlen im Risikomanagement zuzuordnen. Weitere vier Artikel (3,33 %) wurden der Bonitätsprüfung für Privatpersonen zugeordnet und fünf (4,17 %) der Bonitätsprüfung für Unternehmen. Die Bonitätsprüfung ist hierbei ein Teilbereich des Risikomanagements. Sieben Artikel (5,83 %) behandeln die Prognose von Finanzkennzahlen unabhängig vom Risikomanagement. Innerhalb der Prozessschritte addieren sich die Quellen zu mehr als 100 % auf, da manche Autoren Ansätze kombinieren und es so zu Mehrfacheintragungen im Rahmenwerk kommt. Die vollständige Liste der Quellen und deren Zuordnung zu den Anwendungsdomänen ist im Anhang a niedergeschrieben.

Dieses Werk ist copyrightgeschützt und darf in keiner Form vervielfältigt werden noch an Dritte weitergegeben werden.
Es gilt nur für den persönlichen Gebrauch.

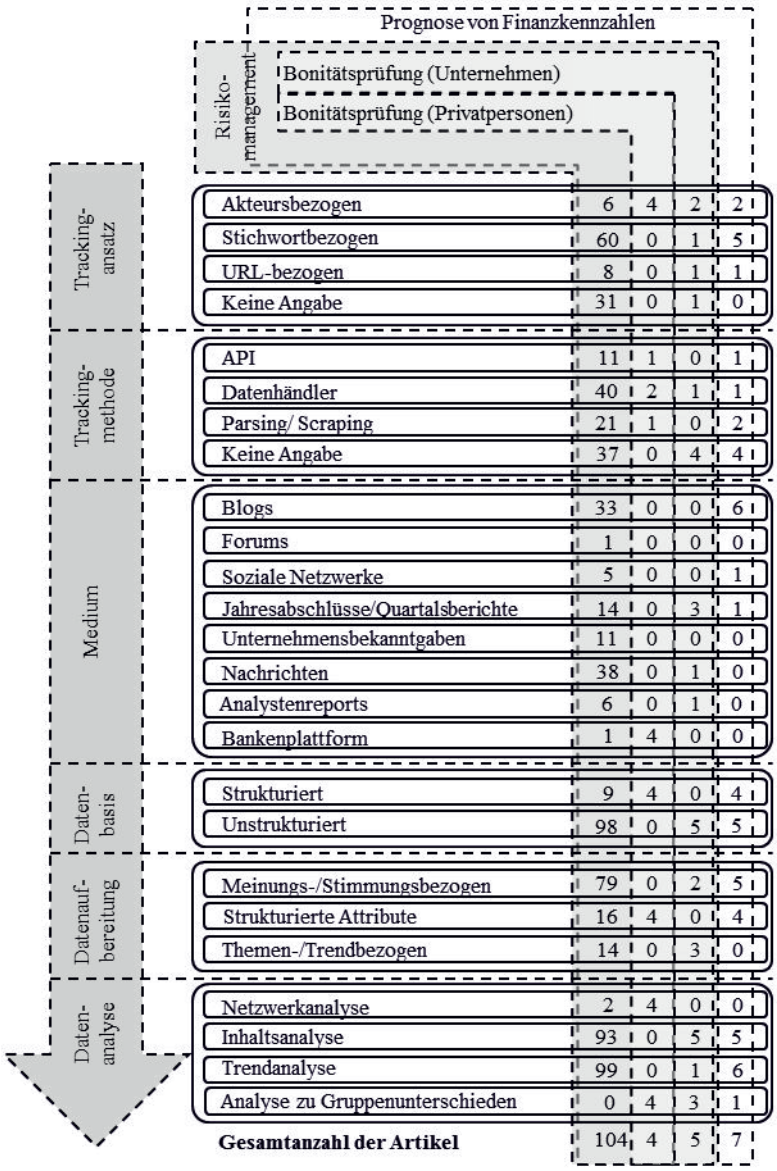

Abbildung 3-4: Einordnung der Artikel in das Rahmenwerk zur Analyse von Daten aus sozialen Medien

3.1.2.1 Prognose von Finanzkennzahlen im Risikomanagement

Aus Abbildung 3-4 geht hervor, dass der am weitesten verbreitete Trackingansatz bei der Prognose von Finanzkennzahlen im Risikomanagement stichwortbasiert ist. Dieser Ansatz wurde in 60 (57,69 %) der 104 Quellen angewandt. 31 (29,81 %) der Autoren kommunizieren nicht, welchen Trackingansatz sie verfolgt haben. Akteurs- und URL-bezogene Ansätze finden nur geringfügig Beachtung.

Als vorherrschende Trackingmethode wird der Bezug von Datenhändlern gewählt. Der Prozessschritt der Datenbeschaffung wird so von 40 (38,46 %) der Autoren an einen externen Dienstleister ausgelagert. In 37 (35,58 %) der Quellen findet die Methode zur Datenbeschaffung keine Beachtung, wohingegen in 21 (20,19 %) Fällen Software in Form von Parsern oder Screenscrapern angewandt oder entwickelt wird, um Daten von den Plattformen zu extrahieren. APIs werden nur selten verwendet. Mit 11 (10,58 %) Nennungen ist dies die am wenigsten verwendete Methode. Dies lässt darauf schließen,

Dieses Werk ist copyrightgeschützt und darf in keiner Form vervielfältigt werden noch an Dritte weitergegeben werden.
Es gilt nur für den persönlichen Gebrauch.

dass die von den Betreibern sozialer Medien bereitgestellten Mechanismen nicht ausreichend sind, um wissenschaftlich verwertbare Datensätze zu erstellen. Weiterhin sollten Autoren verstärkt darauf achten, den Prozess der Datenbeschaffung offenzulegen, sodass nachvollzogen werden kann, ob die Daten authentisch sind. Dies würde außerdem dazu führen, dass Wissenschaftler lernen können, wie valide Datensätze konstruiert werden sollten.

Die konstruierten Datensätze bestehen schwerpunktmäßig aus Nachrichten (38, 36,54 %) sowie Beiträgen von Blogs (33, 31,73 %). Obwohl Kearney/Liu (2014, S. 181) aufzeigen, dass Informationsquellen, wie z. B. Reden, Blogs, Fernsehnachrichten, Videos und verschiedene soziale Medien, bisher keine weitreichende Beachtung gefunden haben, konnte im Rahmen des umfangreicheren hier durchgeführten Literaturreviews aufgezeigt werden, dass insbesondere Blogs in letzter Zeit vermehrt untersucht wurden. Nichtsdestotrotz konnten in Bezug auf Foren und soziale Netzwerke nur eine (0,96 %) bzw. 5 (4,81 %) Quellen in dieser Domäne gefunden werden. Beachtung fanden weiterhin Unternehmensbekanntgaben (11 Nennungen, 10,58 %), Jahresabschlüsse/Quartalsberichte (14 Nennungen, 13,46 %) und Analystenreports (6 Nennungen, 5,77 %). In einem Fall wurden Daten von einer Bankenplattform (0,96 %) verwendet.

Die meisten der verwendeten Datensätze (98 bzw. 94,23 %) sind unstrukturiert und bestehen aus Texten. Im Gegensatz zu den Literaturreviews von Kearney/Liu (2014) und Nassirtoussi et al. (2014) konnten in dieser Arbeit Quellen identifiziert werden, in denen strukturierte Attribute von nutzergenerierten Inhalten erfolgreich verwendet wurden, um Wertpapierpreise zu prognostizieren. Ein Beispiel hierfür ist der Artikel von Nofer/Hinz (2014), in dem nachgewiesen wird, dass Investitionen basierend auf Kauf- und Verkaufsempfehlungen von Plattformen, auf welchen Nutzer Aktienkurse vorhersagen, einen höheren Return on Investment erzielen als Investments von professionellen Analysten.

Die meisten Autoren (79 bzw. 75.96 %) bereiten die Daten hinsichtlich meinungs-/stimmungsbezogener Kennzahlen auf. Themen-/trendbezogene Aufbereitungsansätze (14 bzw. 13,46 %) und die Aufbereitung mit dem Fokus auf strukturierte Attribute (16 bzw. 15,38 %) nehmen nur eine untergeordnete Rolle ein. Obwohl der meinungs-/stimmungsbasierte Ansatz bereits umfangreich erforscht wurde, sind aufgrund von kürzlich erfolgten Fortschritten in der semantischen und syntaktischen Analyse sowie der-Stimmungsanalyse weiterhin Forschungslücken vorhanden. So wurden z. B. bei der Textanalyse im finanziellen Kontext innovative Methoden zum Erstellen von Stimmungswörterbüchern bislang nicht angewandt (Nassirtoussi et al. 2014, S. 7666).

Nur in zwei Quellen (1,92 %) wurden Netzwerkanalysen durchgeführt. Vorherrschend sind bei der Prognose von Finanzkennzahlen im Risikomanagement Inhalts- und Trendanalysen mit 93 (89,42 %) bzw. 99 (95,19 %) Nennungen. Hierbei haben zwölf der Autoren einen manuellen Ansatz gewählt. 54 Autoren analysierten Textdaten mit Hilfe von Wörterbüchern und 39 wandten maschinelle Lernalgorithmen an. Obwohl die manuellen Ansätze nach Stieglitz et al. (2014, S. 93) genauer sind, wurden diese in den Literaturanalyse von Kearney/Liu (2014) und Nassirtoussi et al. (2014) nicht betrachtet. Stieglitz et al. (2014, S. 93) empfehlen zudem, die Resultate von automatisierten Analysen mit denen manueller Analysen zu vergleichen. In allen Quellen wurden die Daten mit den Preisen von Wertpapieren in Verbindung gebracht, um die zukünftige Preisentwicklung zu prognostizieren. In 86 Fällen, in denen

Dieses Werk ist copyrightgeschützt und darf in keiner Form vervielfältigt werden noch an Dritte weitergegeben werden.
Es gilt nur für den persönlichen Gebrauch.

Trendanalysen durchgeführt wurden, sind Regressionsanalysen zum Einsatz gekommen. Andere Ansätze sind Entscheidungsbäume oder eine manuelle Analyse, in denen Experten Vorhersagen treffen (Hill/Ready-Campbell 2011; Peramunetilleke/Wong 2002). Nur in einem Artikel schlussfolgerten die Autoren, dass die Preisentwicklung nicht prognostiziert werden konnte. Stattdessen war die Stimmung abhängig von vorangegangenen Kursentwicklungen (Kim/Kim 2014). Weiterhin sollten standardisierte Kennzahlen etabliert werden, anhand derer die Ergebnisse verglichen werden können, da Forscher häufig auf unterschiedliche Evaluationsmethoden zurückgreifen (Nassirtoussi et al. 2014, S. 7667).

3.1.2.1.1 Bonitätsprüfung von Privatpersonen

Die Charakteristika der Artikel, die der Bonitätsprüfung von Privatpersonen zugeordnet wurden, sind sehr homogen. In allen Forschungsprojekten werden akteursbezogene Daten erhoben, die einer Person zugeordnet werden können. Während Lin et al. (2013, S. 11) angeben, die Daten über die API der Peer-to-Peer Banking-Plattform Prosper zu beziehen, implementierte Kumar (2007, S. 4) einen Parser/Scraper, um die Daten aus dem HTML-Code der Webseiten zu extrahieren. Freedman/Zhe Jin (2014, S. 13) und Greiner/Wang (2009, S. 8) konnten auf die Daten per Download-Funktion zugreifen. Da eine dritte Partei die Daten somit zur Verfügung stellte, wurde diese Arbeit in die Kategorie Datenhändler eingeordnet. Laut Angaben in den Artikeln stammen die Daten alle von derselben Banking-Plattform Prosper (Freedman/Zhe Jin 2014, S. 13; Greiner/Wang 2009, S. 8; Kumar 2007, S. 4). Alle Autoren griffen auf strukturierte Daten zurück und führten Netzwerkanalysen sowie anschließend Regressionen durch, um Unterschiede zwischen Gruppen von guten und schlechten privaten Schuldnern aufzudecken.

Lin et al. (2013, 23 f.) schlussfolgern, dass Schuldner mit einem starken sozialen Netzwerk, welches sich durch eine hohe Anzahl an Freunden und Teilnahme an vielen Gruppen der Plattform äußert, ein niedrigeres Kreditausfallrisiko aufweisen, als Schuldner mit schwachen Netzwerken. Die anderen Autoren geben an, dass das Netzwerk eines privaten Schuldners nur geringe Aussagekraft hinsichtlich der Kreditausfallwahrscheinlichkeit hat (Freedman/Zhe Jin 2014, S. 30; Greiner/Wang 2009, S. 15; Kumar 2007, S. 7). Greiner/Wang (2009, S. 15) geben weiterhin an, dass Schuldner mit starken sozialen Verbindungen mit höherer Wahrscheinlichkeit einen Kredit erhalten.

Obwohl ausschließlich der akteursbezogene Trackingansatz gewählt wurde, stellen andere Ansätze in der Bonitätsprüfung von privaten Schuldnern keine Alternative und somit keine Forschungslücke dar. Da Daten zu Privatpersonen in Verbindung mit deren Profil stehen, lassen sich Änderungen erfassen, indem das Profil beobachtet wird. Informationen über Privatpersonen sind z. B. durch eine Stichwortsuche nur schwer zu identifizieren, es sei denn, es handelt sich um Prominente. Substantielle Forschungslücken bestehen jedoch in Bezug auf das Medium, von welchem die Daten beschafft wurden. Plattformen, auf denen sich Privatpersonen umfangreich hinsichtlich ihrer politischen Einstellung und des Lebensstils offenbaren, wie z. B. soziale Netzwerke, wurden bisher vernachlässigt (Kaplan/Haenlein 2010, 62 ff.). Bislang werden diese Informationen hauptsächlich genutzt, um personalisierte Werbeangebote zu gestalten (Fuchs 2010, S. 453). Bereits Bartels (2013, S. 2) schlug vor zu analysieren, ob sich in diesen Daten Hinweise auf die Bonität von Privatpersonen finden lassen. Dies

Dieses Werk ist copyrightgeschützt und darf in keiner Form vervielfältigt werden noch an Dritte weitergegeben werden.
Es gilt nur für den persönlichen Gebrauch.

umfasst auch Textdaten in Ergänzung zu strukturierten Attributen wie der Freundesanzahl. Z. B. können Privatpersonen auf Plattformen wie Ebay mit Hilfe von kurzen Texten hinsichtlich ihrer Zuverlässigkeit beim Abwickeln von Transaktionen nach Versteigerungen bewertet werden. Meinungs-/stimmungsbezogene Datenaufbereitungsansätze mit anschließenden Inhaltsanalysen und Analysen zu Gruppenunterschieden, z. B. Diskriminanzanalysen, sollten in Zukunft durchgeführt werden.

3.1.2.1.2 Bonitätsprüfung von Unternehmen

Hinsichtlich des Trackingansatzes werden alle Alternativen verwendet. In zwei der fünf Quellen (40,00 %) wird der akteursbezogene Ansatz gewählt, wohingegen stichwort- und URL-basiertes Datentracking in jeweils einem Fall (20,00 %) erfolgt. In einem Artikel (20,00 %) ist der Ansatz nicht erwähnt. Ein dominierender Ansatz kann auch aufgrund der geringen Anzahl an Artikeln nicht identifiziert werden. Die Trackingmethode wird in vier der fünf Artikel (80 %) nicht kommuniziert, wohingegen Tsai et al. (2010) die Daten von einem Drittanbieter per Download zur Verfügung gestellt bekommen haben. In drei Artikeln (60,00 %) werden Textpassagen von Jahresabschlüssen und Quartalsberichten ausgewertet. Nachrichten und Analystenreports formieren den Datenbestand in jeweils einer Quelle (20,00 %). Plattformen, wie z. B. Blogs, Foren und soziale Netzwerke, haben bisher keine Aufmerksamkeit im Anwendungsgebiet der Bonitätsprüfung von Unternehmen erhalten, obwohl bei der Prognose von Finanzkennzahlen im Risikomanagement bereits deren Wert nachgewiesen werden konnte. Der Nutzen von Daten aus sozialen Medien im Rahmen der Bonitätsprüfung von Unternehmen stellt daher eine zu schließende Forschungslücke dar. In den relevanten Artikeln greifen die Autoren ausnahmslos auf unstrukturierte Daten zurück und führen meinungs-/stimmungsbezogene oder themen-/trendbezogene Analysen durch. Tsai et al. (2010) bringen die Ergebnisse der Textanalysen mit Ratinghistorien in Verbindung, während die Autoren der übrigen Artikel statistische Methoden anwenden, um Gruppenunterschiede zu identifizieren.

Kloptchenko (2002, S. 26) schlussfolgert, dass sich der Schreibstil in den Finanzberichten der Unternehmen ändert, bevor Änderungen hinsichtlich der finanziellen Stabilität zu erkennen sind. So weisen Worte wie *erhöhen*, *neu*, *hohe Nachfrage* etc. auf eine gute Entwicklung der Firma hin, wohingegen *Programmeffizienz*, *Abschwächung* und *Verlangsamung* auf eine zukünftig schlechtere Finanzsituation hinweisen. Im Vorfeld von konstant bleibenden Zahlen konnten keine Besonderheiten identifiziert werden.

Shirata/Sakagami (2008) und Shirata et al. (2011) haben Finanzberichte von insolventen und solventen Unternehmen untersucht und Stichworte extrahiert, anhand derer eine Insolvenz prognostiziert werden kann. Die Resultate zeigen, dass bestimmte Ausdrücke, die nahe den Worten Dividende oder Gewinnrücklagen auftauchen, eine Unterscheidung zwischen zukünftig solventen und insolventen Unternehmen ermöglichen. Ausdrücke wie *zu unserem Bedauern* oder *nicht erlauben* sind Indikatoren für eine Insolvenz, wohingegen die Ausdrücke *Forschung und Entwicklung*, *Kapitalinvestition* und *Neugeschäft* finanziell stabilen Unternehmen zugeordnet werden können (Shirata et al. 2011, S. 42).

Hirokawa et al. (2011) extrahieren die Gründe für Unternehmensinsolvenzen manuell aus Nachrichten. So konnten sie z. B. herausfinden, dass ein Golfplatz aufgrund von einem Preiskampf und Kunden-

Dieses Werk ist copyrightgeschützt und darf in keiner Form vervielfältigt werden noch an Dritte weitergegeben werden.
Es gilt nur für den persönlichen Gebrauch.

rückgang Insolvenz anmelden musste (Hirokawa et al. 2011, S. 159). Weiterhin schlussfolgern sie, dass der Grund für eine Insolvenz häufig nahe dem Wort *aber* in den Artikeln gefunden werden kann. Daher sollten Sätze, die dieses Wort enthalten, in Nachrichten genauer untersucht werden.

Tsai et al. (2010) untersuchten den Effekt von Umfang und Stimmung in Nachrichten auf Bonitätsratings. Resultate von Regressionsanalysen zeigen, dass insbesondere Firmen im unteren Ratingbereich im folgenden Quartal abgewertet werden, sofern häufig über diese berichtet wird. Weiterhin haben die Autoren herausgefunden, dass die Stimmung in Nachrichten in Verbindung mit zukünftigen Ratings von Firmen im oberen Ratingbereich steht (Tsai et al. 2010, 1969 f.).

In zukünftigen Forschungsvorhaben sollten insbesondere der meinungs-/stimmungsbasierte sowie der themen-/trendbasierte Datenaufbereitungsansatz angewandt werden, um Textdaten von sozialen Medien auszuwerten, da erfolgversprechende Ergebnisse insbesondere in den verwandten Domänen bereits erzielt werden konnten. Neben Inhaltsanalysen und Trendanalysen konnten im Rahmen der Literaturauswertung auch Verfahren zum Identifizieren von Gruppenunterschieden herausgearbeitet werden. Da manuelle Textanalysen in der Regel genauer sind als automatisierte, ist es ratsam, mit diesen zu beginnen und das Verfahren nach erfolgreicher manueller Durchführung zu automatisieren (Stieglitz et al. 2014, 92 f.).

3.1.2.2 Prognose von Finanzkennzahlen ohne Bezug zum Risikomanagement

Sieben Artikel (5,79 %) behandeln die Prognose von Finanzkennzahlen ohne Bezug zum Risikomanagement. Hierbei haben alle Quellen die Umsatzprognose von Produkten zum Thema. Drei Artikel prognostizieren z. B. Umsätze von Filmen oder Musik (Asur/Huberman 2010; Mishne/Glance 2006; Dhar/Chang 2009).

Der dominante Trackingansatz ist wie auch bei der Prognose von Finanzkennzahlen im Risikomanagement stichwortbezogen (5 Nennungen bzw. 71,43 %). Der akteursbezogene und URL-bezogene Ansatz finden nur in einem (14,29 %) bzw. zwei (28,57 %) Forschungsprojekten Anwendung. Auffällig ist weiterhin, dass alle Autoren Angaben zu den von ihnen verwendeten Trackingansätzen machen.

Hinsichtlich der Trackingmethode lässt sich in 4 (57,14 %) der Quellen in dieser Domäne kein Hinweis finden, wohingegen 2 (28,57 %) Autoren Parser oder Screenscraper nutzen und die Verfasser jeweils eines Artikels (14,29 %) auf APIs oder Drittanbieter von Daten zurückgreifen.

Die vorherrschende Informationsquelle sind Blogs mit 6 (85,71 %) Nennungen. Gefolgt werden diese von sozialen Netzwerken und Jahresabschlüssen/Quartalsberichten mit jeweils einer Nennung (14,29 %). Daten aus anderen Medien wurden bei der Prognose von Finanzkennzahlen ohne Bezug zum Risikomanagement nicht verwendet. An dieser Stelle bestehen daher viele Forschungslücken, die durch Analysen von z. B. Forumsbeiträgen oder Nachrichten geschlossen werden sollten.

Bezüglich der Struktur der Datenbasis lässt sich keine klare Tendenz erkennen. In 5 Quellen (71,43 %) werden unstrukturierte Textdaten verwendet, wobei 4 mal (57,14 %) strukturierte Daten Berücksichtigung finden. Die Anzahl von neun Nennungen bei nur sieben Artikeln kommt dadurch zustande, dass manche Autoren sowohl auf strukturierte als auch unstrukturierte Daten zurückgreifen. So verwenden

Dieses Werk ist copyrightgeschützt und darf in keiner Form vervielfältigt werden noch an Dritte weitergegeben werden.
Es gilt nur für den persönlichen Gebrauch.

z. B. Dhar/Chang (2009) sowohl Textdaten als auch Ratings der Käufer von Musikalben, die in einem Zahlenformat vorliegen, um den Erfolg von Musikproduktionen zu prognostizieren.

Sofern Texte analysiert werden, kommt ausschließlich der meinungs-/stimmungsbezogene Ansatz zur Anwendung. Hierbei wurde die Analyse in jeweils einem Fall (14,29 %) manuell bzw. mit maschinellen Lernalgorithmen durchgeführt, wobei wörterbuchbasierte Ansätze nicht angewandt wurden. In einem weiteren Fall wurden die Stimmungsindikatoren eingekauft und der Ansatz konnte in zwei Artikeln nicht bestimmt werden (Dhar/Chang 2009; Mishne/Glance 2006; Nigam/Hurst 2005). Fünf (71,43 %) Autoren führen Inhaltsanalysen und anschließende Trendanalysen durch. In jedem dieser Artikel werden Varianten der Regressionsanalyse angewandt, mit Hilfe derer immer signifikante Zusammenhänge zwischen den Daten und Finanzkennzahlen nachgewiesen werden können (Asur/Huberman 2010; Dewan/Ramaprasad 2014; Dhar/Chang 2009; Lica 2011; Liu et al. 2007; Mishne/Glance 2006). Ausschließlich Clatworthy/Jones (2003) bilden zwei Gruppen mit den 50 besten und schlechtesten Firmen des Vereinigten Königreichs Großbritannien und Nordirlands, ermittelt anhand der Gewinnveränderung und führen eine Diskriminanzanalyse durch. Sie schlussfolgern, dass sich keine Prognosen anhand der Stimmungen in Textpassagen von Jahresabschlüssen hinsichtlich der zukünftigen Entwicklung der Unternehmen treffen lassen (Clatworthy/Jones 2003, S. 183). Da mit Hilfe der Diskriminanzanalyse keine Trends verifiziert oder Inhalte analysiert werden, sondern Kriterien auf deren Eignung zum Erkennen von Unterschieden zwischen Gruppen getestet, wurde die Kategorie Gruppenunterschiede in das Framework aufgenommen (Field 2009, 615 ff.).

Die Forschungslücken in der hier betrachteten Domäne sind ähnlich zu denen in Kapitel 3.1.2.1. Insbesondere der Prozess der Datenbeschaffung sollte von Forschern besser dokumentiert und transparent für den Leser präsentiert werden, sodass sich Kriterien, die zu validen Datensätzen führen, etablieren können. Der themen-/trendbasierte Aufbereitungsansatz wird nicht angewandt, obwohl nach dem Überführen von Textdaten in ein numerisches Format mit Hilfe der Inhaltsanalyse Trends, z. B. Umsatzentwicklungen, prognostiziert werden. Datenaufbereitungsschritte, die explizit zum Ziel haben, Trends anhand des Auftauchens bestimmter Themen zu erkennen, stellen daher eine Forschungslücke in diesem Anwendungsgebiet dar. Weiterhin werden Zusammenhänge zwischen nutzergenerierten Inhalten und Finanzkennzahlen, mit Ausnahme einer Diskriminanzanalyse, stets mit Hilfe von Regressionsanalysen untersucht. Ob alternative Ansätze bessere Ergebnisse erzielen, bleibt bislang unbeantwortet.

3.1.3 Zwischenfazit

Das Ziel des Literaturreviews ist aufzuzeigen, inwiefern in bereits abgeschlossenen Forschungsprojekten relevante Informationen aus den nutzergenerierten Inhalten von sozialen Medien identifiziert werden konnten, die für die Bonitätsprüfung bzw. das Finanzrisikomanagement von Relevanz sind.

Hiermit ließ sich demonstrieren, dass das Rahmenwerk von Stieglitz et al. (2014) es ermöglicht, Forschungslücken aufzuzeigen. Weiterhin konnten durch das Analysieren von verwandten Anwendungsgebieten Vorgehensweisen identifiziert werden, die ein Schließen der Forschungslücken ermöglichen

Dieses Werk ist copyrightgeschützt und darf in keiner Form vervielfältigt werden noch an Dritte weitergegeben werden.
Es gilt nur für den persönlichen Gebrauch.

könnten. Im Rahmen der Literaturauswertung wurde das Rahmenwerk zudem erweitert. So konnte die bisher nicht berücksichtige Kategorie der Analysen zum Herausarbeiten von Gruppenunterschieden in das Rahmenwerk aufgenommen werden, auf welche Forscher in Zukunft zurückgreifen können.

Hinsichtlich der Bonitätsprüfung von Privatpersonen konnte bereits aufgezeigt werden, dass zwischen kreditwürdigen und nicht kreditwürdigen Schuldnern anhand deren Beziehungen in sozialen Netzwerken unterschieden werden kann. Die Relevanz von Daten aus sozialen Medien im Anwendungsgebiet der Bonitätsprüfung von Unternehmen wurde bisher allerdings noch nicht untersucht und stellt somit eine substantielle Forschungslücke dar. Nichtsdestotrotz kann die Bonität von Unternehmen anhand von Textdaten aus Jahresabschlüssen, Quartalsberichten, Nachrichten und Analystenreports eingeschätzt werden. Statistische Methoden zum Identifizieren von Gruppenunterschieden haben hier erfolgversprechende Ergebnisse hervorgebracht.

Zudem wurde in Studien im verwandten Anwendungsgebiet – der Prognose von Finanzkennzahlen mit und ohne Bezug zum Risikomanagement – aufgezeigt, dass insbesondere in Blogs wertvolle Informationen zu finden sind, die Aufschluss über die finanzielle Stabilität von Unternehmen geben. Eine Adaption der Studien auf die Bonitätsprüfung von Unternehmen ist daher zu empfehlen.

Ansätze, um die Forschungslücken zu schließen, die in den Kapiteln 3.1.2.1 bis 3.1.2.2 im Anwendungsgebiet der Bonitätsprüfung herausgearbeitet wurden, sind in Abbildung 3-5 zusammengefasst.

	Trackingansatz	Trackingmethode	Medium	Datenbasis	Datenaufbereitung	Datenanalyse
Bonitätsprüfung (Privatpersonen)	Akteursbezogen	Abhängig vom Medium	Primär soziale Netzwerke	Strukturiert Unstrukturiert	Meinungs-/Stimmungsbasiert Strukturierte Attribute	Inhaltsanalyse Netzwerkanalyse Analyse zu Gruppenunterschieden
Bonitätsprüfung (Unternehmen)	Akteursbezogen Stichwortbezogen URL-bezogen	Abhängig vom Medium	Blogs Foren Soziale Netzwerke	Primär unstrukturiert	Meinungs-/Stimmungsbasiert Themen-/Trendbasiert (Strukturierte Attribute)	Inhaltsanalyse Trendanalyse Analyse zu Gruppenunterschieden

Abbildung 3-5: Ansätze für zukünftige Forschung

Auch wenn der Literaturreview das Ziel hatte, den gesamten relevanten Literaturkorpus zu berücksichtigen, könnten Publikationen aufgrund der eingeschränkten Suchbegriffe und Datenbanken trotz Relevanz nicht erfasst worden sein. Weiterhin wurden nur deutsche und englischsprachige Quellen analysiert, da die beteiligten Wissenschaftler hinsichtlich dieser Sprachen über die erforderlichen Kenntnisse verfügen. Da auch englischsprachige Literatur aus dem japanischen Raum im Rahmen der Suche erfasst wurde, könnten insbesondere weitere Quellen in japanischer Sprache existieren.

Weitere Forschungsvorhaben sollten analysieren, inwiefern Bonitätsprüfungen mit Hilfe der in Abbildung 3-5 zusammengefassten Ansätze verbessert werden können. Da noch keine Erkenntnisse im Anwendungsgebiet der Bonitätsprüfung von Unternehmen basierend auf Textdaten aus sozialen Medi-

Dieses Werk ist copyrightgeschützt und darf in keiner Form vervielfältigt werden noch an Dritte weitergegeben werden.
Es gilt nur für den persönlichen Gebrauch.

en vorliegen und es hier im Gegensatz zur Bonitätsprüfung von Privatpersonen einfacher ist, Finanzdaten zu beschaffen, konzentriert sich die weitere Arbeit auf das Schließen dieser Forschungslücke. Im Gegensatz zur Bonitätsprüfung von Privatpersonen existiert hier, wie bereits in der Einleitung erwähnt, keine Rechtsunsicherheit.

3.2 Stand der Praxis

Um die Schritte des Kreditvergabeprozesses (Abbildung 2-2), die von Fintechs verändert werden, sowie Treiber für diese Entwicklungen zu identifizieren, werden diese Aspekte im Rahmen einer Marktstudie herausgearbeitet. Anschließend erfolgt eine Analyse des disruptiven Potentials der Fintechs. Die Forschungsmethodik und das Untersuchungsdesign ist in Kapitel 3.2.1 dargelegt. Daraufhin werden die Ergebnisse in Kapitel 3.2.2 diskutiert.[2]

3.2.1 Forschungsmethodik und Untersuchungsdesign

Um den Fintechmarkt zu analysieren, wurde die Vorgehensweise von Abts/Mülder (2011) sowie Dahnken et al. (2003) zur Durchführung von Marktstudien verfolgt. Die neu gegründeten Unternehmen wurden anhand von Ausstellungskatalogen, existierenden Marktstudien, wissenschaftlichen Publikationen sowie Zeitungs- und Zeitschriftenartikeln identifiziert. Die Identifizierung erfolgte im Rahmen einer Onlinesuche, die mit dem Stichwort „Fintech“ begann. Ausgehend von den Ergebnissen wurde die Suche um Quellen sowie innerhalb der Quellen verwendete Stichworte erweitert, bis keine neuen Fintechs im Anwendungsgebiet der Bonitätsprüfung identifiziert werden konnten. Im Rahmen einer Diskussion wurden anschließend die von den Fintechs veränderten Schritte des Kreditvergabeprozesses anhand der Quellen sowie der Unternehmenswebseiten herausgearbeitet. Für jede Veränderung des Kreditvergabeprozesses wurde weiterhin ermittelt, welche technologische Innovation die Prozessänderung ermöglichte. Auf Grundlage dieser Vorarbeiten kann mit Hilfe der von Keller/Hüsing (2009) vorgestellten Methodik das disruptive Potential der Fintechs und deren Prozessänderungen beurteilt werden. Nach Keller/Hüsing (2009, S. 1046) kann das disruptive Potential von Innovationen mit Hilfe eines Abgleichs gegenüber Kriterien erfolgen. Im Rahmen des Abgleichs werden Kriterien für die Markteintrittsphase, den Hauptmarktzugang sowie das Versagen von etablierten Akteuren jeweils unabhängig für die Fintechs und die etablierten Akteure analysiert (Keller/Hüsing 2009, S. 1046; Rafii/Kampas 2002, 116 f.). Die von Keller/Hüsing (2009, 1046 f.) entwickelten Kriterien zur Beurteilung des disruptiven Potentials einer Innovation sind in Tabelle 3-1 dargestellt. Da die Kriterien in der disruptiv-positiven Form formuliert sind, ist eine Disruption wahrscheinlicher, wenn ein Kriterium erfüllt ist (Keller/Hüsing 2009, S. 1046). Die Bewertung der Kriterien wurde von zwei Forschern vorgenommen. Diskrepanzen wurden in einer Diskussion ausgeräumt. Da das disruptive Potential der Fintechs und deren innovativer Produkte nach Keller/Hüsing (2009, S. 1046) auch in Bezug auf die etablierten Akteure analysiert werden muss, wurde eine weitere Liste mit Unternehmen kreiert, die in der Kreditwirtschaft vorherrschend sind. Die Anzahl an Unternehmen in der Liste ist identisch zu der Anzahl der identifizier-

[2] Das Kapitel basiert auf der Veröffentlichung von Mengelkamp/Schumann (2016).

Dieses Werk ist copyrightgeschützt und darf in keiner Form vervielfältigt werden noch an Dritte weitergegeben werden.
Es gilt nur für den persönlichen Gebrauch.

ten Fintechs, sodass jedem Fintech ein etablierter Akteur gegenübergestellt werden kann. Die Liste der etablierten Akteure wurde anhand von Statistiken, früheren Studien oder anhand der Nutzung von Suchmaschinen generiert. Die genaue Zusammensetzung der Listen für Fintechs und etablierte Akteure wird während der Ergebnisdiskussion erläutert (Kapitel 3.2.2).

Phase	Fintech	Etablierter Akteur
Markteintritt	Produkte sind hinsichtlich etablierter Qualitätsmerkmale schlechter	Manche Kunden sind überbedient
	Produkte sind billiger, komfortabler oder zuverlässiger	Hauptkundensegment schätzt das Produkt des neuen Marktakteurs nicht
	Produkte sprechen gegenwärtige Nicht-Konsumenten an	Markt für Produkte basierend auf der potentiell disruptiven Innovation erscheint klein und irrelevant
	Profitables Geschäftsmodell, das auf überbediente Kunden abzielt	
	Investoren erlauben das Experimentieren	
Hauptmarktzugang	Produkte basieren auf Standardkomponenten	Qualitätsmerkmale verändern sich
	Strategische Ressourcen (Lizenzen, Kapital, etc.) sind zugänglich	Kunden sind nicht bereit, mehr für Verbesserungen etablierter Eigenschaften zu bezahlen
	Netzwerk für potentiell disruptive Innovation ist voraussichtlich groß	Wechselkosten sind niedrig
	Potentiell disruptive Innovation ist kompatibel mit existierendem Netzwerk	Koordinationskosten sind niedrig
Versagen des etablierten Akteurs	Geschäftsmodell ist hinreichend unterschiedlich	Produkte, die dem Angebot der Fintechs entsprechen, werden dem eigenen Produktportfolio nicht hinzugefügt
	Prozesse sind hinreichend unterschiedlich	Etablierter Akteur flüchtet in Premium-Kundensegmente
	Wertschöpfungsnetzwerk hat geringe Überschneidungen	Potentielle disruptive Innovation wird nicht in einer separaten Organisation umgesetzt

Tabelle 3-1: Kriterien nach Keller/Hüsing (2009, S. 1047), um das disruptive Potential von Innovationen zu evaluieren

3.2.2 Diskussion der Ergebnisse

Im Rahmen der Ergebnisdiskussion erfolgt zuerst die Präsentation der Neugründungen und von diesen vorgenommenen Prozessänderungen sowie der Treiber, welche die Innovationen ermöglichen. Anschließend werden die Einschätzungen hinsichtlich des disruptiven Potentials der Fintechs vorgestellt.

3.2.2.1 Neugründungen, Prozessänderungen und Treiber

Zu Beginn wurden 62 Fintechs, die das Ergebnis der Markstudie darstellen, hinsichtlich der Schritte des Kreditvergabeprozesses (Abbildung 2-2), welche von den Fintechs verändert werden, kategorisiert. Um die Einordnung vorzunehmen, wurden die Webseiten der Fintechs, sowie im Rahmen der Onlinesuche identifizierte Quellen, verwendet. Anhand dieser Vorgehensweise wurden acht Kategorien identifiziert. Diese sind in alphabetischer Reihenfolge in der ersten Spalte von Tabelle 3-2 aufgelistet. Die Prozessschritte, welche von den Fintechs verändert werden, um sich Wettbewerbsvorteile gegenüber den etablierten Akteuren zu verschaffen, sind in der zweiten Spalte abgebildet. Die technischen Innovationen, welche als Treiber für die Prozessänderungen fungieren, sind in der dritten Spalte zusammenge-

Dieses Werk ist copyrightgeschützt und darf in keiner Form vervielfältigt werden noch an Dritte weitergegeben werden.
Es gilt nur für den persönlichen Gebrauch.

fasst, woraufhin in der vierten Spalte die identifizierten Fintechs in der jeweiligen Kategorie aufgelistet sind. Im Folgenden werden die Ergebnisse der Diskussionen zusammengefasst, da die Forscher sich nicht in allen Fällen von Beginn an hinsichtlich der Kategorisierung, der Zuordnung zu den betroffenen Prozessschritten sowie den Treibern einig waren.

Kategorie	Veränderte Prozessschritte	Treiber	Fintechs
Crowdfunding	Kreditantrag, Auszahlung, Abwicklung (Rückzahlung)	Weit verbreiteter Internetzugang, online/mobile Banking	bankless24, Bergfürst, Companisto, Creditshelf, Finmar, FundingCircle, Investly, Kapilendo, Seedmatch
Nutzung neuer Daten zur Bonitätsprüfung	Bonitätsprüfung	Extensive Nutzung von sozialen Medien und Generierung von nutzergenerierten Inhalten, weit verbreiteter Internetzugang, standardisierte Schnittstellen im online/mobile Banking	Avant, Big Data Scoring, Ferratum, Fintecsystems, Iwoca, Kabbage, KreditUP, LendUP, OnDeck, Payone, Spotcap, Vexcash, ZestFinance, Branch.co, Kreditech, Lenddo, Saida
Online Identifikation	Formale Prüfung	Weit verbreiteter Internetzugang, Web Kameras, Videochat-Dienste	liveIDent, cybits, webIDsolutions, Idnow, Edentix, idvos
Online Pfandhäuser	Kreditantrag, Sicherheiten bewerten	Weit verbreiteter Internetzugang	iPfand, Unbolted, Valendo
P2P-Kredite	Kreditantrag, Auszahlung, Abwicklung (Rückzahlung)	Weit verbreiteter Internetzugang, online/mobile Banking	Auxmoney, Bondora, CrossLend, Giromatch, Lendico, Prosper, Renrendai, Zopa, Interhyp, Kiva
Schlanke Prozesse im Factoring	Kreditantrag, Festlegen der Kreditkonditionen	Weit verbreiteter Internetzugang, online/mobile Banking, Online-Shops	Affirm, Billfront, Billpay, debitos, Decimo, Pagido, Ratepay, Rechnung48, Tradico
Studienkredite	Formale Prüfung, Bonitätsprüfung	Online Bereitstellung eines föderalen Universitätsverzeichnisses, weit verbreiteter Internetzugang, online/mobile Banking	Earnest, Quefenqi, SoFi
Vergleichsportale	Kreditantrag	Weit verbreiteter Internetzugang, Möglichkeit der online Kreditantragstellung über standardisierte Schnittstellen und Webseiten der etablierten Akteure sowie transparente Preisgestaltung	Compeon, Finanzcheck.de, Fintura, HalloKredit.de, Smava

Tabelle 3-2: Zusammenfassung der Marktanalyse

Fintechs in der ersten Kategorie, die mit *Crowdfunding* benannt wurde, ändern die Art und Weise, in welcher Kredite beantragt werden und damit den ersten Schritt des Kreditvergabeprozesses (Abbildung 2-2). Antragsteller sind in der Regel kleine Firmen, die eine Finanzierung für ein spezifisches Projekt benötigen. Die Projekte sind online auf der Crowdfunding-Plattform gelistet. Private sowie professionelle Investoren haben dann die Möglichkeit, in die Projekte zu einem festen Zinssatz zu investieren (Bendel 2016). Neben der Antragstellung, welche von der Crowdfunding-Plattform verwaltet wird, werden auch die Auszahlung sowie die Abwicklung (Rückzahlung) des Kredites verändert. Vor der Auszahlung an den Antragsteller werden die Beiträge zur Kreditsumme von den verschiedenen Gläubigern von den Plattformbetreibern aggregiert und zum Schuldner transferiert. Im Rahmen der Abwicklung (Rückzahlung) lässt der Schuldner die Kreditrate dem Plattformbetreiber zukommen, welcher diese an die verschiedenen Investoren weiterleitet. Treiber für Crowdfunding-Plattformen ist ein weit verbreiteter Internetzugriff, welcher es den Antragstellern sowie Investoren ermöglicht, die Plattform zu erreichen. Weiterhin wird die Auszahlung der Kreditsumme von Gläubigern an die Schuldner sowie die Rückzahlung der Kreditraten auf umgekehrtem Weg durch die Ausbreitung von online/mobile Banking vereinfacht. Fintechs aus anderen Domänen wie z. B. Paypal im Anwendungsgebiet der Zahlungsver-

Dieses Werk ist copyrightgeschützt und darf in keiner Form vervielfältigt werden noch an Dritte weitergegeben werden.
Es gilt nur für den persönlichen Gebrauch.

kehrsabwicklung sowie online/mobile Banking-Dienste von etablierten Akteuren, haben hier unterstützende Funktionen.

Mehrere Fintechs nutzen zudem *neue Daten im Rahmen der Bonitätsprüfung*, um den dritten Schritt des Kreditvergabeprozesses zu verbessern. Die Bonität von Individuen oder Unternehmen wird von den Fintechs anhand von nutzergenerierten Daten aus sozialen Medien, wie z. B. Facebook oder Twitter, bewertet. Weiterhin dienen Kundenrezensionen von Plattformen, wie z. B. Ebay oder Amazon, als Datenbasis zur Beurteilung von unternehmensbezogenen Ausfallrisiken (Kabbage 2015). Außerdem vergeben viele der Fintechs basierend auf den neuen Formen der Bonitätsprüfung Kredite an Individuen oder kleine Unternehmen in Entwicklungsländern, welche keinen Zugang zu Banken haben (Lendico 2015). Zur Risikobeurteilung greifen diese auf online Banking-Konten der Kreditantragsteller zu, um deren bisheriges Zahlungsverhalten zu analysieren. Demzufolge sind die extensive Nutzung von sozialen Medien, die nutzergenerierten Inhalte sowie weit verbreiteter Internetzugang und online/mobile Banking sowie Zugriff über standardisierte Schnittstellen Treiber für Innovationen in dieser Kategorie.

Neugründungen von Unternehmen in der Kategorie der *Online Identifikation* erneuern die formale Prüfung von Debitoren. Unter Zuhilfenahme von Web-Kameras und Videochat-Diensten wird die Identität von Debitoren ortsunabhängig verifiziert. Während der Verifizierung muss der potentielle Debitor seinen Ausweis in die Kamera halten, sodass ein Mitarbeiter des Fintechs die Authentizität des Dokuments bestätigen und die Übereinstimmung der physischen Person mit der auf dem Ausweisdokument eingetragenen anhand eines Vergleichs von Gesicht und Foto prüfen kann (Cybits 2017; Liveident 2017). Ein physisches Treffen von Gläubiger und Schuldner ist dann nicht mehr notwendig, sodass Reisekosten bzw. Kosten für den Betrieb einer Filiale eingespart werden. Die Fintechs operieren nicht ausschließlich in der Kreditwirtschaft, sondern bieten ihre Dienstleistungen auch in anderen Anwendungsgebieten an, in welchen die Identifikation von Individuen notwendig ist. Da ein Schritt im Kreditvergabeprozess verändert wird, sind die Fintechs aber Bestandteil der folgenden Analyse.

Online Pfandhäuser haben zum Ziel, konventionelle Pfandhäuser zu substituieren, indem die Kreditantragstellung sowie die Bewertung der Sicherheiten geändert werden. Anstatt eines physischen Vorsprechens und einer Präsentation der Sicherheiten, welche beliehen werden sollen, wird der Kreditantrag über ein Webformular eingereicht. In dem Webformular wird das Pfand/die Sicherheit z. B. unterstützt von vordefinierten Dropdownlisten beschrieben. Nach einer Vorprüfung wird dem Antragsteller ein Vorschlag vom Betreiber des Online Pfandhauses unterbreitet. Der Antragsteller kann dann entscheiden, ob er den Vorschlag akzeptieren möchte. Sofern er dies tut, wird das Pfand bzw. die Sicherheit vom Antragsteller zum Betreiber des Pfandhauses gesandt, welcher den physischen Zustand prüft. Nur wenn die im Webformular getätigten Angaben mit denen im Rahmen der physischen Prüfung ermittelten übereinstimmen, kommt ein Kreditvertrag zustande (iPfand 2017; Valendo 2017). Die Bonität des Schuldners ist irrelevant, da der Kredit ausschließlich über das als Sicherheit dienende Pfand gedeckt wird. Die treibende technologische Innovation ist weit verbreiteter Internetzugang, über welchen die Antragsteller auf die Webformulare der Pfandhausbetreiber zugreifen können.

Die Schritte der Kreditantragstellung, der Auszahlung und der Abwicklung (Rückzahlung) werden von Plattformen verändert, die *P2P-Kredite* verwalten. Entitäten, die einen Kredit erhalten möchten, kom-

Dieses Werk ist copyrightgeschützt und darf in keiner Form vervielfältigt werden noch an Dritte weitergegeben werden.
Es gilt nur für den persönlichen Gebrauch.

munizieren dies auf den P2P-Kreditplattformen. Andere Nutzer der Plattform haben anschließend die Möglichkeit, die Anträge durchzuschauen und Kapital zu verleihen. Kreditanträge werden demnach nicht mehr zu einem potentiellen Gläubiger geschickt, sondern öffentlich einsehbar auf den Plattformen platziert. Potentielle Gläubiger haben in der Regel die Möglichkeit, traditionelle Bonitätsindikatoren, welche vom Plattformbetreiber bereitgestellt werden, zu prüfen, bevor sie den Kredit vergeben (Bondora 2017; CrossLend 2017). Eine Neuerung ist wie bei den Crowdfunding-Plattformen die Sammlung von Kapital von verschiedenen Gläubigern, welche dem Kreditantrag eines Schuldners stattgeben. Der wesentliche Unterschied ist, dass auf Crowdfunding-Plattformen spezifische Projekte unterstützt werden, wohingegen auf P2P-Plattformen Kredite an rechtlich selbstständige Entitäten vergeben werden. Folgerichtig werden die Finanzmittel der verschiedenen Gläubiger in einer Transaktion vom Plattformbetreiber an den Schuldner transferiert. Im Rahmen der Abwicklung (Rückzahlung) übermittelt der Schuldner die Raten an den Plattformbetreiber, welche dieser an die Gläubiger verteilt. Treiber sind gleichsam wie bei Crowdfunding-Plattformen weit verbreiteter Internetzugang sowie online/mobile Banking, welche den Zugriff auf die P2P-Plattformen von Schuldnern und Gläubigern und einen komfortablen Austausch von Geldmitteln ermöglichen.

Schlanke Prozesse im Factoring beruhen auf neuen Methoden der Kreditantragstellung, die im Folgenden erläutert werden. Weiterhin werden Kreditkonditionen auf andere Weise festgelegt als bisher. Dienstleistungen von Fintechs in dieser Kategorie werden üblicherweise als Zahlungsmethoden, z. B. in Online-Shops, eingebunden. Anstelle eines unmittelbaren Transfers von Kundenzahlungen an die Shop-Betreiber können Kunden den Kaufbetrag zu einem späteren Zeitpunkt an das Fintech übermitteln. Der Betreiber des Online-Shops erhält vom Fintech die Zahlung hingegen unmittelbar und trägt nicht mehr das Risiko eines Zahlungsausfalls sofern der Kunde nicht in der Lage ist, seinen Verpflichtungen nachzukommen. Der Kreditantrag wird daher während des Einkaufprozesses im Online-Shop gestellt (Affirm 2017; Debitos 2017; Decimo 2017). Eine formale Prüfung sowie eine Bonitätsprüfung werden üblicherweise nur einmal mit traditionellen Methoden durchgeführt, wenn sich der Kunde bei dem Fintech registriert. Die Kreditkonditionen hingegen werden ermittelt, sobald eine Transaktion abgeschlossen werden soll. Das Kreditlimit des Kunden wird z. B. zu diesem Zeitpunkt geprüft. Treibende Technologien sind weit verbreiteter Internetzugriff sowie online/mobile Banking, welche es Privatpersonen ermöglichen, Finanztransaktionen online zu tätigen, und die fortschreitende Verbreitung von Online-Shops.

Eine weitere Kategorie umfasst Fintechs, die Studienkredite vergeben und die formale Prüfung sowie die Bonitätsprüfung anders gestalten als etablierte Akteure (Earnest 2017). Die formale Prüfung beinhaltet eine Validierung der Universität, an welcher die Studierenden eingeschrieben sind anhand eines Universitätsverzeichnisses, welches in den USA verfügbar ist (FAFSA 2016). Außerdem geben die Studierenden alle relevanten Informationen in ein Webformular ein, sodass ein physisches Treffen von Schuldnern und Gläubigern nicht notwendig ist. Auf diese Weise entfallen Reisekosten bzw. Kosten für den Unterhalt einer Filiale. Im Rahmen der Bonitätsprüfung wird zusätzlich zu traditionellen Informationen der Studiengang berücksichtigt, um die zukünftigen Chancen auf dem Arbeitsmarkt zu beurteilen. Der wesentliche Treiber, welcher diese Art der Studienkreditvergabe ermöglicht, ist die Bereitstellung des Universitätsverzeichnisses. Weiterhin sind ein weit verbreiteter Internetzugang sowie online/mobile

Dieses Werk ist copyrightgeschützt und darf in keiner Form vervielfältigt werden noch an Dritte weitergegeben werden.
Es gilt nur für den persönlichen Gebrauch.

Banking wichtig, welche die Kommunikation und Finanztransaktionen zwischen beiden Parteien ermöglichen.

Fintechs in der letzten Kategorie stellen Vergleichsportale dar, welche den ersten Schritt des Kreditvergabeprozesses innovativ gestalten. Ein Kreditantragsteller hat die Möglichkeit, sich auf den Portalen einen Vergleich der Kreditkonditionen von verschiedenen potentiellen Gläubigern anzeigen zu lassen, nachdem er Daten, wie z. B. das gewünschte Kreditvolumen und die Laufzeit, in ein Webformular eingegeben hat (Compeon 2017; Finanzcheck 2017; Fintura 2017). Anhand des Vergleichs kann der Antragsteller den Anbieter mit den besten Konditionen auswählen und wird vom Vergleichsportal direkt zu dessen Internetauftritt weitergeleitet. Der Betreiber des Vergleichsportals erhält in der Regel eine Provision vom Gläubiger, sofern ein Kreditvertrag abgeschlossen wird. Technologische Treiber umfassen weit verbreiteten Internetzugriff sowie die Möglichkeit der Kreditantragstellung im Internet. Weiterhin müssen die potenziellen Gläubiger die Preismodelle über standardisierte Schnittstellen offenlegen, sodass die Vergleichsportale unter deren Zuhilfenahme Kalkulationen durchführen können.

3.2.2.2 Einschätzen des disruptiven Potentials

Wie während der Beschreibung des methodischen Vorgehens geschildert, wurden etablierte Vergleichsunternehmen für die in Tabelle 3-2 aufgelisteten Fintechs identifiziert.

Crowdfunding und P2P-Kreditplattformen wurden mit traditionellen Banken verglichen, da diese in der Regel Gelder von Anlegern aggregieren und für die Kreditvergabe verwenden. Diese wurden anhand einer Liste bestimmt, welche die größten Banken absteigend sortiert nach Bilanzsumme erfasst (Banks around the world 2016). Am Markt vorherrschende Akteure, die Fintechs gegenüber stehen, welche neue Daten zur Bonitätsprüfung nutzen, sind Informationsanbieter wie z. B. Bisnode, Bürgel, Dun & Bradstreet, Fair Isaac Corporation sowie die Schufa, wohingegen Dienstleister für traditionelle Identifikationsverfahren (Postident) vorwiegend in Europa existieren, z. B. DHL, Hermes, Schweizerische Post, Österreichische Post, und traditionelle Pfandhäuser anhand einer vorhandenen Marktstudie erfasst wurden (Pawns.com 2016). Vorherrschende Factoring-Gesellschaften wurden von einer Liste des statistischen Bundesamtes selektiert und mit Fintechs, die schlanke Prozesse im Factoring anbieten, verglichen (Statistisches Bundesamt 2016). Um das disruptive Potential von Fintechs, die Studienkredite vergeben, zu bewerten, wurden diese anhand des Kriterienkatalogs mit Unternehmen verglichen, die in einer Liste, welche die zehn größten Anbieter von Studienkrediten umfasst, enthalten sind (SimpleTuition 2016). Die Rolle der Vergleichsportale, welche die Konditionen von potenziellen Gläubigern im Auftrag eines Kreditsuchenden evaluieren, wurde bisher von Finanzberatungsunternehmen, wie z. B. Bon Kredit, credithelpusa oder MLP, ausgefüllt.

Im nächsten Schritt wurde jedes Fintech mit einem zugeordneten etablierten Akteur hinsichtlich der Kriterien in Tabelle 3-1 verglichen, um das disruptive Potential des neuen Marktakteurs einschätzen zu können. Die Evaluation von Kreditechs disruptiven Potential gegenüber der Schufa ist beispielhaft in Tabelle 3-3 dargestellt. Kreditech bietet Bonitätsprüfungen für Privatpersonen insbesondere in Entwicklungsländern basierend auf einer Analyse von nutzergenerierten Inhalten aus sozialen Medien an. Die Schufa hingegen ist ein etablierter Anbieter von Bonitätsinformationen. So werden z. B. auf Grundlage

Dieses Werk ist copyrightgeschützt und darf in keiner Form vervielfältigt werden noch an Dritte weitergegeben werden.
Es gilt nur für den persönlichen Gebrauch.

bisheriger Zahlungserfahrungen insbesondere für Privatpersonen in Deutschland Bonitätseinschätzungen angeboten. Die Bewertung der Kriterien ist als wahr (W) oder falsch (F) angegeben. Weiterhin ist die Ausprägung eines Kriteriums unbekannt (U), sofern den diskutierenden Forschern nach keine ausreichenden Informationen vorliegen, um eine Entscheidung treffen zu können. Im vorliegenden Beispiel war dies allerdings nicht der Fall.

Phase	Fintech (Kreditech)	Bewertung	Etablierter Akteur (Schufa)	Bewertung
Markteintritt	Produkte sind hinsichtlich etablierter Qualitätsmerkmale schlechter	W	Manche Kunden sind überbedient	F
	Produkte sind billiger, komfortabler oder zuverlässiger	F	Hauptkundensegment schätzt das Produkt des neuen Marktakteurs nicht	W
	Produkte sprechen gegenwärtige Nicht-Konsumenten an	W	Markt für Produkte basierend auf der potentiell disruptiven Innovation erscheint klein und irrelevant	W
	Profitables Geschäftsmodell, das auf überbediente Kunden abzielt	F		
	Investoren erlauben das Experimentieren	W		
Hauptmarktzugang	Produkte basieren auf Standardkomponenten	W	Qualitätsmerkmale verändern sich	F
	Strategische Ressourcen (Lizenzen, Kapital, etc.) sind zugänglich	W	Kunden sind nicht bereit, mehr für Verbesserungen etablierter Eigenschaften zu bezahlen	F
	Netzwerk für potentiell disruptive Innovation ist voraussichtlich groß	F	Wechselkosten sind niedrig	F
	Potentiell disruptive Innovation ist kompatibel mit existierenden Netzwerk	W	Koordinationskosten sind niedrig	F
Versagen des etablierten Akteurs	Geschäftsmodell ist hinreichend unterschiedlich	F	Produkte, die dem Angebot der Fintechs entsprechen, werden dem eigenen Produktportfolio nicht hinzugefügt	W
	Prozesse sind hinreichend unterschiedlich	F	Etablierter Akteur flüchtet in Premium-Kundensegmente	F
	Wertschöpfungsnetzwerk hat geringe Überschneidungen	F	Potentielle disruptive Innovation wird nicht in einer separaten Organisation umgesetzt	W

Tabelle 3-3: Evaluation des disruptiven Potentials Kreditechs gegenüber der Schufa

Legende zur Bewertung: Wahr (W); Falsch (F)

62,5 % der Kriterien in obigem Beispiel sind in der Markteintrittsphase erfüllt. Dies deutet auf mäßiges disruptives Potential hin. Wichtig ist vor allem, dass die Produkte von Kreditech schlechtere Qualitätsmerkmale aufweisen als diejenigen der Schufa. Ausfallraten und Zinsen der Fintechs, welche neuartige Daten für die Bonitätsprüfung nutzen, sind höher im Vergleich zu den Kennzahlen der etablierten Akteure (Magdirila 2014). Dies erklärt auch, weshalb das Hauptkundensegment die Dienstleistungen nicht in Anspruch nimmt und der Markt klein und irrelevant erscheint. Anstatt die Kunden der Schufa abzuwerben, adressiert Kreditech bisherige Nicht-Konsumenten, z. B. in Entwicklungsländern, für welche traditionelle Anbieter keine Bonitätsindikatoren bereitstellen. Dies spricht für disruptives Potential, gleichsam wie das von Investoren verfügbare Risikokapitel, welche auch das Experimentieren erlauben (Keller/Hüsing 2009, S. 1046).

Dieses Werk ist copyrightgeschützt und darf in keiner Form vervielfältigt werden noch an Dritte weitergegeben werden.
Es gilt nur für den persönlichen Gebrauch.

Die Analyse des Potentials für einen Hauptmarktzugang von Kreditech weist hingegen keine klaren Hinweise für eine disruptive Innovation auf. Sofern die Kriterien des Fintechs und des etablierten Akteurs zusammengefasst werden, sind nur 37,5 % erfüllt. Obwohl die Produkte auf Standardkomponenten, z. B. standardisierten Schnittstellen, basieren, strategische Ressourcen (insbesondere Risikokapital von Investoren) verfügbar sind und die potentiell disruptive Innovation kompatibel mit dem bestehenden Netzwerk ist, da Kreditech ähnlich wie die Schufa Bonitätsindikatoren anbietet, welche von Dritten genutzt werden können, ist das Netzwerk für die Innovation eher klein. Weiterhin sind Wechsel- sowie Koordinationskosten hoch und etablierte Qualitätsmerkmale verändern sich nicht. Wechselkosten entstehen, da neue Softwarekomponenten in die bestehende IT-Landschaft integriert werden müssen, sofern ein Unternehmen die von Kreditech angebotenen Bonitätsindikatoren nutzen möchte. Weiterhin benötigen Angestellte Schulungen, um die neuen Bonitätsindikatoren interpretieren und anwenden zu können. Dies geht einher mit Koordinationskosten, die aufgrund der notwendigen Interaktion von Mitarbeitern Kreditechs und dem neuen Vertragspartner anfallen, um z. B. Verträge auszuhandeln. Das wichtigste Qualitätsmerkmal ist die Prognosegenauigkeit, welche sich in Bezug auf Bonitätsindikatoren nicht ändern wird. Zudem sind die Kunden bereit, für weitere Verbesserungen der Prognosegenauigkeit höhere Beträge zu zahlen. Sofern die Schufa Bonitätsindikatoren basierend auf Daten aus sozialen Medien in ihr Produktportfolio integriert, wird von den Forschern erwartet, dass sich diese für zusätzliche Gebühren veräußern lassen. Da die Schufa die Möglichkeit hat, die innovativen Produkte in ihr Portfolio aufzunehmen, ist der Hauptmarkteintritt nach Keller/Hüsing (2009, S. 1046) erschwert. Ein Resultat wäre auch, dass die Kunden nur einen Ansprechpartner hätten, was die Koordinationskosten reduzieren würde.

Ein Versagen des etablierten Akteurs ist sehr unwahrscheinlich. Nur ca. 33,3 % der Kriterien in dieser Phase wurden von den Forschern als erfüllt eingeschätzt. So wird z. B. das Geschäftsmodell von Kreditech nicht als grundlegend unterschiedlich vom dem der Schufa bewertet. Beide bieten Bonitätsindikatoren basierend auf Datenanalysen gegen Bezahlung an. Änderungen der Prozessschritte wurden ebenfalls nichts als hinreichend unterschiedlich bewertet. Ausschließlich die Datenquellen, welche analysiert werden, um die Bonitätsindikatoren zu generieren, unterscheiden sich. Hinsichtlich des sich gering überlagernden Wertschöpfungsnetzwerkes einigten sich die Forscher darauf, dieses Kriterium als nicht erfüllt zu werten, da potentielle Kunden in Märkten, die von dem etablierten Akteur beliefert werden, identisch wären. Auch die Schufa experimentiert bereits mit nutzergenerierten Daten aus sozialen Medien, um Bonitätsindikatoren basierend auf diesen zu generieren (Hornung/Webermann 2012). Obwohl die Schufa bisher noch keine Produkte in das eigene Portfolio aufgenommen hat, welche denen von Kreditech entsprechen, fokussiert sich die Schufa nicht auf Premiumkunden. Kreditech bedient Kreditantragsteller in Entwicklungsländern, welche nicht zur Kundenbasis der Schufa gehören. Insgesamt sind 45,5 % der disruptiv-positiven Kriterien in diesem Beispiel basierend auf Kreditech und der Schufa erfüllt. 54,5 % deuten nicht auf eine disruptive Innovation hin, weshalb eine Marktbeherrschung von Kreditech und ein Versagen der Schufa sehr unwahrscheinlich sind. Ein Bestehen beider Akteure nebeneinander ist aufgrund des relativ ausgeglichenen Verhältnisses von erfüllten und nicht erfüllten Kriterien ebenfalls realistisch, solange etablierte Akteure keine Erfahrungen in den neuen Märkten haben, in welchen keine Kredithistorien existieren.

Dieses Werk ist copyrightgeschützt und darf in keiner Form vervielfältigt werden noch an Dritte weitergegeben werden.
Es gilt nur für den persönlichen Gebrauch.

Eine Zusammenfassung der Bewertung aller Unternehmen und damit des disruptiven Potentials in den acht Kategorien ist in Tabelle 3-4 dargestellt. Die Kategorien sind in der linken Spalte aufgelistet. Es folgen die Prozentzahlen der erfüllten Kriterien jeder Kategorie differenziert nach Fintechs und etablierten Akteuren sowie den Phasen Markteintritt, Hauptmarktzugang und Versagen des etablierten Akteurs nach Keller/Hüsing (2009, S. 1046). Die Kriterien haben hierbei eine identische Gewichtung, was in zukünftigen Forschungsvorhaben evaluiert werden sollte. Schlussendlich werden die aggregierten Prozentzahlen für jede der drei Phasen, abgetrennt durch den grauen Balken, präsentiert. Eine detailliertere tabellarische Darstellung ist im Anhang b in Tabelle Anhang-2 dargestellt. In dieser Tabelle ist für jede Unternehmenskategorie angegeben, wie viel Prozent der Unternehmen die Kriterien, welche den Marktphasen zugeordnet sind, erfüllen.

	Disruptives Potential								
	Fintechs			**Etablierte Akteure**			**Aggregation**		
Kategorie	**Markt-eintritt**	**Haupt-markt-zugang**	**Versagen des etablierten Akteurs**	**Markt-eintritt**	**Haupt-markt-zugang**	**Versagen des etablierten Akteurs**	**Markt-eintritt**	**Haupt-markt-zugang**	**Versagen des etablierten Akteurs**
Crowdfunding	80 %	50 %	13 %	67 %	25 %	33 %	73 %	38 %	17 %
Nutzung neuer Daten zur Bonitätsprüfung	74 %	58 %	30 %	67 %	47 %	33 %	71 %	53 %	31 %
Online Identifikation	60 %	100 %	33 %	67 %	50 %	0 %	63 %	75 %	17 %
Online Pfandhäuser	60 %	42 %	44 %	67 %	50 %	67 %	63 %	46 %	56 %
P2P-Kredite	80 %	50 %	17 %	67 %	25 %	33 %	73 %	38 %	25 %
Schlanke Prozesse im Factoring	60 %	47 %	19 %	33 %	25 %	19 %	47 %	36 %	19 %
Studienkredite	60 %	58 %	22 %	33 %	50 %	22 %	47 %	54 %	22 %
Vergleichsportale	80 %	100 %	40 %	67 %	75 %	67 %	73 %	88 %	53 %

Tabelle 3-4: Disruptives Potential der Fintechs in den Kategorien

Ein Markteintritt der Crowdfunding-Plattformen erscheint realistisch, wohingegen der Hauptmarktzugang unwahrscheinlich ist. Insbesondere die Koordinationskosten für potentielle Schuldner sind hoch, da diese verschiedene Gläubiger von ihrem Vorhaben überzeugen müssen. Die etablierten Qualitätsmerkmale, welche die Zinsraten sind, verändern sich hierbei nicht. Daher ist das Crowdfunding von sehr großen Kreditvolumina langfristig eher schwierig umzusetzen. Ausschließlich für sehr risikobehaftete Projekte, welche Banken nicht unterstützen möchten, könnte mit Hilfe der Plattformen das notwendige Kapital gesammelt werden. Ein Versagen der etablierten Akteure ist demnach sehr unwahrscheinlich, was ebenfalls durch die niedrigen Prozentzahlen der erfüllten Kriterien dieser Phase bestätigt wird. Da ein Versagen der vorherrschenden Marktteilnehmer ein notwendiges Kriterium ist, um eine Innovation als disruptiv bezeichnen zu können, haben die Crowdfunding-Plattformen kein hinreichend disruptives Potential (Keller/Hüsing 2009, S. 1045). Weiterhin haben Banken bereits damit begonnen, Crowdfunding-Plattformen zu implementieren und zu betreiben oder initiieren Kooperationen mit diesen, um den Kunden ähnliche Dienstleistungen wie die Fintechs anbieten zu können. Da die etablierten Akteure so die Produkte der neuen Marktteilnehmer in das eigene Portfolio integrieren, ist ein Versagen dieser

Dieses Werk ist copyrightgeschützt und darf in keiner Form vervielfältigt werden noch an Dritte weitergegeben werden.
Es gilt nur für den persönlichen Gebrauch.

sehr unwahrscheinlich (Harms 2015). Zudem basieren die Crowdfunding-Plattformen der Fintechs nicht auf unnachahmbaren Komponenten, sodass die etablierten Akteure diese leicht nachbilden können.

Die Kriterien für Bonitätsprüfungen basierend auf nutzergenerierten Daten aus sozialen Medien erzielen in Bezug auf das disruptive Potential im Vergleich zu den anderen Kategorien hohe Werte. Nichtsdestotrotz sind nur die Zahlen für den Markteintritt, welcher bereits aufgrund der Durchdringung von Märkten in Entwicklungsländern erfolgt ist, substantiell. Da etablierte Qualitätsmerkmale wie z. B. die Zinssätze der Fintechs schlechter sind als diejenigen der etablierten Marktteilnehmer, ist der Zugang zum Hauptmarkt erschwert. Zudem experimentieren etablierte Akteure wie z. B. die Schufa ebenfalls mit den neuen Daten aus sozialen Medien und evaluieren, inwiefern die Analyseansätze in das eigene Produktportfolio integriert werden können. Eine Reaktion auf die Fintechs ist demnach schon erfolgt. Banken investieren z. B. in verschiedene neugegründete Unternehmen in diesen Bereichen und beugen so einem eigenen Versagen vor (Buhse 2016, 78 f.; Osman/Athler 2015, 34 f.).

Innovative Identifikationslösungen werden höchstwahrscheinlich eine dominierende Marktstellung in der formalen Prüfung von Kreditantragstellern einnehmen. Die Kriterien für einen Markteintritt sind für Fintechs zu 100 % und für die etablierten Akteure zu 50 % erfüllt. Insgesamt ergibt sich somit ein Wert von 75 %. Da die Dienstleistungen, welche die Fintechs anbieten, von den Forschern als grundlegend unterschiedlich im Vergleich zu traditionellen Identifikationsverfahren beurteilt wurden, ist davon auszugehen, dass diese die herkömmlichen Verfahren substituieren. Insbesondere da die Identifikation mit Hilfe der Fintechs ortsunabhängig durchgeführt werden kann, werden Prozesskosten reduziert. Obwohl die Innovation existierende Vorgehensweisen ablösen wird, ist ein Versagen der etablierten Akteure unwahrscheinlich, da die Technologie sehr einfach adaptiert werden kann. DHL beispielsweise bietet bereits ortsunabhängige Identitätsprüfungen basierend auf dem digitalen deutschen Ausweis an. Langfristig wird sich zeigen, ob die Fintechs substanzielle Marktanteile für sich beanspruchen können, um am Markt zu bestehen.

Online Pfandhäuser haben bereits, ähnlich den Fintechs in den anderen Kategorien, den Markteintritt geschafft. Dies ist auch anhand der vorliegenden Analyseergebnisse nachvollziehbar. Nichtsdestotrotz sind der Hauptmarktzugang und ein Versagen der etablierten Unternehmen fraglich, obwohl deren Versagen in dieser Kategorie am wahrscheinlichsten ist, da 56 % der Kriterien erfüllt sind. Im Rahmen der Analyse wurde weiterhin deutlich, dass die Produkte der Fintechs von den etablierten Akteuren nicht nachgebildet werden und sich die Prozesse substantiell voneinander unterscheiden. Da Pfandleihhäuser in der Regel nicht zu einem großen Maße digitalisiert sind, wird deren Fähigkeit, die notwendige IT-Infrastruktur bereitzustellen, von den Forschern in Frage gestellt. Sofern die vorherrschenden Marktteilnehmer die verbesserten Prozesse nicht implementieren, könnten die Fintechs langfristig den Markt dominieren, was die Tendenz zum Versagen der traditionellen Unternehmen verstärken würde.

Die Werte hinsichtlich des Markteintritts von P2P-Kreditplattformen sind unter den höchsten in der Studie. Insbesondere da die Produkte günstiger sind (niedrigere Zinssätze, da Banken aus der finanziellen Wertschöpfungskette ausgeschlossen werden), werden bisherige Nichtkonsumenten adressiert und die Fintechs können sehr leicht erste Marktanteile gewinnen. Etablierte Akteure reagieren auf die Fintechs, indem sie die Lösungen nachahmen, mit den Fintechs kooperieren oder in diese investieren

Dieses Werk ist copyrightgeschützt und darf in keiner Form vervielfältigt werden noch an Dritte weitergegeben werden.
Es gilt nur für den persönlichen Gebrauch.

(Buhse 2016, 78 f.; Osman/Athler 2015, 34 f.). So wird der Hauptmarktzugang der Fintechs ohne Beteiligung der etablierten Akteure verhindert und ein Versagen der traditionellen Unternehmen ist unwahrscheinlich.

Fintechs, die schlanke Prozesse im Factoring anbieten, haben nach Ansicht der Forscher begrenzte Aussichten, relevante Märkte substantiell zu durchdringen. Ein Markteintritt ist nachvollziehbar. Der Hauptmarktzugang sowie ein Versagen der etablierten Akteure sind aber unwahrscheinlich. Nutzer müssen sich bei den Fintechs registrieren, um deren Dienstleistungen nutzen zu können. Dies verursacht Wechselkosten. Sofern Kunden eines Onlineshops kein ausreichendes Barvermögen haben, können diese z. B. auf Kreditkarten zurückgreifen, welche weit verbreitet sind. Somit ist eine Registrierung bei einem weiteren Dienstleister nicht notwendig. Nur falls die Kreditlimite überschritten sein sollten, ist das Zurückgreifen auf Dienstleistungen der Fintechs sinnvoll. Demnach werden vornehmlich schlechte Schuldner die Dienstleistungen der Fintechs, denen hohe Zinssätze zugrunde liegen, in Anspruch nehmen.

Neue Anbieter von Studienkrediten erzielen im Rahmen der Analyse hohe Werte in den Phasen des Markteintritts und des Hauptmarktzugangs. Für Studierende ist es mit Hilfe der Fintechs einfacher, Studienkredite zu beantragen, und sie können niedrigere Zinssätze erhalten, sofern ihr Studiengang eine gute Beschäftigungsprognose innehat. Traditionelle Akteure bieten in der Regel die Möglichkeit, Sicherheiten für einen Kredit zu hinterlegen, was einen positiven Einfluss auf die Kreditkonditionen haben kann, ein Wettbewerbsvorteil der traditionellen Unternehmen ist und damit ein potentielles Versagen unwahrscheinlich macht. Die Studienkredite, welche von den Fintechs angeboten werden, sind daher nur attraktiv, sofern der Antragsteller simple finanzielle Verhältnisse vorweist und hochstandardisierte Produkte in Anspruch nehmen möchte.

Ein Markteintritt von Vergleichsportalen ist aufgrund der Analyseergebnisse ein realistisches Szenario. Da Privatpersonen die Möglichkeit haben, einen kostenlosen Echtzeitvergleich von verschiedenen auf ihre Bedürfnisse zugeschnittenen Kreditangeboten zu erhalten, ist es sehr wahrscheinlich, dass die Vergleichsportale auch nachhaltig genutzt werden. Kostenpflichtige Beratungsangebote von traditionellen Unternehmen verlieren demnach Marktanteile. Ein Versagen dieser ist dennoch nicht zu erwarten, da insbesondere große Kreditvolumina, welche eine umfangreiche Analyse von Persönlichkeitsmerkmalen und eine Evaluation der Sicherheiten erfordern, nicht von den Fintechs bedient werden. Diese beschränken sich ausschließlich auf Standardfälle. Nichtsdestotrotz ist der Prozentsatz für erfüllte disruptiv-positive Kriterien der zweithöchste, was die Notwendigkeit von Reaktionen der etablierten Akteure, z. B. durch Kooperationen oder Investitionen, unterstreicht.

Kategorie übergreifend sind 63,82 % der disruptiv-positiven Kriterien der Markteintrittsphase erfüllt. Der Wert sinkt auf 53,30 % für den Hauptmarktzugang und beträgt nur 30,76 % hinsichtlich des Versagens von etablierten Akteuren. Die Resultate zeigen daher, dass ein Markteintritt der Fintechs sehr realistisch ist und von manchen auch bereits bewältigt wurde. Trotzdem ist eine Dominanz der Finanzwirtschaft durch Fintechs bis hin zu einem Versagen der traditionellen Unternehmen nicht sehr wahrscheinlich, wie aus der Analyse hervorgeht.

Dieses Werk ist copyrightgeschützt und darf in keiner Form vervielfältigt werden noch an Dritte weitergegeben werden.
Es gilt nur für den persönlichen Gebrauch.

3.2.3 Zwischenfazit

Hinsichtlich der Treiber, welche die Entwicklung der 62 identifizierten Fintechs begünstigen, konnten weit verbreiteter Internetzugang, standardisierte Schnittstellen insbesondere im online/mobile Banking, das Wachstum des Onlinehandels, extensive Nutzung von sozialen Medien und die hierdurch von Nutzern generierten Inhalte sowie Web-Kameras und Videochat-Dienste identifiziert werden. Anhand der Analyse basierend auf der Methodik von Keller/Hüsing (2009) wurde festgestellt, dass das disruptive Potential der Fintechs in der Kreditwirtschaft gering ist. Obwohl ein Markteintritt in vielen Fällen bereits wie erwartet erfolgt ist, ist der Hauptmarktzugang nur in zwei Kategorien ein realistisches Szenario. Diese Kategorien sind die Dienstleistungen zur Onlineidentifikation, um formale Prüfungen der Kreditantragsteller durchzuführen, sowie Vergleichsportale. Das Versagen von etablierten Akteuren ist in allen Kategorien nicht zu erwarten, da nach Meinung der analysierenden Forscher immer nur sehr wenige der disruptiv-positiven Kriterien erfüllt sind. Weiterhin haben die Führungskräfte von traditionellen Unternehmen in der Kreditwirtschaft bereits begonnen, auf die Fintechs zu reagieren. Sie imitieren die Dienstleistungen, kooperieren mit den neu gegründeten Unternehmen oder erwerben Anteile bis hin zu Übernahmen von diesen (Buhse 2016, 78 f.; Osman/Athler 2015, 34 f.). Einem substantiellen Verlust von Marktanteilen wird so vorgebeugt.

Fintechs konnten bereits viele neue Marktsegmente wie z. B. Entwicklungs- und Schwellenländer erschließen, sofern Privatpersonen als Kreditnehmer auftreten. Außerdem hat sich die Vermittlung von gewerblichen und privaten Krediten teilweise auf digitale Marktplätze verlagert und es werden innovative Bonitätsprüfungen für Privatpersonen angeboten oder Kredite basierend auf diesen von den Fintechs vergeben. Es konnte hingegen kein Unternehmen identifiziert werden, welches innovative Formen der Bonitätsprüfung für unternehmensbezogene Kreditanfragen als Dienstleistung anbietet. Fintechs operieren hier ausschließlich im Bereich der Kreditvermittlung, dem Factoring oder der direkten Kreditvergabe an kleine und mittelständische Unternehmen. Inwiefern traditionelle Kreditinstitute bestehende Bonitätsprüfungsprozesse basierend auf Daten aus sozialen Medien verbessern können, lässt sich nicht feststellen. Dienstleister könnten Bonitätsprüfungen basierend auf den neuen Datenbeständen z. B. an diese vertreiben. Es ist allerdings gegenwärtig nicht absehbar, ob hierfür neue Anwendungssysteme gestaltet werden oder ob die Daten im Rahmen einer zusätzlichen Komponente in bestehende Software eingebunden werden. Bei Einbindung in existierende Risikomanagementtools würden Bonitätsprüfungen nicht substantiell komplexer werden, da sich die Kreditentscheider nicht mit insgesamt neu gestalteter Software auseinander setzen müssten.

Die Ergebnisse sind dadurch limitiert, dass nicht alle relevanten Fintechs identifiziert worden sein könnten. Die Unternehmenslandschaft verändert sich ständig, sodass neue Unternehmen kurzfristig gegründet werden oder vom Markt verschwinden können. Da viele der Startups abhängig von Investoren sind, werden nicht alle langfristig fortbestehen. Weiterhin ist die Bewertung der disruptiv-positiven Kriterien von den nicht vollständig objektiven Ansichten der analysierenden Forscher beeinflusst. Dieses Defizit wurde durch die gemeinsame Diskussion in Teilen behoben, kann jedoch nicht vollständig ausgeschlossen werden.

Dieses Werk ist copyrightgeschützt und darf in keiner Form vervielfältigt werden noch an Dritte weitergegeben werden.
Es gilt nur für den persönlichen Gebrauch.

Führungskräfte von etablierten Akteuren und Fintechs in der Kreditwirtschaft können auf Grundlage der vorliegenden Analyse des disruptiven Potentials von Innovationen ihre Unternehmensstrategie entwickeln bzw. anpassen. Verantwortliche von Fintechs sollten z. B. das Ziel verfolgen, Dienstleistungen mit einem hohen disruptiven Potential unabhängig von Investoren weiterzuentwickeln und zu vertreiben. Kooperationen sind eine Alternative, um dem Versagen der Fintechs vorzubeugen, da diese so von etablierten Akteuren unterstützt werden. Investitionen sollten von Inhabern der Fintechs nur in Betracht gezogen werden, sofern das disruptive Potential des Produktportfolios gering ist. In diesem Fall ist ein von alteingesessenen Marktteilnehmern unabhängiges Fortbestehen nicht erfolgversprechend.

Die Strategien von etablierten Akteuren sollten auf das Akquirieren von Anteilen an Fintechs mit hohem disruptiven Potential ausgerichtet sein. Sofern die Akquisition von den Eignern der neu gegründeten Unternehmen unterbunden wird, sollten zumindest Kooperationen angestrebt werden. Die Realisierung von Dienstleistungen, welche die der Fintechs nachahmen, ist ratsam, sofern die Innovationen einfach zu replizieren sind und dies nicht aufgrund von Patenten verhindert wird.

Aus der wissenschaftlichen Perspektive konnte anhand der Marktstudie aufgezeigt werden, dass sich die Methodik von Keller/Hüsing (2009) auch in der Kreditwirtschaft anwenden lässt. Weiterhin helfen die Ergebnisse, digitale Transformationsprozesse in der Kreditwirtschaft nachzuvollziehen, da sie Aufschluss hinsichtlich der Prozessschritte geben, welche sich verändert haben oder sich gegenwärtig verändern. Um das disruptive Potential von Innovationen und neu gegründeten Unternehmen in anderen Domänen der Finanzwirtschaft feststellen zu können, sollte die Methodik z. B. auf Insurtechs, was eine Bezeichnung für Startups in der Versicherungswirtschaft (Englisch: Insurance) ist, angewandt werden.

Das im Literaturreview (Kapitel 3.1) bereits auf die Bonitätsprüfung von Unternehmen basierend auf Textdaten aus sozialen Medien eingegrenzte weitere Vorgehen im Rahmen der Arbeit ist auch nach der Analyse des aktuellen Stands der Praxis sinnvoll. Da es bereits Neugründungen von Unternehmen gibt, die Bonitätsprüfungen von Unternehmen basierend auf Daten aus sozialen Medien durchführen und in Abhängigkeit der Ergebnisse Kredite vergeben, soll im weiteren Verlauf insbesondere berücksichtigt werden, inwiefern die Textdaten aus sozialen Medien ergänzend zur aktuellen Informationsbasis, z. B. aufbereitet in einem weiteren Modul in bestehenden Risikomanagementsystemen, herangezogen werden können. Dieses Szenario wird weder von der wissenschaftlichen Literatur noch von den Unternehmen behandelt.

Dieses Werk ist copyrightgeschützt und darf in keiner Form vervielfältigt werden noch an Dritte weitergegeben werden.
Es gilt nur für den persönlichen Gebrauch.

Dieses Werk ist copyrightgeschützt und darf in keiner Form vervielfältigt werden noch an Dritte weitergegeben werden.
Es gilt nur für den persönlichen Gebrauch.

4 Machbarkeitsstudie am Beispiel von Twitter

Im Folgenden wird im Rahmen einer Machbarkeitsstudie untersucht, inwiefern Textdaten aus sozialen Medien die Informationsbasis der Kreditwürdigkeitsprüfung von Firmenkunden ergänzen können. Auf diese Weise wird die zweite Forschungsfrage beantwortet, die sich aus der Analyse des aktuellen Stands von Wissenschaft und Praxis ergibt (Kapitel 3). Die Einschränkung auf die Bonitätsprüfung von Unternehmen erfolgte neben der existierenden Lücke in Wissenschaft und Praxis auch, weil eine hohe Rechtsunsicherheit bzgl. der Nutzung von personenbezogenen Daten in Deutschland herrscht. Insbesondere da viele Daten auf Servern außerhalb Deutschlands bzw. der EU gespeichert werden, z. B. in den USA, ist nicht abschließend geklärt, inwiefern diese Daten im Rahmen einer Bonitätsprüfung von Privatpersonen verwendet werden dürfen (Klar/Kühling 2016, 166 ff.). Weiterhin stehen keine Finanzdaten mit Bezug zu Privatpersonen öffentlich zur Verfügung, um diese mit Profilen von sozialen Medien in Verbindung zu bringen. Unternehmen hingegen müssen ihre Jahresabschlüsse veröffentlichen, sodass auf eine breite Datenbasis, die Aufschluss über die finanzielle Entwicklung gibt, zurückgegriffen werden kann (Christ/Müller-Helle 2007, S. 117).

In Kapitel 4.1 werden daher Hypothesen entwickelt, um Verbindungen zwischen Daten aus sozialen Medien und der Bonität von Unternehmen nachweisen zu können. Anschließend werden in Kapitel 4.2 die Forschungsmethodik und das Untersuchungsdesign vorgestellt, mit Hilfe derer die Hypothesen geprüft werden. Die Ergebnisse werden daraufhin in Kapitel 4.3 vorgestellt und diskutiert. Anhand eines Fallbeispiels wird in Kapitel 4.4 aufgezeigt, inwiefern die Daten aus sozialen Medien eine auf Jahresabschlüssen basierende Bonitätsprüfung verbessern können. Dann werden Limitationen und anschließend notwendige Forschungsarbeiten in einem Zwischenfazit (Kapitel 4.5) aufgezeigt.[3]

4.1 Hypothesenentwicklung

Resultate von Tsai et al. (2010) haben gezeigt, dass Firmen schlechtere Ratings erhalten, wenn der Umfang der Nachrichtenberichterstattung in der Vergangenheit erhöht war. Dieser Effekt war für Unternehmen im unteren Ratingbereich besonders stark. Weiterhin haben Studien gezeigt, dass enttäuschte Kunden ihre Unzufriedenheit umfangreicher kommunizieren als zufriedene Kunden ihre positiven Erfahrungen (Anderson 1998, S. 15). Demzufolge müsste der Anteil negativer unternehmensbezogener Kommunikation in sozialen Medien im Vergleich zu positiven Beiträgen ausgeprägter sein. Zudem konnte nachgewiesen werden, dass zukünftige Kunden z. B. durch die Stimmung in Produktrezensionen in ihrem Handeln beeinflusst werden (Charlett et al. 1995, S. 6). Daher müssten sich Kunden von Unternehmen, über die in sozialen Medien negativ und demnach häufiger berichtet wird, abwenden, sodass sich Finanzkennzahlen, wie z. B. der Umsatz, verschlechtern sollten. Daher kann davon ausge-

[3] Das Kapitel basiert auf den Veröffentlichungen von Mengelkamp et al. (2015a) und Mengelkamp et al. (2015b).

Dieses Werk ist copyrightgeschützt und darf in keiner Form vervielfältigt werden noch an Dritte weitergegeben werden.
Es gilt nur für den persönlichen Gebrauch.

gangen werden, dass die Menge an nutzergenerierten Inhalten vor einer Unternehmensinsolvenz höher ist als in einer solventen Vergleichsgruppe. Die erste Hypothese wird daher wie folgt formuliert:

H1: Die Menge an nutzergenerierten Inhalten bezogen auf insolvente Unternehmen vor der Insolvenz ist größer als die Menge an nutzergenerierten Inhalten bezogen auf solvente Unternehmen im selben Zeitraum.

Laut Chen et al. (2013, S. 22), Kearney/Liu (2014, S. 181) und Nassirtoussi et al. (2014, 7656 ff.) haben negative Stimmungen in Textdaten, z. B. aus Nachrichten oder Foren, eine negative Entwicklung von Finanzkennzahlen auch mit Bezug zum Risikomanagement zur Folge. Daher müsste die Stimmung in nutzergenerierten Textdaten aus sozialen Medien vor einer Unternehmensinsolvenz schlechter sein als in einer solventen Vergleichsgruppe. Die zweite zu prüfende Forschungshypothese ist daher:

H2: Die Stimmung in nutzergenerierten Textdaten aus sozialen Medien bezogen auf insolvente Unternehmen ist vor der Insolvenz schlechter als in einer solventen Vergleichsgruppe im selben Zeitraum.

Zudem wird untersucht, inwiefern die Hinweise auf die finanzielle Stabilität von Unternehmen in nutzergenerierten Inhalten aus sozialen Medien eine Klassifizierung der Unternehmen als zukünftig solvent oder insolvent ermöglichen, sodass die Informationsasymmetrie zwischen Kreditnehmern und –gebern reduziert werden kann. Die Klassifikation und damit die Reduktion der Informationsasymmetrie anhand der Stimmungen in Daten aus sozialen Medien müsste möglich sein, da die Existenz dieser Hinweise hinreichend belegt ist (Bollen et al. 2011, S. 6; Kearney/Liu 2014, S. 181; Nassirtoussi et al. 2014, 7656 ff.). Da eine zufällige Klassifikation im Zweigruppenfall eine Güte von 50 % aufweisen würde, kann von einer Reduktion der Informationsasymmetrie nur bei einer Klassifikationsgüte von über 50 % ausgegangen werden. Die dritte Forschungshypothese ist daher wie folgt formuliert:

H3: Unternehmen können basierend auf Stimmungsanalysen von Textdaten aus sozialen Medien mit einer Genauigkeit von über 50 % als zukünftig solvent oder insolvent klassifiziert werden.

4.2 Forschungsmethodik und Untersuchungsdesign

Um die Forschungshypothesen zu testen, werden in Kapitel 4.2.1 die Unternehmensstichprobe und der Prozess der Datenerfassung erläutert. Anschließend wird in Kapitel 4.2.2 das Vorgehen bei der Datenauswertung offengelegt.

4.2.1 Datenerfassung

Gegenstand der Analyse sind die zehn größten Unternehmensinsolvenzen in Deutschland im Jahr 2013 sortiert nach der Anzahl der Mitarbeiter, die im Zuge der Insolvenz ihren Arbeitsplatz verloren haben. Das Statistische Bundesamt stellte 2014 eine entsprechende Statistik zur Verfügung, die als Datengrundlage dient (Statistisches Bundesamt 2014). Das Jahr 2013 wurde gewählt, da die Analyse Anfang 2014 begann und 2013 somit das aktuellste abgeschlossene Jahr darstellte, für welches die Insolvenzdaten vom Statistischen Bundesamt herausgegeben wurden.

Dieses Werk ist copyrightgeschützt und darf in keiner Form vervielfältigt werden noch an Dritte weitergegeben werden.
Es gilt nur für den persönlichen Gebrauch.

Für jedes der zehn in der Statistik aufgelisteten Unternehmen wurde ein Vergleichsunternehmen aus der Hoppenstedt Firmendatenbank extrahiert, die der Informationsanbieter Bisnode betreibt (Bisnode 2016). Es wurde immer dasjenige solvente Unternehmen in die Vergleichsgruppe aufgenommen, welches nach der offiziellen Klassifikation der Wirtschaftszweige in derselben Branche operiert, die ähnlichste Mitarbeiteranzahl aufweist und dieselbe Rechtsform (AG oder GmbH) innehat. Die Branche wurde anhand des WZ-Codes bestimmt, mit Hilfe dessen eine Einordnung von Unternehmen in Wirtschaftszweige stattfindet (Statistisches Bundesamt 2008). Hinsichtlich der Mitarbeiteranzahl bietet die Hoppenstedt Firmendatenbank eine Sortierfunktion an, die zur Auswahl genutzt wurde. Die Rechtsform wird bei den absteigend nach Mitarbeitern sortierten Unternehmen einer Branche angezeigt, sodass dieses Kriterium manuell anhand der sortierten Liste geprüft wurde. Die insolventen Unternehmen sind in Tabelle 4-1 in der linken Spalte aufgelistet, die zugeordneten solventen Vergleichsunternehmen in der rechten Spalte.

Um Textdaten aus sozialen Medien für jedes der Unternehmen zu extrahieren, wurde auf die Microbloggingplattform Twitter zurückgegriffen, da dies zum Startzeitpunkt der Analyse die am weitesten verbreitete (Micro-)Bloggingseite war (Schröder 2014). Die Einschränkung auf Blogs zu Beginn der Machbarkeitsstudie erfolgt, da während der Literaturanalyse aufgezeigt werden konnte, dass insbesondere in Blogs im Anwendungsgebiet der Prognose von Finanzkennzahlen im Risikomanagement Ergebnisse erzielt werden konnten, wohingegen hier eine Forschungslücke hinsichtlich der Bonitätsprüfung von Unternehmen besteht. So wiesen z. B. Bollen et al. (2011), Brown (2012), Vu et al. (2012) und Zhang et al. (2012b) darauf hin, dass in den Beiträgen auf Twitter, die Tweets genannt werden, Hinweise auf die finanzielle Stabilität von Unternehmen zu finden sind, beschränkten die Analysen aber auf englischsprachige Beiträge.

Für jedes Unternehmenspaar in Tabelle 4-1 wurden anschließend alle deutschsprachigen Tweets, die im Jahr vor dem Insolvenzdatum des insolventen Unternehmens veröffentlicht wurden, extrahiert. Tweets, die am Insolvenzdatum veröffentlicht wurden, fanden ebenfalls Berücksichtigung, um Veränderungen in den Daten erkennen zu können, sofern ein Unternehmen Insolvenz angemeldet hat. Die Extraktion wurde mit Hilfe eines Screenscrapers vorgenommen, da die Schnittstelle von Twitter historische Daten rückwirkend nur für den Zeitraum von einer Woche bereitstellt (Twitter 2016). Um relevante Daten zu identifizieren, wurden die Unternehmensnamen insoweit gekürzt, dass sie eine eindeutige Zuordnung der Tweets zu den Unternehmen ermöglichen. Durch diese Maßnahme konnten Tweets erfasst werden, in denen der offizielle Firmenname nicht ausgeschrieben war. Insbesondere, da in sozialen Medien häufig umgangssprachliche Formulierungen zu finden sind, konnten auf diese Weise mehr Beiträge erfasst werden als bei ausschließlicher Berücksichtigung des vollständigen Namens. Der gesamte Datensatz besteht aus 7071 Tweets und ist in Tabelle 4-1 zusammengefasst. Die Unternehmenspaare sind hierbei alphabetisch anhand der insolventen Unternehmen geordnet. Neben jedem Unternehmen ist angegeben, wie viele Tweets diesem zugeordnet sind. Die Zahl in Klammern gibt an, wie viele Tweets vor dem Insolvenztag veröffentlicht wurden.

Dieses Werk ist copyrightgeschützt und darf in keiner Form vervielfältigt werden noch an Dritte weitergegeben werden.
Es gilt nur für den persönlichen Gebrauch.

Insolvente Unternehmen		Solvente Unternehmen	
Unternehmensname	Anzahl Tweets	Anzahl Tweets	Unternehmensname
Alpine Bau Deutschland AG	393 (278)	101 (100)	Hochtief Solutions AG
Backstube Siebrecht GmbH & Co. OHG	30 (30)	4 (4)	Bäcker Görtz GmbH
Baumarkt Max Bahr GmbH & Co. KG	1201 (805)	139 (137)	Hagebaumarkt GmbH & Co. AG
Conergy AG	214 (183)	264 (264)	Centrotherm Photovoltaics AG
Flexstrom AG	2439 (1439)	162 (160)	Badenova AG & Co. KG
IVG Immobilien AG	555 (547)	106 (106)	PlanetHome AG
Kunert Fashion GmbH & Co. KG	6 (6)	19 (19)	Bugatti GmbH
Loewe AG	383 (352)	105 (105)	Medion AG
Praktiker Deutschland GmbH	198 (156)	216 (216)	Obi GmbH
Walter Services GmbH	367 (295)	169 (168)	Arvato direct services GmbH

Tabelle 4-1: Datensatz

4.2.2 Datenanalyse

Für die Datenanalyse wurden die Textdaten in ein numerisches Format überführt (Nassirtoussi et al. 2014, S. 7660). Nur so können statistische Verfahren angewandt werden, um die formulierten Hypothesen zu verifizieren. Die Transformation in ein Zahlenformat erfolgte mit Hilfe der von Neuendorf (2002) vorgestellten Methodik zur manuellen Inhaltsanalyse. Mit manueller Textdatenanalyse zu beginnen ist ratsam, da diese den höchsten Genauigkeitsgrad aufweist (Stieglitz et al. 2014, S. 93). Weiterhin sind umfangreiche Ressourcen zur Stimmungsklassifikation wie z. B. Stimmungswörterbücher und Trainingsdatensätze für maschinelle Lernalgorithmen nur für die englische Sprache vorhanden. Weiterhin sind diese häufig nicht für ein spezifisches Anwendungsgebiet aufbereitet, was zu einer erhöhten Ungenauigkeit führt, da manche Begriffe im Finanzkontext eine andere Bedeutung haben (Li 2010, S. 1052).

Basierend auf der Methodik zur quantitativen Inhaltsanalyse nach Neuendorf (2002) wurde ein Codebuch konstruiert, in dem Anweisungen niedergeschrieben sind, wie die Textdaten zu bewerten sind. Die Anweisungen orientieren sich an dem Vorgehen der Textdatenquantifizierung von Bollen et al. (2011), welche Tweets in vorher definierte Kategorien einteilten. In dem in dieser Studie verwendeten Codebuch ist festgelegt, dass Tweets mit einem Wert von -2 bewertet werden, sofern sie Hinweise auf die finanzielle Instabilität des Unternehmens beinhalten, z. B. Meldungen über Umsatz- oder Gewinnrückgänge. Der Wert -1 wurde Tweets zugeordnet, deren Stimmung hinsichtlich des Unternehmens negativ war, die aber keine konkreten Hinweise auf finanzielle Instabilität enthalten, z. B. wenn sich Kunden negativ zu einem Produkt äußern. Der Wert 0 weist auf neutrale Stimmung hin und die Werte 1 bzw. 2 repräsentieren positive Stimmung, wobei ein Wert von 1 vergeben wird, sofern der Tweet keine konkreten Hinweise auf finanzielle Stabilität enthält z. B. wenn ein Kunde ein Produkt lobt und der Wert 2, wenn der Tweet diese Hinweise beinhaltet, z. B. Meldungen über Umsatz- oder Gewinnanstiege. Das Codebuch ist in Tabelle 4-2 zusammengefasst.

Die Kodierung der Textdaten wurde mit Hilfe einer Exceltabelle von zwei Wissenschaftlern unabhängig voneinander durchgeführt. Die Wissenschaftler erreichten eine Intercoderreliabilität von 93,81 %, was über dem von Forschern akzeptierten Level der Übereinstimmung liegt, welches 90 % beträgt (Neuen-

Dieses Werk ist copyrightgeschützt und darf in keiner Form vervielfältigt werden noch an Dritte weitergegeben werden.
Es gilt nur für den persönlichen Gebrauch.

dorf 2002, S. 143). Diskrepanzen wurden in einer Diskussion erörtert, deren Ergebnis eine finale Kodierung der Tweets war.

Bedingung	Stimmungs-indikator
Tweet beinhaltet Hinweise hinsichtlich der finanziellen Instabilität des Unternehmens.	-2
Tweet beinhaltet keine Hinweise hinsichtlich der finanziellen Instabilität des Unternehmens, aber die Stimmung ist negativ.	-1
Tweet beinhaltet keine Stimmung hinsichtlich des Unternehmens oder beinhaltet sowohl positive als auch negative Stimmung.	0
Tweet beinhaltet keine Hinweise hinsichtlich der finanziellen Stabilität des Unternehmens, aber die Stimmung ist positiv.	1
Tweet beinhaltet Hinweise hinsichtlich der finanziellen Stabilität des Unternehmens.	2

Tabelle 4-2: Codebuch

Basierend auf dieser Kodierung wurden die Tweets für jeden Stimmungsindikator getrennt nach insolventen und solventen Unternehmen gezählt und monatlich aggregiert. Anhand der monatlich aggregierten Datenpunkte wurden Graphen mit dem Stimmungsverlauf für jedes Unternehmen erstellt, um einen ersten Einblick in die Daten mit Hilfe einer deskriptiven Analyse zu erhalten. Anschließend wurden die ersten beiden Forschungshypothesen mit Hilfe von T-Tests verifiziert. Die dritte Hypothese wurde mit Hilfe des K-NN Algorithmus untersucht, anhand dessen die Unternehmen basierend auf den monatlichen Stimmungsindikatoren als zukünftig solvent oder insolvent klassifiziert wurden. Hierbei wurden mehrere Iterationen durchgeführt, in denen Stimmungsindikatoren aus verschiedenen Zeiträumen berücksichtigt wurden. So konnte festgestellt werden, inwiefern sich die Klassifikation ändert, wenn ausschließlich Tweets, die weit vor dem Insolvenzdatum veröffentlicht wurden, ausgewertet werden.

Nach der quantitativen Auswertung wurden die Daten qualitativ analysiert, um zu untersuchen, welche negativen bzw. positiven Themen in Bezug auf die Gruppe der insolventen sowie der solventen Unternehmen auf Twitter diskutiert werden. Neutral bewertete Textdaten wurden nicht qualitativ ausgewertet, da diese keine Informationen beinhalten, welche Aufschluss über die finanzielle Stabilität der Unternehmen geben. Die qualitative Inhaltsanalyse erfolgte nach der von Mayring (2015) vorgestellten Methodik. Nach Mayring (2015, 61 ff.) muss im Rahmen der Inhaltsanalyse zudem die Analysetechnik bestimmt werden. Im vorliegenden Fall werden die Inhalte zusammengefasst. Die Zusammenfassung hat das Ziel, „das Material so zu reduzieren, dass die wesentlichen Inhalte erhalten bleiben, durch Abstraktion einen überschaubaren Corpus zu schaffen, der immer noch Abbild des Grundmaterials ist.“ (Mayring 2015, S. 67). Im Laufe der Analyse wurden Kategorien gebildet, die den Inhalt eines Tweets widerspiegeln. Textbeiträge mit ähnlichem Inhalt sind derselben Kategorie zugeordnet. Die Bildung der Kategorien erfolgte während der Analyse. Für jeden Tweet wurde geprüft, ob sich dessen Inhalt einer bereits bestehenden Kategorie zuordnen lässt. Sofern dies nicht der Fall ist, ist eine neue Kategorie gebildet worden. Jeder Tweet ist genau einer Kategorie zugeordnet. Da die Tweets auf 140 Zeichen beschränkt sind, wird selten mehr als ein Thema erwähnt. Im Zweifel erfolgte die Kategorisierung anhand des dominierenden Themas. Die Analyse wurde von zwei Forschern unabhängig voneinander

Dieses Werk ist copyrightgeschützt und darf in keiner Form vervielfältigt werden noch an Dritte weitergegeben werden.
Es gilt nur für den persönlichen Gebrauch.

durchgeführt. In einem iterativen Prozess bestehend aus Diskussionen und Kodierungsphasen wurden die Namen der Kategorien vereinheitlicht und Diskrepanzen beseitigt. Die Kodierung erfolgte mit Hilfe der Software MaxQDA11+.

Die Ergebnisse der deskriptiven, quantitativen als auch der qualitativen Analyse werden im nächsten Kapitel vorgestellt und diskutiert.

4.3 Ergebnisse

Die Ergebnisse der Analysen werden in Kapitel 4.3.1 zunächst deskriptiv beschrieben. Anschließend erfolgt in Kapitel 4.3.2 die Überprüfung der Hypothesen mit Hilfe quantitativer, statistischer Verfahren und die Diskussion der Ergebnisse. In Kapitel 4.3.3 werden die Ergebnisse der qualitativen Datenauswertung vorgestellt.

4.3.1 Deskriptive Auswertung

Die Häufigkeitsverteilung der Tweets in den Stimmungskategorien, die vor den Insolvenzterminen veröffentlicht wurden, ist in Tabelle 4-3 abgebildet. Es ist deutlich erkennbar, dass die Anzahl an Tweets für die Gruppe der insolventen Unternehmen (4091 Tweets) größer ist, als für die solventen Unternehmen (1279 Tweets), was ein erster Hinweis darauf ist, dass H1 bestätigt werden könnte. Im Durchschnitt wurden 409,1 Tweets mit Bezug zu einem insolventen Unternehmen veröffentlicht, wohingegen sich im Schnitt nur 127,9 Tweets mit Bezug zu einem Unternehmen der solventen Gruppe identifizieren ließen. Auffällig ist hierbei allerdings, dass die Standardabweichung dieser Kennzahl mit 433,5 für insolvente Unternehmen größer als der Mittelwert ist. Dies unterstreicht, dass Ausreißer mit sehr vielen Beiträgen wie z. B. der Stromanbieter Flexstrom AG oder der Baumarkt Max Bahr GmbH und Ausreißer mit sehr wenigen zugeordneten Tweets wie z. B. der Modehersteller Kunert Fashion GmbH oder der Bäckereibetrieb Backstube Siebrecht GmbH die Verteilung stark beeinflussen. Die Standardabweichung für die Gruppe der solventen Unternehmen beträgt 80,48. Dies ist wenig größer als der halbe Mittelwert. Der Einfluss von Unternehmen mit sehr wenigen Tweets wie z. B. der Bäcker Görtz GmbH und der Modehersteller Bugatti GmbH, wird hier deutlich. Da die Anzahl der Fälle nur 20 beträgt, werden Ausreißer für die folgenden Analysen nicht ausgeschlossen.

Weiterhin ist anhand der Daten ersichtlich, dass die Stimmung bezogen auf insolvente Unternehmen schlechter ist als für die solvente Vergleichsgruppe. Mehr als ein Viertel (26,8 %) der Tweets mit Bezug zu insolventen Firmen wurde mit einem Wert von -2 bewertet. Tweets für solvente Unternehmen hingegen sind durch neutrale Stimmungen dominiert, da 79,4 % der Daten neutral bewertet wurden. Der durchschnittliche Stimmungsindikator für insolvente Unternehmen beträgt -0,46 bei einer Standardabweichung von 1,08, wohingegen der durchschnittliche Indikator bezogen auf solvente Unternehmen 0,13 bei einer Standardabweichung von 0,7 beträgt. Die großen Standardabweichungen werden durch die verwendete Intervallskala hervorgerufen. Sie könnten durch die Wahl einer feineren Skalierung reduziert werden.

Dieses Werk ist copyrightgeschützt und darf in keiner Form vervielfältigt werden noch an Dritte weitergegeben werden.
Es gilt nur für den persönlichen Gebrauch.

	Stimmungsindikator					
	-2	-1	0	1	2	Summe
Insolvente Unternehmen	1096 (26,8 %)	355 (8,7 %)	2042 (49,9 %)	496 (12,1 %)	102 (2,5 %)	4091 (76,2 %)
Solvente Unternehmen	40 (3,1 %)	34 (2,7 %)	1015 (79,4 %)	101 (7,9 %)	89 (7,0 %)	1279 (23,8 %)

Tabelle 4-3: Verteilung der Tweets vor den Insolvenzzeitpunkten in den Stimmungskategorien

Die monatlichen Stimmungsindikatoren repräsentieren den Durchschnittswert aller Stimmungsindikatoren, die den in einem Monat veröffentlichten Tweets zugewiesen wurden. Das Ergebnis sind 13 Stimmungsindikatoren für jedes Unternehmen, da das Insolvenzdatum nie auf den letzten Tag eines Monats fiel. Wäre ein Insolvenzantrag am letzten Tag eines Kalendermonats gestellt worden, würden für dieses Unternehmen nur 12 monatliche Stimmungsindikatoren existieren. Im Folgenden sind die Stimmungsindikatoren jedes Unternehmenspaares nebeneinander dargestellt. Hierbei werden die Graphen mit dem Stimmungsverlauf des insolventen Unternehmens immer auf der linken Seite und die Graphen mit dem Stimmungsverlauf des solventen Unternehmens auf der rechten Seite dargestellt. Um den Stimmungsabfall am Insolvenzdatum zu verdeutlichen, sind auch Tweets, die am Insolvenztag veröffentlicht wurden, in den Graphen enthalten.

Die Stimmungsindikatoren der insolventen Alpine Bau Deutschland AG, des Stromanbieter Flexstrom AG und der IVG Immobilien AG sind meist negativ. Der einzige positive Stimmungsausschlag für eines der drei Unternehmen ist im Juli 2012 bei der Flexstrom AG ersichtlich. Hier wurde darüber berichtet, dass sich der Gewinn im letzten Geschäftsjahr verdoppelt hat. Weiterhin sinkt die Stimmung tendenziell zum Insolvenzdatum hin. Die Stimmungsindikatoren der solventen Vergleichsunternehmen Hochtief Solutions AG, Badenova AG und Planet Home AG sind hingegen meist neutral mit einigen Erhebungen, die auf positive Stimmungen hindeuten. Die dazugehörigen Graphen sind in Abbildung 4-1 bis Abbildung 4-6 dargestellt.

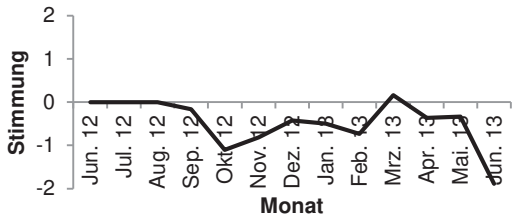

Abbildung 4-1: Alpine Bau Deutschland AG

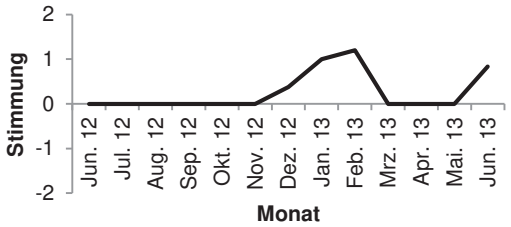

Abbildung 4-2: Hochtief Solutions AG

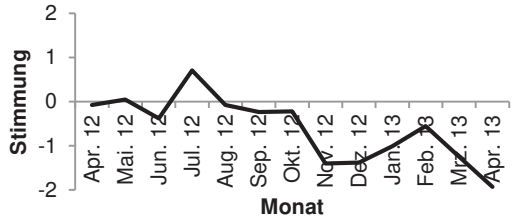

Abbildung 4-3: Flexstrom AG

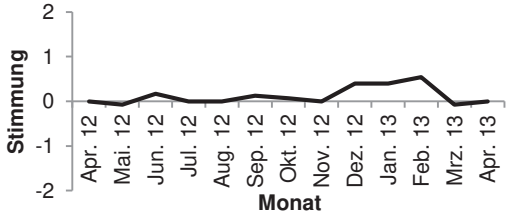

Abbildung 4-4: Badenova AG

Dieses Werk ist copyrightgeschützt und darf in keiner Form vervielfältigt werden noch an Dritte weitergegeben werden.
Es gilt nur für den persönlichen Gebrauch.

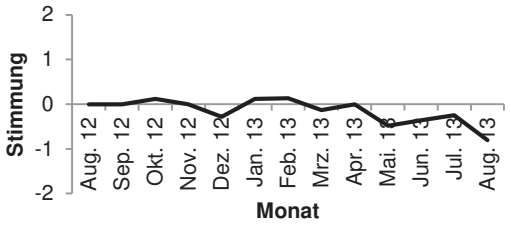

Abbildung 4-5: IVG Immobilien AG

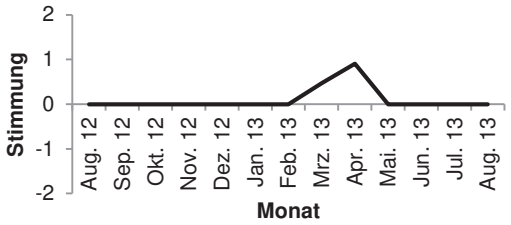

Abbildung 4-6: Planet Home AG

Die Graphen zu den in diesem Absatz diskutierten Unternehmen sind in Abbildung 4-7 bis Abbildung 4-10 zu sehen. Die Graphen der insolventen Baumarktkette Praktiker Deutschland GmbH und des Elektronikherstellers Löwe AG sind ähnlich zu den Graphen der insolventen Unternehmen in Abbildung 4-1, Abbildung 4-3 und Abbildung 4-5. Diskussionen um eine Kooperation mit einem Mitbewerber verursachen den positiven Ausschlag im Dezember 2012 und Januar 2013 in dem Graphen der Praktiker Deutschland GmbH. Im Rahmen dieser Kooperation wurden Kostensenkungen im Einkauf erwartet. Weiterhin wurde eine Kapitalerhöhung im Umfang von € 60 Mio. angekündigt. Positive Tweets mit Bezug zur Loewe AG beinhalten Spekulationen hinsichtlich einer Übernahme durch den Investor Apple und Ankündigungen vom Management der Löwe AG, in denen die Ausarbeitung eines Planes verkündet wurde, aus den roten Zahlen zu kommen und sich finanziell zu restrukturieren. Tweets, die den solventen Vergleichsunternehmen OBI GmbH und Medion AG zuzuordnen sind, beinhalten keine positiven oder negativen Stimmungen. Dies deutet darauf hin, dass neutrale Stimmung ein Indikator für finanzielle Stabilität sein kann, was sich anhand der Ergebnisse, die Bollen et al. (2011) erarbeitet haben, ebenfalls schlussfolgern lässt. Die Ergebnisse zeigen, dass neutrale Stimmungen steigende Aktienkurse zur Folge haben.

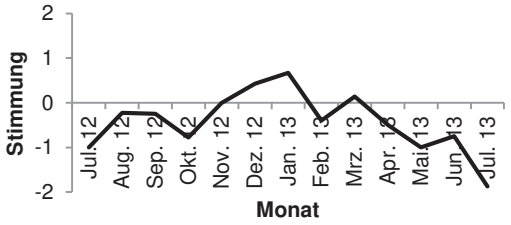

Abbildung 4-7: Praktiker Deutschland GmbH

Abbildung 4-8: OBI GmbH

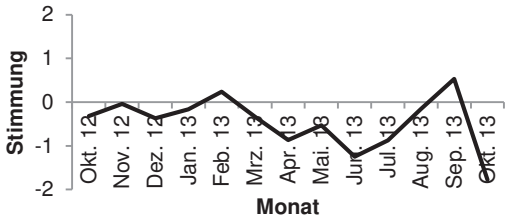

Abbildung 4-9: Löwe AG

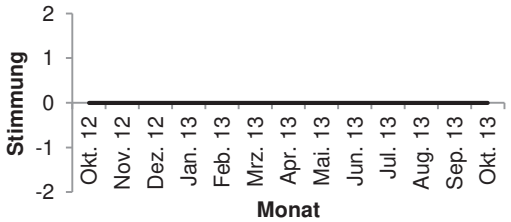

Abbildung 4-10: Medion AG

Dieses Werk ist copyrightgeschützt und darf in keiner Form vervielfältigt werden noch an Dritte weitergegeben werden.
Es gilt nur für den persönlichen Gebrauch.

Ein besonderer Fall ist das Unternehmenspaar bestehend aus der insolventen Conergy AG und dem solventen Vergleichsunternehmen Centrotherm Photovoltaics AG. Die Graphen sind in Abbildung 4-11 bzw. Abbildung 4-12 dargestellt. Beide Unternehmen sind in der deutschen Solarindustrie tätig, die gegenwärtig eine Krise durchläuft (Schneider 2012, 2 ff.). Die positiven Textbeiträge kurz vor der Insolvenz der Conergy AG wurden durch Meldungen über Kapitalerhöhungen, die Inbetriebnahme von Solarparks sowie Einigungen in Auseinandersetzungen mit früheren Managern verursacht. Das solvente Vergleichsunternehmen Centrotherm Photovoltaics AG kündigte am 11 Juli 2012 an, den Geschäftsbetrieb unter einem Schutzschirmverfahren weiterzuführen, was negative Stimmungen auf der Plattform Twitter hervorrief. In Deutschland können Unternehmen ein Schutzschirmverfahren beantragen, um sich eigenverantwortlich zu rekapitalisieren, sodass ein reguläres Insolvenzverfahren umgangen werden kann (Bernsau 2015, S. 209). Das Schutzschirmverfahren wurde Ende Mai 2013 beendet. Die Centrotherm Photovoltaics AG konnte demnach erfolgreich restrukturiert werden. Gegen Ende des Betrachtungszeitraums riefen vermehrt Kunden Aufträge zurück, was die negative Stimmung erklärt. Nichtsdestotrotz sind die Stimmungswerte für die insolvente Conergy AG schlechter als für die solvente Centrotherm Photovoltaics AG.

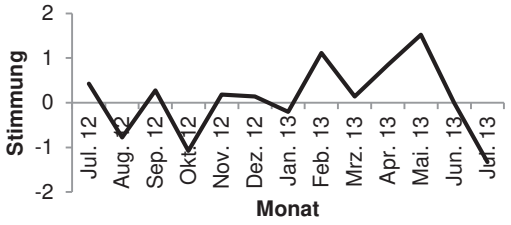

Abbildung 4-11: Conergy AG

Abbildung 4-12: Centrotherm Photovoltaics AG

Die Graphen der übrigen Unternehmen sind in Anhang c dargestellt, da sie keine Muster aufweisen, die weitere Erkenntnisse zulassen. Alle Tweets des insolventen Modeunternehmens Kunert Fashion GmbH wurden neutral bewertet. Die Stimmungsindikatoren des insolventen Baumarkts Max Bahr GmbH fallen bis einen Monat vor der Insolvenz nie unter -0,5 oder steigen über 0,5. Im letzten Monat fällt der Stimmungswert unter -1,5. Ein vergleichbares Bild ergibt sich für den Callcenter-Betreiber Walter Services GmbH. Die Stimmung bezüglich der Backstube Siebrecht GmbH ist fast immer neutral. Ausschließlich im Oktober 2012 werden die Anmietung von neuen Immobilien und Expansionsvorhaben aufgegriffen. Weiterhin werden im November 2012 und März 2013 Tweets veröffentlich, aus denen hervorgeht, dass Angestellte des Unternehmens schlecht behandelt werden.

Die solventen Vergleichsunternehmen der Walter Services GmbH und der Backstube Siebrecht GmbH weisen durchweg neutrale Stimmungsindikatoren auf. Die Werte der Hagebaumarkt GmbH, welche das solvente Vergleichsunternehmen der Max Bahr GmbH ist, sind mit Ausnahme von drei Monaten immer neutral. In diesen drei Monaten steigt der Wert nie über 0,5. Die Bugatti GmbH weist als solventes Vergleichsunternehmen der Kunert Fashion GmbH im März 2012 einen Wert von 1,5 auf, da Wachstumsziele erreicht wurden. Weiterhin ist der Wert im Februar 1 aufgrund von Meldungen, dass die Erfolgsgeschichte des Unternehmens weiter geht.

Dieses Werk ist copyrightgeschützt und darf in keiner Form vervielfältigt werden noch an Dritte weitergegeben werden.
Es gilt nur für den persönlichen Gebrauch.

4.3.2 Quantitative Auswertung

Um die erste Forschungshypothese zu testen, wurde die Anzahl der Tweets in beiden Gruppen, die vor den Insolvenzdaten veröffentlicht wurden, mit Hilfe eines unabhängigen T-Tests verglichen. Eine Vorbedingung des Tests ist, dass die Daten normalverteilt sind (Field 2009, S. 326). Um dies zu prüfen, wurde der Kolmogorov-Smirnoff Test angewandt (Field 2009, 144 ff.). Die Ergebnisse beider Tests sind in Tabelle 4-4 zusammengefasst.

	Signifikanzniveau K-S	Signifikanzniveau T-Test
Insolvente Unternehmen	0.071	0.072*
Solvente Unternehmen	0.200	

Tabelle 4-4: Kolmogorov-Smirnoff und T-Test zur Prüfung von H1

Da die Signifikanzniveaus des Kolmogorov-Smirnoff Tests beider Gruppen über 0,05 liegen, ist der Test in beiden Fällen nicht signifikant. Dies bedeutet, dass die Nullhypothese, welche keine Normalverteilung vermutet, nicht bestätigt werden kann. Deshalb kann weiterhin von einer Normalverteilung der Daten in beiden Gruppen ausgegangen werden (Field 2009, S. 144). Die Vorbedingungen des T-Tests sind daher erfüllt.

Die letzte Spalte von Tabelle 4-4 zeigt das Resultat des T-Tests. Im Rahmen des Tests wird verifiziert, ob die Mittelwerte beider Gruppen sich signifikant unterscheiden, oder ob die Unterschiede zufällig in der Stichprobe auftreten (Field 2009, S. 325). Um die Hypothesen zu testen, werden üblicherweise Signifikanzniveaus von 0,1*, 0,05**, oder 0,01*** angewandt. Der P-Wert des Tests muss unter dem jeweiligen Signifikanzniveau liegen (Akkerboom 2012, S. 207). Der P-Wert des durchgeführten Tests liegt bei 0,072* und ist damit unter der kritischen Schwelle von 0,1. Dies bedeutet, dass Hypothese 1 als bestätigt angesehen werden darf. Die Anzahl an nutzergenerierten Texten ist für insolvente Unternehmen vor der Insolvenz signifikant höher, als für die solvente Vergleichsgruppe. Ein Anstieg von nutzergenerierten Textdaten kann daher ein Hinweis auf finanzielle Instabilität sein. Die Resultate belegen Ausführungen von Tsai et al. (2010, S. 1969), die schlussfolgern, dass insbesondere Unternehmen im unteren Ratingbereich und einer hohen Anzahl an Nachrichtenberichterstattungen in naher Zukunft schlechtere Ratings erhalten werden.

Die zweite Hypothese wurde analog zur ersten mit Hilfe eines unabhängigen T-Tests verifiziert. Anstelle der Anzahl an Tweets wurden aber die Mittelwerte der Stimmungsindikatoren beider Gruppen vor den Insolvenzdaten verglichen. Der zentrale Grenzwertsatz sagt aus, dass von einer Normalverteilung der Daten ausgegangen werden kann, wenn die Anzahl an Datensätzen 30 überschreitet (Field 2009, S. 782). Da vor den Insolvenzdaten 5370 Tweets veröffentlicht wurden, ist die kritische Grenze von 30 bei Weitem überschritten, sodass der T-Test angewandt werden kann. Der P-Wert des Tests ist kleiner als 0,01***. Dies bedeutet, dass die zweite Forschungshypothese auf allen relevanten Signifikanzniveaus als wahr angenommen werden kann (Akkerboom 2012, S. 207). Die Stimmung in Textdaten aus sozialen Medien ist vor einer Unternehmensinsolvenz demnach signifikant schlechter als in der solventen Vergleichsgruppe. Ein Stimmungsabfall kann folgerichtig ein Hinweis auf finanzielle Instabilität sein,

Dieses Werk ist copyrightgeschützt und darf in keiner Form vervielfältigt werden noch an Dritte weitergegeben werden.
Es gilt nur für den persönlichen Gebrauch.

was ein erhöhtes Ausfallrisiko impliziert. Vergleichbare Ergebnisse konnten von Forschern erzielt werden, wenn der Effekt von nutzergenerierten Textdaten auf Aktienkurse untersucht wurde, die in Folge negativer Stimmungen sanken (Bollen et al. 2011).

Um die dritte Hypothese zu testen, sollte eine Diskriminanzanalyse durchgeführt werden, da dieses Verfahren in der Bonitätsprüfung dominant ist. Mit Hilfe der Diskriminanzanalyse sollte untersucht werden, inwiefern eine Klassifikation der Unternehmen, basierend auf den monatlichen Stimmungsindikatoren, als zukünftig solvent oder insolvent erfolgen kann (Grier 2007, S. 248; Olson/Wu 2008, 165 f.). Die Diskriminanzanalyse wurde aber nicht angewandt, da Resultate des Kolmogorov-Smirnoff Tests zeigten, dass die Vorbedingung der Normalverteilung von den monatlichen Stimmungsindikatoren nicht erfüllt wird. Stattdessen wurde der K-NN angewandt, der ebenfalls genutzt werden kann, um Firmen im Rahmen einer Bonitätsprüfung zu klassifizieren, jedoch nicht der Voraussetzung einer Normalverteilung der Daten unterliegt (Olson/Wu 2008, 164 f.).

In einer ersten Iteration wurden die Stimmungsindikatoren der sechs Monate vor den Insolvenzen verwendet, um die Unternehmen als potentiell solvent oder insolvent zu klassifizieren. Im nächsten Schritt wurde das Zeitfenster um einen Monat nach hinten verschoben, sodass ausschließlich Daten verwendet wurden, die zwei bis sieben Monate vor der Insolvenz veröffentlicht wurden. Dieses halbjährige Zeitfenster wurde sukzessive verschoben, sodass in der letzten Iteration Daten genutzt wurden, die acht bis dreizehn Monate vor der Insolvenz auf Twitter zu finden waren. Auf diese Weise ist es möglich, festzustellen, inwiefern sich die Klassifikationsgüte ändert, wenn nutzergenerierte Inhalte berücksichtigt werden, die weit vor dem Insolvenzdatum kreiert wurden.

Um den Algorithmus zu konfigurieren, müssen drei wichtige Parameter gesetzt werden. Dies sind die Metrik, die Anzahl an Nachbarn (K), anhand derer die Klassifikation neuer Datensätze vorgenommen wird, und eine Grenze, die überschritten werden muss, sodass die Klassifikationsgüte als gut angenommen wird (Thomas et al. 2002, S. 60). Im Folgenden wird die euklidische Metrik genutzt, um die Nähe von Datenpunkten zu bestimmen, da diese am häufigsten angewandt wird und bereits nachgewiesen ist, dass diese im Anwendungsgebiet der Bonitätsprüfung effektiv ist (Yu et al. 2008, S. 11). Zur Auswahl der besten Anzahl K kam eine Funktion des statistischen Analyseprogramms IBM SPSS zum Einsatz, mit Hilfe derer der optimale Wert dieses Parameters aufgrund mehrerer Iterationen bestimmt wird. Weiterhin wurde die Kreuzvalidierung angewandt, mit Hilfe derer der Datensatz in gleich große Stichproben eingeteilt wird. Jede Stichprobe wird dann basierend auf einem Training des Algorithmus mit allen anderen Stichproben automatisch klassifiziert. Hierbei ist analog zum Vorgehen von Huang et al. (2007, S. 851) eine 5-fache Kreuzvalidierung angewandt worden, in welcher 80 % der Daten zum Training und die restlichen 20 % zur automatisierten Klassifikation verwendet werden. Die Unternehmen wurden den fünf Stichproben zufällig zugeordnet. Der Grenzwert, der überschritten werden muss, um die Klassifikation als erfolgreich werten zu können, ergibt sich aus der dritten Forschungshypothese und beträgt 50 %. Das heißt, dass jede Klassifikationsgüte über 50 % als Bestätigung der Hypothese gewertet wird. Für alle übrigen Parameter wurden die Standardvorgaben von IBM SPSS beibehalten.

Die Ergebnisse der Analyse sind in Abbildung 4-13 dargestellt. Es ist offensichtlich, dass die Klassifikationsgüte des K-NN Algorithmus besser wird, wenn Daten berücksichtigt werden, die nahe dem Insol-

Dieses Werk ist copyrightgeschützt und darf in keiner Form vervielfältigt werden noch an Dritte weitergegeben werden.
Es gilt nur für den persönlichen Gebrauch.

venzdatum veröffentlicht wurden. Basierend auf den Stimmungsindikatoren in den sechs Monaten direkt vor der Insolvenz konnten die Unternehmen mit einer Genauigkeit von 75 % der insolventen bzw. der solventen Gruppe zugeordnet werden. Sofern Stimmungsindikatoren der Monate acht bis dreizehn vor den Insolvenzdaten verwendet werden, beträgt die Klassifikationsgüte nur noch 60 %. Weiterhin ist bemerkenswert, dass die Klassifikationsgüte nicht konstant abnimmt, während das Zeitfenster der Stimmungsindikatoren nach hinten verschoben wird. Indikatoren der Monate drei bis acht und sieben bis zwölf erzielen höhere Genauigkeiten als Indikatoren des vorangegangenen Zeitfensters. Dies deutet darauf hin, dass die Hinweise auf finanzielle Stabilität der Unternehmen zum Insolvenzdatum hin nicht kontinuierlich zunehmen. Stattdessen existieren Zeitfenster, in denen diese Hinweise häufiger auftreten als in anderen. Nichtsdestotrotz ist eine generelle Tendenz erkennbar, die aufzeigt, dass die Klassifikationsgüte zunimmt, sofern die Insolvenzdaten näher rücken. Die dritte Forschungshypothese kann daher ebenfalls bestätigt werden, da in allen Iterationen des K-NN Algorithmus eine Klassifikationsgüte von über 50 % erzielt werden konnte. Trotzdem liegt die Klassifikationsgüte unter denen traditioneller Bonitätsprüfungen, die Genauigkeiten von bis zu 90 % aufweisen (Danenas/Garsva 2014, S. 3200). Daher ist es nicht sinnvoll, Kreditentscheidungen ausschließlich basierend auf nutzergenerierten Inhalten zu treffen. Stattdessen kann das Monitoren von unternehmensbezogenen Beiträgen in sozialen Medien ein zusätzliches Instrument sein, welches die bestehende Datenbasis um kurzfristige, in Echtzeit aktualisierte Informationen ergänzt, wie in Kapitel 4.4 anhand eines Fallbeispiels der Backstube Siebrecht GmbH demonstriert wird.

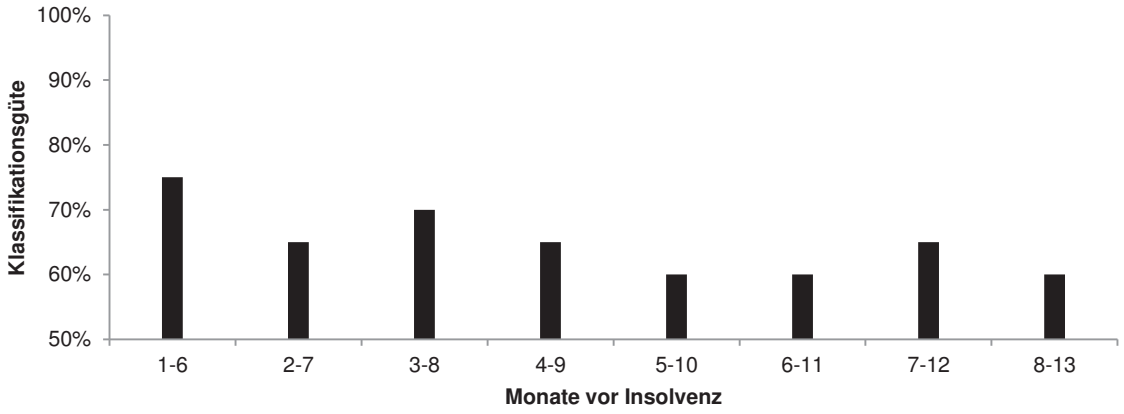

Abbildung 4-13: Ergebnisse des K-NN

4.3.3 Qualitative Auswertung

Im Rahmen der qualitativen Auswertungen werden zunächst die Ergebnisse in Bezug auf die negativ klassifizierten Tweets vorgestellt. Anschließend erfolgt die Präsentation der Analyseergebnisse von positiven Tweets. Sowohl negative als auch positive Tweets werden außerdem getrennt nach Zugehörigkeit zu einem solventen oder insolventen Unternehmen betrachtet, sodass Unterschiede in den Textinhalten beider Gruppen herausgearbeitet werden können. Neutrale Tweets werden während der qualitativen Auswertung nicht berücksichtigt, da diese keine Hinweise auf die finanzielle Stabilität der Unternehmen beinhalten.

Dieses Werk ist copyrightgeschützt und darf in keiner Form vervielfältigt werden noch an Dritte weitergegeben werden.
Es gilt nur für den persönlichen Gebrauch.

4.3.3.1 Textdaten mit negativer Stimmung

Die thematische Kategorisierung der negativen Tweets ist in Tabelle 4-5 zusammengefasst. In der ersten Spalte sind die Namen der Kategorien dargestellt, in der zweiten die Anzahl der Tweets in jeder Kategorie, die sich auf eines der insolventen Unternehmen beziehen, und in der dritten Spalte diejenigen, welche sich auf ein solventes Unternehmen beziehen. Die Kategorien sind absteigend nach Anzahl der zugeordneten Tweets für insolvente Unternehmen sortiert.

Kategorie	Insolvente Unternehmen	Solvente Unternehmen
Insolvenzverfahren	1.529 (49,12 %)	-
Finanzielle Schwierigkeiten	233 (7,48 %)	-
Restrukturierung	225 (7,23 %)	31 (41,89 %)
Negative Nachrichten in Bezug auf den Aktienmarkt	192 (6,17 %)	-
Unzufriedene Kunden	184 (5,91 %)	1 (1,35 %)
Schutzschirmverfahren	114 (3,66 %)	24 (32,43 %)
Sonstige negative Nachrichten	101 (3,24 %)	3 (4,05 %)
Rechtsstreit/Ermittlungen	90 (2,89 %)	-
Auftrag zurückgezogen/verloren	82 (2,63 %)	14 (18,92 %)
Berichte über Verluste	76 (2,44 %)	-
Muttergesellschaft insolvent	56 (1,80 %)	-
Negative Nachrichten in Bezug auf das Geschäftsmodell	53 (1,70 %)	-
Spekulationen über Insolvenz	51 (1,64 %)	-
Verlust von Kunden	42 (1,35 %)	-
Spekulation über Finanzprobleme	36 (1,16 %)	-
Unzufriedene Arbeitnehmer	32 (1,03 %)	1 (1,35 %)
Verkaufsgerüchte	12 (0,39 %)	-
Gehaltsverzicht	5 (0,16%)	-

Tabelle 4-5: Tweets mit negativer Stimmung

Ein Großteil der Tweets bezogen auf insolvente Unternehmen wurde der Kategorie *Insolvenzverfahren* zugeordnet. Diese machen 49,12 % der negativen Textbeiträge für insolvente Unternehmen aus. Relevante Hinweise für die Bonitätsprüfung lassen sich in diesen Datensätzen jedoch nicht finden. In den Daten sind im Wesentlichen Bekanntmachungen über die Eröffnung eines Insolvenzverfahrens enthalten. Diese wurden entweder am Tag vor der Insolvenz oder am Insolvenztag selber veröffentlicht. Für den Kreditentscheider besteht zu diesem Zeitpunkt aber keine Handlungsmöglichkeit mehr, da die Insolvenz bereits eingetreten ist. Dass ein Insolvenzantrag für das Unternehmen gestellt wurde, lässt sich zu diesem Zeitpunkt bereits mit Hilfe herkömmlicher Datenbestände, z. B. dem Abgleich mit Insolvenzregistern, feststellen. Ein Beispiel für den Inhalt eines solchen Tweets, der am selben Tag veröffentlicht wurde, an dem der Insolvenzantrag offiziell eingereicht worden ist, ist folgender Text:

„Nach der Insolvenz der österreichischen Mutter ist nun auch die Alpine Bau Deutschland AG pleite. Der Vorstand... http://fb.me/29xUt2Y83“ (Herr 2013)

Dieses Werk ist copyrightgeschützt und darf in keiner Form vervielfältigt werden noch an Dritte weitergegeben werden.
Es gilt nur für den persönlichen Gebrauch.

Für die Gruppe der solventen Unternehmen ließ sich kein Tweet dieser Kategorie zuordnen, sodass die Kreditvergabe an Unternehmen, die in Zusammenhang mit einem Insolvenzverfahren gebracht werden, nicht erfolgen sollte, sofern diese Entscheidung nicht bereits auf Grundlage anderer Informationsquellen getroffen wurde.

Negative Meldungen, die ein Unternehmen mit finanziellen Schwierigkeiten in Verbindung bringen, traten ebenfalls ausschließlich in der Gruppe der insolventen Unternehmen auf. Untenstehender Tweet, welcher am 13.11.2012 veröffentlicht wurde und sich auf die Flexstrom AG bezieht, welche am 12.04.2013 einen Insolvenzantrag stellte, ist ein Beispiel für einen Tweet dieser Kategorie:

„Presse: Häufiger Zahlungsverzug bei Flexstrom schreckt Branche auf: http://bit.ly/ZBNmGo“ (Richter-Mundani 2012)

Im Gegensatz zur vorher erläuterten Kategorie der Insolvenzverfahren sind Beiträge, die Hinweise auf finanzielle Schwierigkeiten enthalten, zum Teil weit vor dem Insolvenzdatum veröffentlicht worden. Im obigen Beispiel beträgt der zeitliche Abstand ca. fünf Monate, was ein ausreichend großer Zeitraum ist, um z. B. Forderungen gegen den Ausfall abzusichern, die weitere Kreditvergabe einzuschränken oder die Bemühungen, offene Forderungen zu verringern, zu intensivieren. Tweets dieser Kategorie machen 7,48 % der negativen Beiträge für insolvente Unternehmen aus und sind daher ein deutlicher Indikator für eine schwache Bonität.

Restrukturierungsmaßnahmen wurden in Bezug auf insolvente Unternehmen am dritthäufigsten (7,23 % der Tweets) in einem negativen Kontext erwähnt. So wurde z. B. am 12. August 2013 neun Tage vor der Insolvenz der IVG Immobilien AG folgende Meldung auf Twitter veröffentlicht:

„IVG Immobilien AG: Korrektur: Wesentliche Eckpunkte eines Restrukturierungskonzepts, Verlustanzeige ... http://is.gd/Bny0p1“ (DGAP 2016)

Auch in der Gruppe der solventen Unternehmen wurden Tweets in die Kategorie Restrukturierung eingeordnet. Mit 31 Tweets repräsentieren diese 41,89 % der negativen Beiträge mit Bezug zu solventen Unternehmen. Zu beachten ist hierbei aber, dass alle 31 Tweets dem Unternehmen Centrotherm Photovoltaics AG zuzuordnen sind. Dieses Unternehmen durchlief in der Vergangenheit ein Schutzschirmverfahren und konnte nur so eine Insolvenz abwenden. Das Unternehmen ist finanziell demnach nicht stabil gleichsam wie die gesamte deutsche Solarindustrie (Fücks 2013, Kapitel 7). Restrukturierungsmaßnahmen in einem negativen Kontext können demzufolge auch als Hinweis auf eine finanzielle Schieflage gewertet werden.

Negative Nachrichten in Bezug auf den Aktienmarkt, z. B. über fallende Kurse, konnten ausschließlich für die Gruppe der insolventen Unternehmen identifiziert werden. Entscheidende Hinweise für die Bonitätsprüfung lassen sich aus den Daten aber nicht gewinnen, da auch eine einfache Betrachtung

Dieses Werk ist copyrightgeschützt und darf in keiner Form vervielfältigt werden noch an Dritte weitergegeben werden.
Es gilt nur für den persönlichen Gebrauch.

des Aktienkurses ebenfalls die in den Tweets dargelegten Erkenntnisse hervorbringen würde. Zudem fallen auch die Aktienkurse finanziell stabiler Unternehmen manchmal, sodass ein fallender Aktienkurs nicht zwangsläufig eine Änderung der Kreditpolitik gegenüber einem Schuldner zur Folge haben sollte. Bei deutlichen Kurseinbrüchen kann es dennoch notwendig sein, die Ursache dieser aufzuarbeiten, um Risiken frühzeitig zu erkennen.

Beiträge von unzufriedenen Kunden lassen sich vermehrt vor einer Unternehmensinsolvenz finden. In der Gruppe der insolventen Unternehmen machen diese Beiträge 5,91 % aus, wohingegen nur ein Tweet (1,35 %) in dieser Kategorie bei den solventen Unternehmen zu finden ist. Zudem wurde dieser Tweet für das Unternehmen Centrotherm Photovoltaics extrahiert, welches zwar solvent ist, finanziell aber wie die gesamte deutsche Solarindustrie nicht stabil dasteht. Ein Beispiel für einen Beitrag, in welchem die Verbraucherzentrale gegen die Flexstrom AG vorgeht, da diese Abrechnungen und damit Rückzahlungen an die Kunden nur stark verzögert bearbeitet, ist folgender:

„Kundenfeindliche Abrechnungspraxis: Verbraucherzentrale nimmt Flexstrom ins Visier - Die Verbraucherzentrale... http://newsburger.de/verbraucherzentrale-nimmt-flexstrom-ins-visier-60977.html…“ (Der Newsburger 2013)

Unzufriedene Kunden können demzufolge auf Missstände bzw. nicht stringent ablaufende Prozesse in einem Unternehmen hinweisen. Im vorliegenden Fall werden durch die verzögerten Abrechnungen sogar Gelder nicht ausgezahlt, was auf eine schlechte Finanzlage hindeutet. Da der Beitrag am 22. Februar 2013 ca. zwei Monate vor der Insolvenz der Flexstrom AG am 12. April 2013 veröffentlicht wurde, ist rückwirkend davon auszugehen, dass die Rückzahlungen bewusst nicht geleistet wurden, da die finanziellen Mitteln nicht ausreichend vorhanden waren.

Nachrichten über ein bevorstehendes oder bereits eingetretenes Schutzschirmverfahren, im Rahmen dessen sich Unternehmen restrukturieren möchten, sind zudem ein eindeutiger Indikator für finanzielle Schwierigkeiten. Auch wenn diese Nachrichten in der solventen Gruppe vorkommen, beziehen sich alle diese Beiträge auf die Centrotherm Photovoltaics AG, die ein solches Verfahren durchlaufen hat, welches aber mittlerweile wieder beendet ist. Meldungen über eine anstehende Sanierung im Schutzschirmverfahren, wie die untenstehend abgebildete, ließen sich aber vermehrt vor einer Unternehmensinsolvenz finden. Der abgebildete Beitrag wurde z. B. am 16. Juli 2013 zweieinhalb Monate vor der Insolvenz der Loewe AG am 01. Oktober 2013 veröffentlicht:

„Loewe AG: DGAP-Adhoc: Loewe AG: Sanierung im Schutzschirmverfahren http://presseportal.de/m/2515494“ (Presseportal 2013b)

Unter dem Oberbegriff sonstige negative Nachrichten wurden Beiträge aggregiert, die sich keiner anderen Kategorie zuordnen ließen und deren Thema weniger als dreimal aufkam, sodass das Bilden

Dieses Werk ist copyrightgeschützt und darf in keiner Form vervielfältigt werden noch an Dritte weitergegeben werden.
Es gilt nur für den persönlichen Gebrauch.

einer eigenen Kategorie die Liste sehr stark erweitern würde. Insgesamt repräsentieren die sonstigen negativen Nachrichten 3,24 % der negativen Tweets für insolvente Unternehmen und 4,05 % der negativen Tweets für solvente Unternehmen. Zwei der drei negativen Beiträge für solvente Unternehmen in dieser Kategorie sind dem Stromanbieter Badenova AG zuzuordnen. Ein Beitrag informiert über einen Stromausfall im Netz des Energieanbieters und in einem weiteren Tweet wird darauf hingewiesen, dass die Badenova AG nicht von kaltem Wetter profitiert:

„Fehler im Badenova-Netz führt zu Stromausfall: Uniklinik #Freiburg muss unter Notstrom arbeiten. http://mehr.bz/bof2053“ (Badische Zeitung 2013)

„Energieversorger Badenova profitiert nicht von der Kälte - Badische Zeitung http://goo.gl/fb/Kqu3w“ (Tweetranking 2012)

Der dritte Beitrag in dieser Kategorie nimmt Bezug auf die Hagebaumarkt GmbH & Co. KG. In dem Tweet wird bekannt gemacht, dass eine Filiale der Baumarktkette geschlossen wird:

„Marktschließung zum 15.06. (@ Hagebaumarkt)“ (Tüpfeltier 2013)

In den sonstigen negativen Nachrichten sind demnach Hinweise enthalten, die auf ungünstige Umstände für ein Unternehmen hindeuten. In der Regel haben diese aber keine unmittelbaren Auswirkungen auf die finanzielle Stabilität.

In den folgenden sechs Kategorien sind Tweets aggregiert, in welchen über Verluste eines Unternehmens, die Insolvenz der Muttergesellschaft, das schlechte Geschäftsmodell, eine spekulative Insolvenz, den Verlust von Kunden oder spekulative Finanzprobleme berichtet wird. Die Kategorien machen jeweils zwischen 1,16 % und 2,44 % der negativen Beiträge für insolvente Unternehmen aus. Für solvente Unternehmen gibt es keine Tweets in diesen Kategorien. Die folgenden Beispiele zeigen jeweils absteigend nach prozentualem Anteil am Korpus der negativen Beiträge für insolvente Unternehmen Beiträge, die diesen sechs Kategorien zugeordnet wurden:

„DJ DGAP-Adhoc: Conergy AG: Verlustanzeige nach § 92 Abs. 1 Aktiengesetz http://bit.ly/X3k56W“ (Investor-SMS 2012)

„Praktiker AG und acht operative Gesellschaften stellen Antrag auf Insolvenz - Max-Bahr-Märkte und.. http://presseportal.ch/m/100741169Â“ (Finanznachrichten.de 2013a)

Dieses Werk ist copyrightgeschützt und darf in keiner Form vervielfältigt werden noch an Dritte weitergegeben werden.
Es gilt nur für den persönlichen Gebrauch.

„Flexstrom warnt vor sich selbst und enttarnt sein eventuell sehr bewusst geplantes Schneeballsystem: http://bit.ly/QKnKFO“ (Stapelkamp 2012b)

„Billigstromanbieter Flexstrom: Angst vor einem zweiten Teldafax - STERN.DE: DIE WELTBilligstromanbieter Flexstro... http://bit.ly/ZBSR7P“ (Flexstrom Watchblog 2012)

„#Flexstrom laufen die Kunden davon, meint WiWo. #Guthaben können eventl. deswegen erst gar nicht erstattet werden: http://bit.ly/QKller“ (Stapelkamp 2012a)

„Hat Flexstrom Zahlungsschwierigkeiten oder behindern die Stadtwerke Emsdetten den Wettbewerb? #Strom #Wettbewerb (vo) http://www.facebook.com/Eins.A.Kommunikation/posts/286007838176823…“ (Eins A Kommunikation 2012)

Tweets von unzufriedenen Arbeitnehmern machen 1,03 % der negativ bewerteten Datensätze für insolvente und 1,35 % für solvente Unternehmen aus. Die 1,35 % umfassen aber nur einen Tweet, in welchem bekannt wird, dass die solvente aber dennoch finanziell nicht stabile Centrotherm Photovoltaics AG eine schlechte Bewertung auf dem Portal Kununu erhalten hat. Auf diesem Portal können Arbeitnehmer ihren Arbeitgeber beurteilen:

„Centrotherm Photovoltaics AG auf kununu: offizielles Image und Realität unterscheiden sich gewaltig http://www.kunu.nu/il68F“ (Kununu 2012)

Die Datensätze, welche einem insolventen Unternehmen zugeordnet sind, umfassen ebenfalls schlechte Bewertungen auf Kununu oder Meldungen über Streiks wie im Falle der Walter Services GmbH. Ca. ein Jahr vor dem Insolvenzdatum ließen sich vermehrt Meldungen über streikende Mitarbeiter wie die untenstehende finden:

„Beschäftigte des Callcenter-Dienstleisters walter services: Seit 10 Uhr Warnstreik in Magdeburg. http://bit.ly/QlqpVZ #Tarifverhandlung“ (CallCenterProfi 2012)

Verkaufsgerüchte in negativem Kontext und Meldungen über den Gehaltsverzicht von Mitarbeitern konnten nur in Bezug zu insolventen Unternehmen identifiziert werden. So wurde z. B. ca. zwei Monate vor der Insolvenz über den Verkauf der Flexstrom AG nach vermehrten Negativmeldungen spekuliert:

„Verkaufsgerüchte um Flexstrom: Der Stromdiscounter Flexstrom fiel zuletzt vor allem durch Negativmeldungen auf. ... http://bit.ly/11Jt7dG“ (Net News Express 2013)

Dieses Werk ist copyrightgeschützt und darf in keiner Form vervielfältigt werden noch an Dritte weitergegeben werden.
Es gilt nur für den persönlichen Gebrauch.

Mitarbeiter der Praktiker Deutschland GmbH wollten am 27. Oktober 2012 noch auf ihr Gehalt verzichten, um ihren Arbeitgeber im Rahmen einer Sanierung zu unterstützen:

„15.000 Beschäftigte des angeschlagenen Baumarkts Praktiker wollen durch einen Gehaltsverzicht zur Sanierung beitragen. taz.de/Gehaltsverzicht-bei-Praktiker-Kette/!104400/…“ (TAZ 2012)

Am 11.07.2013 meldete die Baumarktkette dennoch Insolvenz an. Ein Gehaltsverzicht ist demnach ein Hinweis auf Zahlungsschwierigkeiten und sollte von Kreditentscheidern berücksichtigt werden.

Zusammenfassend kann festgestellt werden, dass alle negativen Tweets, bis auf drei Ausnahmen, den insolventen Unternehmen oder der solventen, aber finanziell dennoch instabilen Centrotherm Photovoltaics AG zuzuordnen sind. Die Ausnahmen umfassen zwei Tweets, in denen negativ über den solventen Stromanbieter Badenova AG berichtet wurde, sowie einen Tweet, in welchem die Schließung einer Hagebaumarkt Filiale bekannt gemacht wurde. Dies unterstreicht, dass Textdaten mit negativer Stimmung in sozialen Medien hauptsächlich für finanziell instabile Unternehmen zu finden sind. Zu finanziell stabilen Unternehmen sind negative Informationen dementsprechend nur sehr selten vorhanden.

4.3.3.2 Textdaten mit positiver Stimmung

Das Ergebnis der Kategorisierung der Textdaten mit positiver Stimmung ist in Tabelle 4-6 dargestellt. Analog zur Tabelle 4-5 sind in der ersten Spalte die Namen der Kategorien, absteigend nach Anzahl der Tweets bzw. nach prozentualem Anteil am Korpus der insolventen Unternehmen sortiert, dargestellt. In der zweiten Spalte sind Anzahl der Tweets mit positiver Stimmung jeder Kategorie sowie deren prozentualer Anteil an allen positiven Tweets für insolvente Unternehmen dargestellt. In der dritten Spalte sind analog absolute Häufigkeit und prozentualer Anteil der positiven Tweets für solvente Unternehmen aufgelistet.

Kategorie	Insolvente Unternehmen	Solvente Unternehmen
Positive Nachrichten in negativen Kontext	144 (25,58 %)	69 (36,32 %)
Sonstige Positive Nachrichten	110 (19,54 %)	24 (12,63 %)
Investor kauft sich (vermutlich) in Unternehmen ein	76 (13,50 %)	-
Expansion des Unternehmens	59 (10,48 %)	18 (9,47 %)
Kooperation mit anderen Unternehmen	53 (9,41 %)	2 (7,89 %)
Positive Aussagen von unternehmensinternen Personen	44 (7,82 %)	-
Restrukturierung	41 (7,28 %)	15 (7,89 %)
Kapitalerhöhung	19 (3,37 %)	-
Auftrag erhalten	9 (1,60 %)	62 (32,63 %)
Positive Spekulationen	8 (1,42 %)	-

Tabelle 4-6: Tweets mit positiver Stimmung

Dieses Werk ist copyrightgeschützt und darf in keiner Form vervielfältigt werden noch an Dritte weitergegeben werden.
Es gilt nur für den persönlichen Gebrauch.

Positive Nachrichten in einem negativen Kontext machen mit 25,58 % den größten Anteil der positiven Tweets für insolvente Unternehmen aus. Diese Textdaten umfassen z. B. Meldungen über Rettungsversuche von Investoren. So gab es z. B. am 31. Juli 2013 zwei Monate vor der Insolvenz Gerüchte, dass chinesische Investoren den insolventen Elektronikproduzenten Loewe AG retten:

„Chinesen sollen insolventen Fernsehbauer Loewe AG retten http://ow.ly/nuOEq“ (Der Tagesspiegel 2013)

Alle Tweets für solvente Unternehmen in dieser Kategorie beziehen sich auf die Centrotherm Photovoltaics AG, die trotz ihrer rechtlichen Position als solventes eigenverwaltetes Unternehmen finanziell instabil ist. In den Beiträgen werden z. B. wesentliche Fortschritte bei der Sanierung verkündet:

„centrotherm: EANS-Adhoc: Wesentlicher Fortschritt bei Sanierung der centrotherm photovoltaics AG: http://ots.ch/600f44f/t“ (Pots Wirtschaftsnews 2012)

Obwohl die Fortschritte positive Stimmung widerspiegeln, kann bei einem Unternehmen, das saniert werden muss, von einem erhöhten Zahlungsausfallrisiko ausgegangen werden. Demzufolge ist der Kontext des Tweets ein negativer, da er auf einen Sanierungsfall hindeutet. Da positive Nachrichten, die in einem negativen Kontext beschrieben werden, in der Stichprobe nur in Zusammenhang mit finanziell instabilen Unternehmen auftauchen, sind diese ein Indikator für die beeinträchtigte Zahlungsfähigkeit eines Unternehmens.

Unter sonstigen positiven Nachrichten, die 18,47 % bei insolventen und 7,89 % bei solventen Unternehmen ausmachen, wurden analog zu den Ausführungen der negativen Nachrichten diejenigen Themen aggregiert, die sich nicht in die anderen Kategorien einordnen ließen. Diese Meldungen umfassen z. B. ein Baumarktranking, in welchem die Max Bahr GmbH, welche ein Tochterunternehmen von Praktiker ist, den zweiten Platz erreichte:

„Praktiker AG: Max Bahr auf Rang 2 bei "Bester Baumarkt 2013" / Aktuelle Studie des Deutschen.. http://presseportal.de/m/2447612“ (Wirtschaft 2013)

Weitere Tweets erwähnen zudem, dass der Callcenter Betreiber Walter Services GmbH als familienfreundliches Unternehmen ausgezeichnet wurde oder dass sieben Standorte des Unternehmens aufgrund des Prozessmanagements und Service nach Euro-Norm zertifiziert wurden:

Dieses Werk ist copyrightgeschützt und darf in keiner Form vervielfältigt werden noch an Dritte weitergegeben werden.
Es gilt nur für den persönlichen Gebrauch.

„Der Dienstleister Walter Services ist als „Familienfreundliches Unternehmen der Stadt Cottbus" ausgezeichnet worden. http://bit.ly/VZoWEq“ (Tele Talk News 2012)

„7 weitere Standorte von walter services nach Euro-Norm zertifiziert: Prozessmanagement und Service ausgezeichnet http://bit.ly/QU0lPH“ (Kurz 2012)

Nachrichten über Investoren, die Unternehmensanteile erwerben, ließen sich nur für die Gruppe der insolventen Unternehmen identifizieren. In dieser Kategorie sind sowohl Tweets enthalten, in denen über abgeschlossene Übernahmen berichtet wird, als auch Nachrichten über potentielle Investoren, die z. B. die Absicht einer Übernahme oder Interesse an einer Beteiligung signalisiert haben. Bei Conergy stiegen beispielsweise am 13. Mai 2013 ca. zwei Monate vor der Insolvenz zwei Investoren ein:

„Zwei strategische Investoren steigen bei Conergy ein http://www.finanznachrichten.de/nachrichten-2013-05/26813975-zwei-strategische-investoren-steigen-bei-conergy-ein-032.htm“ (Finanznachrichten.de 2013b)

In Bezug auf den am 01. Oktober 2013 insolventen Elektronikhersteller Loewe AG wurden im Vorfeld der Insolvenz am 13. Februar 2013 lediglich Absichten von Apple bekannt, das Unternehmen aufzukaufen. Diese wurden jedoch nicht verwirklicht:

„€LOE (#LOEWE AG) #aktien Apple plant angeblich den Kauf des deutschen Fernsehbauers Loewe. Angeblich will Apple das http://shw.se/WINK6y“ (Sharewise 2013)

Positive Nachrichten über Expansionsaktivitäten ließen sich zu fast gleichen Anteilen in beiden Gruppen identifizieren. Bei insolventen Unternehmen machen diese 10,48 % der positiven Nachrichten aus und bei solventen Unternehmen 9,47 %. In den Beiträgen sind u. a. Hinweise auf das Anmieten von neuen Geschäftsräumen, der Inbetriebnahme von neuen Produktionsstätten oder sehr allgemein gehaltene Äußerungen über Expansionsaktivitäten in einem Land enthalten:

„Backstube Siebrecht mietet 190 m² in Soest - http://bit.ly/P5TDbY“ (Property Magazine 2012)

„Conergy baut zweites Photovoltaik-Kraftwerk in Rumänien - Solarportal24.de http://bit.ly/18WOhE7“ (Toms Solar News 2013)

Dieses Werk ist copyrightgeschützt und darf in keiner Form vervielfältigt werden noch an Dritte weitergegeben werden.
Es gilt nur für den persönlichen Gebrauch.

„Unternehmen: Hochtief Solutions expandiert in die Türkei: Die Hochtief Solutions AG mit Sitz in Essen hat in der... http://bit.ly/UccM9T“ (Specht 2012)

Kooperationen mit anderen Unternehmen wurden häufig kurz vor dem Stellen eines Insolvenzantrags initiiert. So wollte die Baumarktkette Praktiker Deutschland GmbH am 29. Januar 2013 noch Preisnachlässe und Logistikvorteile erzielen, indem sie eine Einkaufskooperation mit dem Konkurrenten Hellweg einging. Die erzielten Vorteile konnten die Insolvenz am 11. Juli 2013 aber nicht verhindern:

„Baumarktkette Praktiker verbündet sich beim Einkauf mit Konkurrent Hellweg. Ziel: Preisnachlässe und Logistikvorteile http://ow.ly/hdvcw“ (Logistik Update 2013)

Auf ähnliche Weise vereinbarte der Elektronikproduzent Loewe AG, welcher am 01. Oktober 2013 Insolvenz anmeldete, eine strategische Partnerschaft mit dem Konkurrenten Hisense. Die Insolvenz verhinderte die Kooperation aber ebenfalls nicht:

„DGAP-Adhoc: Loewe AG: Loewe und Hisense vereinbaren strategische Partnerschaft http://www.finanznachrichten.de/nachrichten-2013-07/27566614-dgap-adhoc-loewe-ag-loewe-und-hisense-vereinbaren-strategische-partnerschaft-016.htm … via @FN_Aktien“ (Verbinnen 2013)

Kooperationen ließen sich aber nicht ausschließlich für die Gruppe der insolventen Unternehmen identifizieren. Der finanziell stabile Stromanbieter Badenova AG gründete z. B. mit den Stadtwerken Waldshut-Tiengen eine Stromnetzgesellschaft, um einen Teil der Unternehmensaktivitäten gemeinschaftlich fortzuführen:

„Kommunen gründen Stromnetzgesellschaft Regionalwerk Hochrhein. Partner sind Badenova und Stadtwerke Waldshut-Tiengen. http://bit.ly/Wh11UR“ (stadtundwerk 2012)

Kooperationen sind demnach ein beliebtes Mittel von den Führungskräften finanziell instabiler Unternehmen, um dieses wieder profitabel zu machen. Sofern sich das Rating einer Firma im unteren Bereich befindet und sich vermehrt darum bemüht wird, Kooperationen insbesondere mit Konkurrenten einzugehen, kann dies ein Hinweis darauf sein, dass die Führungskräfte davon ausgehen, dass ein Fortbestehen mit Hilfe der gegenwärtigen Vorgehensweise langfristig nicht möglich sein wird. Eine Kooperation kann aber nicht grundsätzlich als Hinweis auf finanzielle Instabilität angesehen werden, da diese auch von stabilen Unternehmen angestrebt werden, um Vorteile zu erzielen.

Dieses Werk ist copyrightgeschützt und darf in keiner Form vervielfältigt werden noch an Dritte weitergegeben werden.
Es gilt nur für den persönlichen Gebrauch.

Sehr auffällig ist hingegen, dass sich ausschließlich die Verantwortlichen von insolventen Unternehmen der Stichprobe dazu genötigt sehen, dass eigene Unternehmen positiv hervorzuheben. Diese Äußerungen sind zum Teil sehr kurz vor dem Stellen eines Insolvenzantrags getätigt worden. So wurde von dem Vorstand der IVG Immobilien AG am 30. Juli 2013, ca. einen Monat vor der Insolvenz am 21. August 2013, bekannt gegeben, das zurzeit eine positive Fortbestehens-Prognose geprüft wird:

„Vorstand der IVG Immobilien AG prüft positive Fortbestehensprognose für die IVG Immobilien AG http://is.gd/UJTAH3“ (DGAP Dienstleistungen 2013)

Die Geschäftsführung der FlexStrom AG ließ außerdem am 5. Februar 2013, ca. zwei Monate bevor sie am 12. April 2013 Insolvenz anmeldete, verlauten, dass sie sehr zufrieden mit dem vergangenen Geschäftsjahr sei:

„FlexStrom AG: FlexStrom: Stromdiscounter "sehr zufrieden" mit Geschäftsjahr 2012 http://presseportal.de/m/2410913“ (Presseportal 2013a)

Dass selbst den Führungskräften die prekäre Lage zwei Monate vor dem Insolvenzdatum noch nicht bekannt gewesen sein soll und sie mit Geschäftstätigkeit in naher Vergangenheit sehr zufrieden ist, erscheint wenig glaubwürdig. In ähnlicher Verlautbarung versicherten Verantwortliche der Alpine Bau Deutschland AG am 11. Oktober 2012, ca. acht Monate vor der Insolvenz am 19. Juni 2016, dass die Liquidität des Unternehmens ausreichend gesichert sei:

„Alpine Bau: "Liquidität ist ausreichend gesichert" http://bit.ly/Ppek2T“ (Börse Express 2012)

Positive Aussagen von Führungskräften, insbesondere wenn das Unternehmen keine sehr stabile Position hat, sind den Daten zu Folge demnach ein deutlicher Hinweis darauf, dass sich die Position weiter verschlechtert hat und die Verantwortlichen versuchen, die finanzielle Instabilität durch die Äußerungen zu relativieren.

Restrukturierungsvorhaben konnten in der Stichprobe ebenfalls nur in Verbindung mit finanziell instabilen Unternehmen gebracht werden:

„Loewe AG: Restrukturierungsprozess vor dem Abschluss http://bit.ly/18oDgKz #Pressemitteilung“ (PresseBox 2013)

Dieses Werk ist copyrightgeschützt und darf in keiner Form vervielfältigt werden noch an Dritte weitergegeben werden.
Es gilt nur für den persönlichen Gebrauch.

Auch wenn 15 Tweets der solventen Gruppe diese Thematik behandeln, deuten Restrukturierungen daraufhin, dass das gegenwärtige Geschäftsmodell nicht erfolgversprechend ist, da diese 15 Beiträge der Centrotherm Photovoltaics AG zuzuordnen sind. Sofern Restrukturierungen eingeleitet wurden, kann zumindest davon ausgegangen werden, dass die Führungskräfte erkannt haben, dass sich das Unternehmen in Teilen neu positionieren muss. Da für die Restrukturierungsmaßnahmen hohe Kapitalaufwendungen notwendig sind, sollten Kreditentscheider Meldungen über Restrukturierungen zumindest genau verfolgen und analysieren, wie umfangreich die Kapitalbindung ist und ob die Maßnahmen langfristig Erfolg versprechend sind.

Möglichkeiten, um Finanzmittel zu beschaffen, sind zudem Kapitalerhöhungen, im Rahmen welcher Investoren im Gegenzug für Unternehmensanteile Gelder bereitstellen (Rudolph 2006, 311 ff.). So refinanzierte sich z. B. die Praktiker Deutschland GmbH im Umfang von 60 Millionen Euro am 14. Dezember 2012:

„Praktiker holt sich 60 Millionen Euro aus Kapitalerhöhung http://dlvr.it/2dmpfK“ (MediaNews 2012)

Die Insolvenz am 11. Juli 2013 konnte aber trotz der Kapitalerhöhung nicht abgewendet werden. Kapitalerhöhungen weisen darauf hin, dass ein Unternehmen die Geschäftstätigkeit nicht aus eigenen Mitteln finanzieren kann. Deshalb sollten Kreditentscheider in Erfahrung bringen, zu welchem Zweck die Kapitalerhöhung erfolgte. Sofern sich ein Unternehmen in einer kritischen Phase befindet, kann eine Kapitalerhöhung einen letzten Rettungsversuch darstellen. Um innovative, risikobehaftete Projekte zu finanzieren, die in Zukunft die Möglichkeit bieten, sich von Wettbewerbern zu differenzieren, kann eine Kapitalerhöhung dennoch ein geeignetes Mittel sein, ohne dass die Bonität des Unternehmens in Frage gestellt werden muss.

Neben Meldungen über bereits erfolgte Kapitalerhöhungen lassen sich auf Twitter auch angebliche Insiderinformationen finden, die z. B. über geplante Kapitalerhöhungen Auskunft geben:

„Alpine Bau - Liquiditäts-Einschuss von 31 Mio. wird laut Insidern "sicher erfolgen" http://bit.ly/R6CU5a“ (Börse Express 2012)

Nachrichten über erhaltene Aufträge lassen sich in beiden Gruppen finden. Dies ist allerdings die einzige Kategorie, in welcher sich positive Nachrichten für die Gruppe der solventen Unternehmen häufiger und zu einem größeren prozentualen Anteil finden lassen, als in der Gruppe der insolventen Unternehmen, sofern die Centrotherm Photovoltaics AG nicht berücksichtigt wird. Insgesamt machen die Tweets dieser Kategorie 32,63 % bei den solventen Unternehmen aus und 1,60 % bei den insolventen. Beiträge über erhaltene Aufträge sind demnach ein Indikator für Umsatzzuwachs und damit finanzielle Stabilität. Ein Beispiel, in welchem ein kurz darauf insolventes Unternehmen noch einen neuen Auftrag verzeichnen konnte, ist die Conergy AG. Am 8. November 2012, ca. acht Monate vor der Insol-

Dieses Werk ist copyrightgeschützt und darf in keiner Form vervielfältigt werden noch an Dritte weitergegeben werden.
Es gilt nur für den persönlichen Gebrauch.

venz am 5. Juli 2013, wurde bekannt, dass das Unternehmen einen Großauftrag erhalten hat, im Zuge dessen es zwei Solarkraftwerke in Thailand bauen sollte:

„21 Megawatt: Conergy gewinnt Großauftrag über zwei Solarkraftwerke in Thailand http://is.gd/GU7HDY“ (DGAP News 2012)

Hinsichtlich des finanziell stabilen Unternehmens Hochtief Solutions AG, wurde am 11. Juni 2013 bekannt, dass ein Bauauftrag in Höhe von 17 Millionen Euro eingegangen ist:

„17 Millionen Euro Bauauftrag für den "Luisenhof" in Offenbach an HOCHTIEF Solutions AG erteilt http://dlvr.it/3Vf067“ (Firmenpresse 2013)

Beiträge in der letzten Kategorie (Positive Spekulationen) kommen am seltensten vor. Zudem sind positive Spekulationen ausschließlich kurz vor einer Unternehmensinsolvenz zu identifizieren. So wurde z. B. am 1. Februar 2013 berichtet, dass die Alpine Bau Deutschland AG gerettet zu sein scheint.

„Alpine Bau: Insolvenz ist vom Tisch: Der ins Trudeln geratene österreichische Baukonzern Alpine scheint gerettet:... http://dlvr.it/2tM6pk“ (Immobilien Zeitung 2013)

Trotz dieser Meldung wurde viereinhalb Monate später am 19. Juni 2013 ein Insolvenzantrag für das Unternehmen gestellt. Positiven Spekulationen sind demnach von Kreditentscheidern eher keine Beachtung zu schenken. Lediglich falls konkrete Zahlungen oder Auftragseingänge mit diesen in Verbindung stehen, kann eine Beobachtung der Sachverhalte helfen, die Bonität des Unternehmens besser zu beurteilen, sofern sich die Spekulationen bewahrheiten sollten.

Bedeutsam ist insgesamt vor allem, dass die große Anzahl an negativen Nachrichten vor einer Unternehmensinsolvenz angereichert ist durch Diskussionen über Anstrengungen, um in Zukunft wieder wettbewerbsfähig zu sein und das finanziell angeschlagene Unternehmen zu sanieren. Weiterhin ist bemerkenswert, dass unternehmensinterne Personen und insbesondere Führungskräfte bis zu wenigen Tagen und Wochen vor einer Insolvenz noch verlauten lassen, dass es dem Unternehmen gut gehe und sie sehr zufrieden mit der Geschäftsaktivität seien. Da diese Äußerungen ausschließlich vor Unternehmensinsolvenzen getätigt wurden, sollten diese für einen Kreditentscheider, der ein Unternehmen im unteren Ratingbereich bewerten muss, ein Warnsignal sein. Vorwiegend positiv konnotiert sind hingegen Bekanntmachungen über Auftragseingänge, da diese im Wesentlichen in Verbindung mit finanziell stabilen Unternehmen identifiziert werden konnten und Hinweise auf zusätzliche Umsätze beinhalten.

Dieses Werk ist copyrightgeschützt und darf in keiner Form vervielfältigt werden noch an Dritte weitergegeben werden.
Es gilt nur für den persönlichen Gebrauch.

4.4 Fallbeispiel Backstube Siebrecht GmbH

Um das zusätzliche Informationspotential von sozialen Medien gegenüber der traditionellen Bonitätsprüfung anhand eines Fallbeispiels aufzuzeigen, wurde die Backstube Siebrecht GmbH gewählt, da dieses Unternehmen in vier der acht Iterationen mit Hilfe des K-NN falsch klassifiziert wurde. Weiterhin ist es das insolvente Unternehmen mit den zweitwenigsten Textbeiträgen. Trotzdem beinhalten die Daten Informationen, die eine auf Jahresabschlussratings basierende Bonitätsprüfung ergänzen können.

In Abbildung 4-14 sind auf der durchgezogenen X-Achse die traditionellen Ratings abgebildet, die von der Prof. Schumann GmbH bereitgestellt wurden und anhand von automatisierten Jahresabschlussanalysen berechnet werden. Hier ist ersichtlich, dass der Jahresabschluss für das Geschäftsjahr 2011 erst am 04.01.2013 veröffentlicht wurde. Am 12.02.2013 stand den Kreditentscheidern das auf den Jahresabschluss bezogene Rating mit der Note B und einer kalkulierten Ausfallwahrscheinlichkeit von 1,48 % zur Verfügung. Am 02.05.2013 stellte die Backstube Siebrecht GmbH beim Amtsgericht Paderborn einen Insolvenzantrag. Erst am 29.10.2014 (ca. 17 Monate nach dem Insolvenzantrag) wurde der Jahresabschluss für das Geschäftsjahr 2012 veröffentlicht, der mit einer Ratingnote CC und einer Ausfallwahrscheinlichkeit von 8,34 % bewertet wurde. Für einen Kreditentscheider kam diese Information jedoch deutlich zu spät. Kreditentscheidungen mussten bis zum Insolvenzdatum auf Basis der Ratingnote B mit einer Ausfallwahrscheinlichkeit von 1,48 % getroffen werden, die auf einem Jahresabschluss basierten, der sich auf einen Zeitraum bezog, der ca. eineinhalb Jahre in der Vergangenheit lag.

Die gestrichelte Linie in Abbildung 4-14 stellt den Stimmungsverlauf dar, der anhand der Daten der Machbarkeitsstudie berechnet wurde. Auf der Y-Achse sind die dazugehörigen Stimmungsindikatoren abgebildet. Am 27.03.2013 (ca. fünf Wochen vor dem Insolvenzdatum) ist ein negativer Stimmungsausschlag erkennbar. Dieser negative Ausschlag ist auf nur einen Tweet zurückzuführen, der von beiden Wissenschaftlern während der Datenauswertung mit einem Wert von -1 bewertet wurde. In dem Tweet ist lediglich die Meldung zu lesen, dass die Backstube Siebrecht ihre Beschäftigten darben lässt (Otto 2013). Der Tweet an sich enthält daher negative Stimmung hinsichtlich des Unternehmens, beinhaltet aber keine konkreten Hinweise auf finanzielle Instabilität. Folgt man jedoch dem am Ende des Tweets angegebenen Link, gelangt man zu einem Artikel auf der Internetseite der Kreiszeitung des Landkreises Verden (Duncan 2012). In diesem Artikel berichtet eine anonym gehaltene Angestellte der Backstube Siebrecht unter anderem, dass die Mitarbeiter seit einiger Zeit ihre Gehaltszahlungen nur noch verspätet erhalten. Weiterhin gewährt die Backstube Siebrecht GmbH den 400-Euro-Kräften keine Lohnfortzahlung im Krankheitsfall. Die Gewerkschaft der Nahrungsgenussgaststätten sei diesbezüglich bereits mehrfach erfolgreich vor Gericht gezogen.

Ein Kreditentscheider, der seine Entscheidung basierend auf einem Rating von B, dass anhand eines veralteten Jahresabschlusses generiert wurde, treffen muss, könnte diese Meldung daher heranziehen, um Kreditkonditionen für Transaktionen mit der Backstube Siebrecht GmbH anzupassen. So ist anhand der verspäteten Gehaltszahlungen auf Zahlungsschwierigkeiten zu schließen. Weiterhin sind Gerichtsverfahren mit Angestellten, die regelmäßig in Strafen enden, kein positives Zeichen hinsichtlich der

Dieses Werk ist copyrightgeschützt und darf in keiner Form vervielfältigt werden noch an Dritte weitergegeben werden.
Es gilt nur für den persönlichen Gebrauch.

Stabilität des Unternehmens. Da die Meldung bei einer Analyse der Plattform Twitter ca. fünf Wochen vor dem Insolvenzdatum zur Verfügung gestanden hätte, könnten in diesem Zeitraum z. B. Forderungen gegen den Ausfall versichert werden. Weiterhin könnte auf weitere Geschäfte mit dem Unternehmen verzichtet werden, die auf Zahlungszielvereinbarungen beruhen. Eine weitere Möglichkeit wäre das Anheben des Zinssatzes, welchen der Kreditnehmer zusätzlich zur Kreditsumme zurückzahlen muss, um das erhöhte Ausfallrisiko zu kompensieren. Über die konkreten Maßnahmen aufgrund eines solchen Beitrags ist im Einzelfall zu entscheiden. Die Daten zeigen aber auf, dass sich in den sozialen Medien Hinweise finden lassen, die z. B. in Jahresabschlüssen erst zu einem späteren Zeitpunkt erkennbar sind. Hierfür kann auch ein einziger Textbeitrag ausreichen, der wie im vorliegenden Fallbeispiel relevante Informationen enthält.

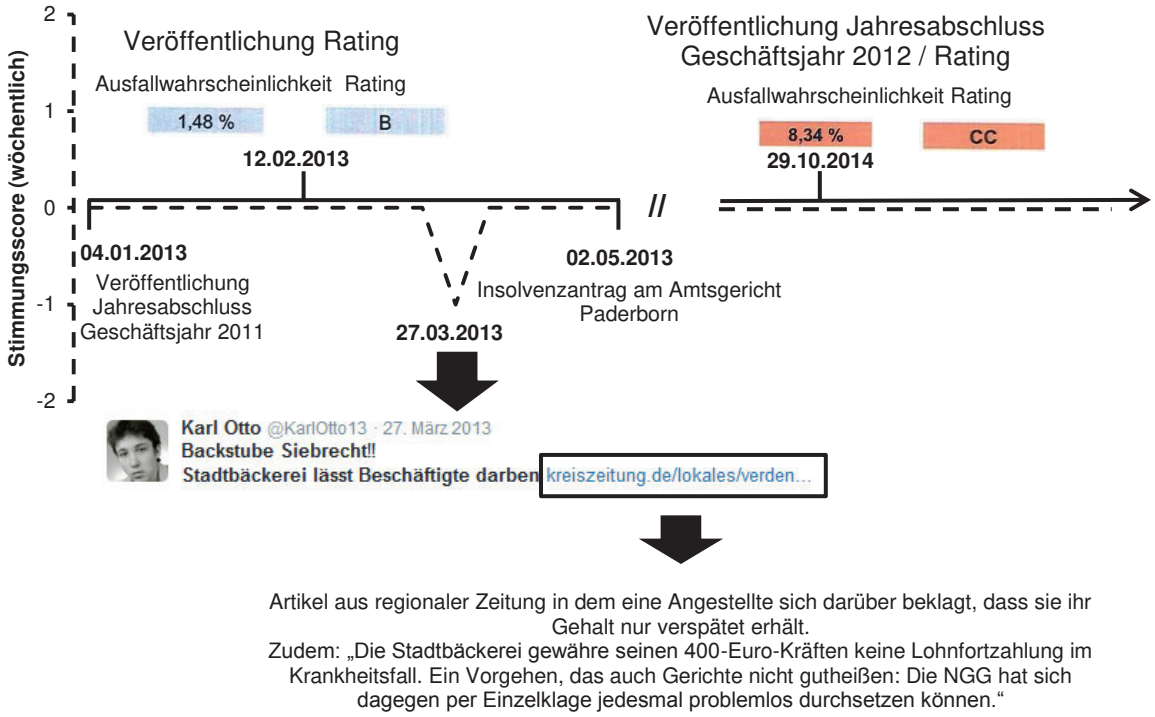

Abbildung 4-14: Fallbeispiel Backstube Siebrecht GmbH

4.5 Zwischenfazit

Die Verifizierung von Forschungshypothese 1 zeigt, dass der Umfang an nutzergenerierten Textdaten aus sozialen Medien für finanziell instabile Unternehmen signifikant größer ist als für finanziell stabile. Weiterhin ist die Stimmung vor einer Insolvenz signifikant schlechter als bei vergleichbaren Unternehmen, die keine finanziellen Herausforderungen bewältigen müssen. Dies wurde im Rahmen des Tests für Forschungshypothese 2 aufgezeigt. Weiterhin ist es möglich, zwischen zukünftig solventen und insolventen Unternehmen basierend auf monatlichen Stimmungsindikatoren zu unterscheiden (Forschungshypothese 3). Die Klassifikationsgüte steigt hierbei, je näher die Daten am Insolvenzdatum liegen. Im Rahmen der qualitativen Datenanalyse wurde zudem deutlich, dass Führungsverantwortliche vor einer Insolvenz versuchen, das Unternehmen positiv darzustellen, sodass den überwiegend negati-

Dieses Werk ist copyrightgeschützt und darf in keiner Form vervielfältigt werden noch an Dritte weitergegeben werden.
Es gilt nur für den persönlichen Gebrauch.

ven Nachrichten entgegengewirkt wird. Weiterhin werden Restrukturierungen sowie Kooperationen mit anderen Unternehmen angestrebt. Außerdem beteiligen sich vermehrt Investoren an den angeschlagenen Unternehmen, um die finanzielle Stabilität im Rahmen einer Kapitalerhöhung zu verbessern.

Anhand des Fallbeispiels der Backstube Siebrecht wurde zudem aufgezeigt, dass nicht unbedingt viele Textdaten benötigt werden. Ein einzelner Beitrag mit relevanten Informationen kann die bisher verwendete Datenbasis von Bonitätsprüfungen bereits sinnvoll ergänzen.

Diese Ergebnisse zeigen, dass die Daten aus sozialen Medien genutzt werden können, um die Informationsasymmetrie zwischen dem Kreditnehmer und dem Kreditgeber weiter zu reduzieren. Nichtsdestotrotz lassen sich die Ergebnisse aufgrund des Stichprobenumfangs nicht uneingeschränkt verallgemeinern. Forschungsbedarf besteht insbesondere hinsichtlich verschiedener Unternehmensgrößen, Rechtsformen und Branchen. Zudem sollten die Ergebnisse mit Bonitätsinformationen, z. B. von Auskunfteien, abgeglichen werden, um feststellen zu können, inwiefern relevante Informationen anhand der Daten aus sozialen Medien früher erfasst werden können. Weiterhin beschränkt sich die Analyse auf deutschsprachige Textdaten der Plattform Twitter. Andere soziale Medien wie z. B. Facebook oder Foren können ebenfalls wertvolle Hinweise auch in anderen Sprachen enthalten. Zur Identifikation der Tweets wurden ausschließlich die gekürzten Unternehmensnamen verwendet. Da in sozialen Medien häufig umgangssprachlich kommuniziert wird, ist die Definition der Suchbegriffe bei der praktischen Anwendung wichtig und sollte auch Unternehmensbezeichnungen umfassen, welche über die offiziellen Namen hinausgehen. Die hohen Standardabweichungen implizieren, dass der Datensatz sehr heterogen ist. Homogenere Datensätze sollten konstruiert werden, um die Generalisierung der Ergebnisse voranzutreiben, sodass z. B. auch Diskriminanzanalysen angewandt werden können.

Im weiteren Verlauf der Arbeit wird der Fokus aber nicht auf das Variieren des Datensatzes und der Analysemethoden gelegt. Durch Variation von Datenquellen aus sozialen Medien und betrachteten Unternehmen in Abhängigkeit vom vorliegenden Anwendungsfall könnten beliebige Stichproben konzipiert und analysiert werden. Stattdessen soll der Prozess der Datenanalyse hin zu einer praktischen Anwendung, welche ein Kreditentscheider zur Entscheidungsunterstützung nutzen kann, weiter verfolgt werden. Da die Bewertung der Textdaten im Rahmen der Machbarkeitsstudie den Großteil des Aufwands verursacht hat, wird im nächsten Kapitel untersucht, inwiefern der Datenanalyseprozess, in welchem den Textdaten Stimmungsindikatoren zugeordnet werden, automatisiert werden kann. Da in der Praxis in der Regel nicht nur 20 Unternehmen und Daten von einer Plattform analysiert werden müssen, können durch automatisierte Textdatenanalysen Personalkosten für menschliche Kodierer eingespart werden. Weiterhin ermöglicht die computergestützte Textdatenanalyse eine schnellere Auswertung, sodass Kreditentscheider frühzeitig auf diese Informationen zurückgreifen können.

Dieses Werk ist copyrightgeschützt und darf in keiner Form vervielfältigt werden noch an Dritte weitergegeben werden.
Es gilt nur für den persönlichen Gebrauch.

Dieses Werk ist copyrightgeschützt und darf in keiner Form vervielfältigt werden noch an Dritte weitergegeben werden.
Es gilt nur für den persönlichen Gebrauch.

5 Automatisierung der Textdatenanalyse

Um die dritte Forschungsfrage - Inwiefern kann die Analyse von Textdaten aus sozialen Medien im Anwendungsgebiet der Bonitätsprüfung von Firmenkunden automatisiert werden? - zu beantworten, werden im Folgenden (Kapitel 5.1) spezifische Ausprägungen der in den Grundlagen erläuterten Lösungsansätze vorgestellt. Mit Hilfe der Lösungsansätze werden den Textdaten der Machbarkeitsstudie die Stimmungsindikatoren anhand computergestützter Verfahren zugewiesen. In Kapitel 5.2 wird offengelegt, wie die verschiedenen Verfahren mittels des während der Machbarkeitsstudie generierten Datensatzes (Kapitel 4) evaluiert und miteinander verglichen werden. Daraufhin werden die Ergebnisse in Kapitel 5.3 vorgestellt und diskutiert. Das Kapitel schließt mit einem Zwischenfazit, in welchem die Inhalte kurz zusammengefasst und Limitationen aufgezeigt werden.[4]

5.1 Betrachtete Lösungsansätze

Um Textdaten mit Hilfe computergestützter Verfahren Stimmungsindikatoren zuzuweisen, kann auf Stimmungswörterbücher sowie maschinelle Lernalgorithmen zurückgegriffen werden (Kearney/Liu 2014, S. 174). Da die Anwendung von Wörterbüchern leicht umzusetzen ist, werden Lösungsansätze basierend auf dieser Variante in Kapitel 5.1.1 vor den komplexeren Ansätzen basierend auf maschinellen Lernalgorithmen (Kapitel 5.1.2) erläutert (Kearney/Liu 2014, S. 176).

5.1.1 Automatisierte Textdatenanalyse unter Verwendung von Stimmungswörterbüchern

Stimmungswörterbücher können allgemeingültig für eine Sprache konzipiert werden. Möglich ist es aber auch, Wörterbücher für ein spezifisches Anwendungsgebiet zu konstruieren (Kearney/Liu 2014, S. 176). In Kapitel 5.1.1.1 wird daher anhand einer Literaturstudie untersucht, wie Stimmungswörterbücher generiert werden können. Das im Rahmen der Literaturstudie konzipierte Vorgehensmodell zur Konstruktion von Stimmungswörterbüchern wird anschließend in Kapitel 5.1.1.2 angewandt, um bestehende Stimmungswörterbücher kombinieren und erweitern zu können. Weiterhin werden auf Basis des Vorgehensmodells domänenspezifische Stimmungswörterbücher für das Anwendungsgebiet der Bonitätsprüfung von Firmenkunden auf Basis von Textdaten aus sozialen Medien in Kapitel 5.1.1.3 erstellt.

5.1.1.1 Vorgehensmodell zur Konstruktion von Stimmungswörterbüchern

Um zu erarbeiten, wie Stimmungswörterbücher konstruiert werden können, wird in Kapitel 5.1.1.1.1 das Vorgehen im Rahmen eines Literaturreviews vorgestellt. Dieser hat das Ziel, Vorgehensweisen zum

[4] Das Kapitel basiert auf den Veröffentlichungen von Mengelkamp et al. (2016b) und Mengelkamp et al. (2017).

Dieses Werk ist copyrightgeschützt und darf in keiner Form vervielfältigt werden noch an Dritte weitergegeben werden.
Es gilt nur für den persönlichen Gebrauch.

Kreieren von Stimmungswörterbüchern in bereits existierender Literatur zu identifizieren. In Abschnitt 5.1.1.1.2 werden die Ergebnisse vorgestellt. Das Kapitel schießt mit einer Zusammenfassung (Kapitel 5.1.1.1.3), in welcher das erarbeitete Vorgehensmodell zur Generierung von Stimmungswörterbüchern abschließend präsentiert wird.

5.1.1.1.1 Methodisches Vorgehen

Der Literaturreview ist analog zum Kapitel 3.1.1.1 an den methodischen Ansatz von Webster/Watson (2002) sowie Levy/Ellis (2006) angelehnt. Der Prozess ist in Abbildung 5-1 zusammengefasst. Beim Durchsuchen der in der Abbildung aufgelisteten Datenbanken mit denen im oberen Bereich der Abbildung 5-1 angegebenen deutschen und englischen Suchbegriffen ohne zeitliche Einschränkung wurden 6577 Artikel identifiziert. Die Suche wurde bis zum Ende des Jahres 2014 fortgesetzt. Anschließend wurden Duplikate und Artikel ohne Bezug zur Generierung von Stimmungswörterbüchern herausgefiltert. Hierbei wurde Literatur z. B. von Stone et al. (1966) nicht berücksichtigt, da diese die übergeordnete Inhaltsanalyse behandelt und nicht der in Kapitel 2.3 erarbeiteten Definition der Stimmungsanalyse zuzuordnen ist. Die Suche wurde, wie von der gewählten Methodik gefordert, auf die Quellen der relevanten Artikel und hierin identifizierte weitere Suchbegriffe ausgeweitet. Sofern Autoren ein Wörterbuch weiterentwickelten und Zwischenschritte veröffentlicht haben wie z. B. Baccianella et al. (2010), wurde ausschließlich die aktuellste Veröffentlichung berücksichtigt, um sicherzustellen, dass jedes Wörterbuch nur einmalig in der weiteren Analyse berücksichtigt wird. Anhand dieses Prozesses wurden 46 Literaturquellen als relevant für die folgende Datenanalyse erachtet.

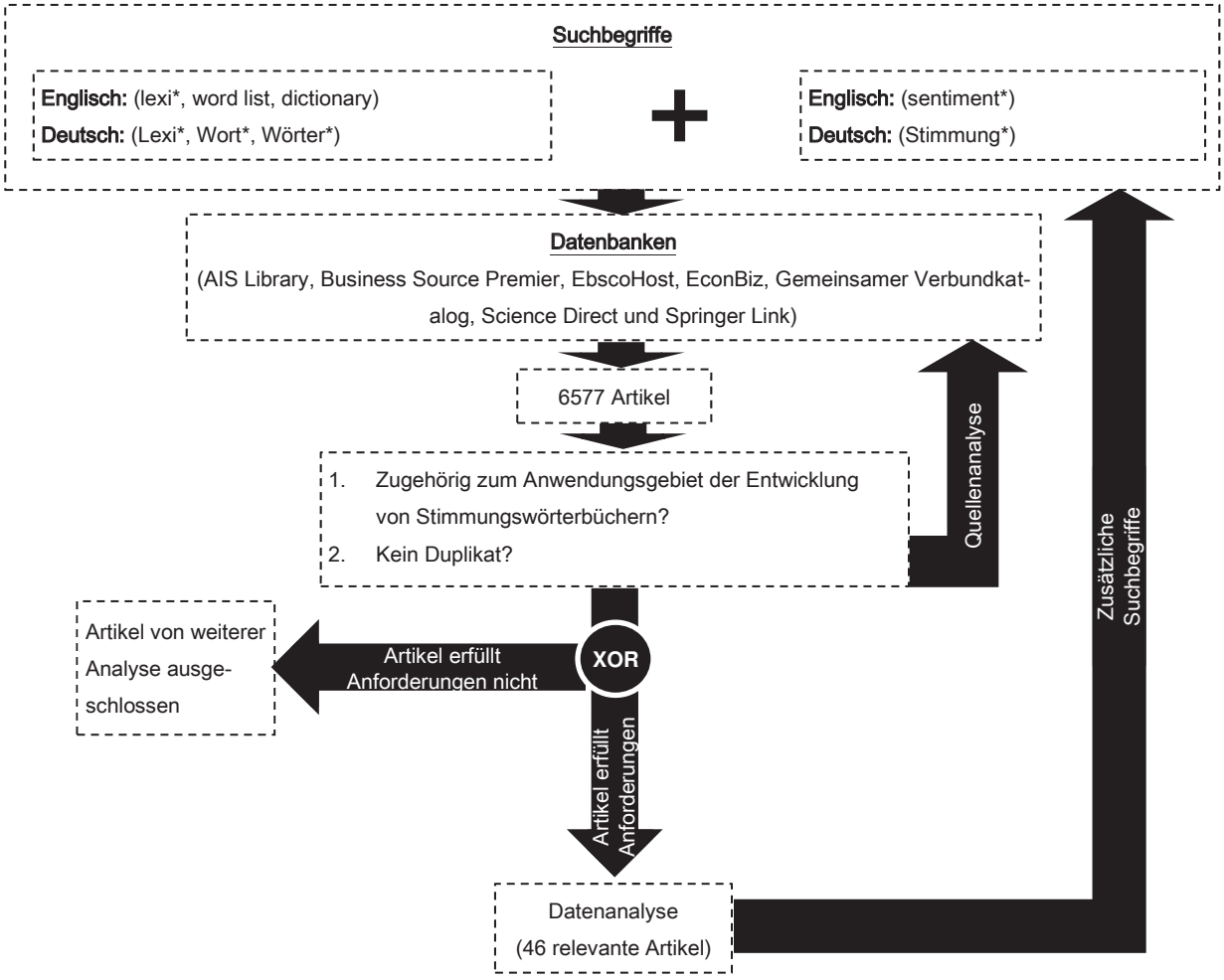

Abbildung 5-1: Vorgehen bei der Literaturerfassung (Entwicklung von Stimmungswörterbüchern)

Dieses Werk ist copyrightgeschützt und darf in keiner Form vervielfältigt werden noch an Dritte weitergegeben werden.
Es gilt nur für den persönlichen Gebrauch.

5.1.1.1.2 Auswertung der Literatur

Anhand der identifizierten Literatur wird deutlich, dass die Relevanz der Generierung von Stimmungswörterbüchern im Zeitverlauf zugenommen hat. Beginnend in 2009 ist die Anzahl der Artikel, die pro Jahr veröffentlicht wurden, stark gestiegen, wie Abbildung 5-2 zu entnehmen ist. Nach einem kurzfristigen Rückgang der Publikationen konnte im letzten berücksichtigten Jahr mit neun Veröffentlichungen die höchste Anzahl identifiziert werden. Dies unterstreicht die gestiegene Bedeutung des Themas auch aufgrund des steigenden Umfangs an nutzergenerierten Inhalten, welche wichtige Informationen, z. B. für die Entscheidungsunterstützung, enthalten.

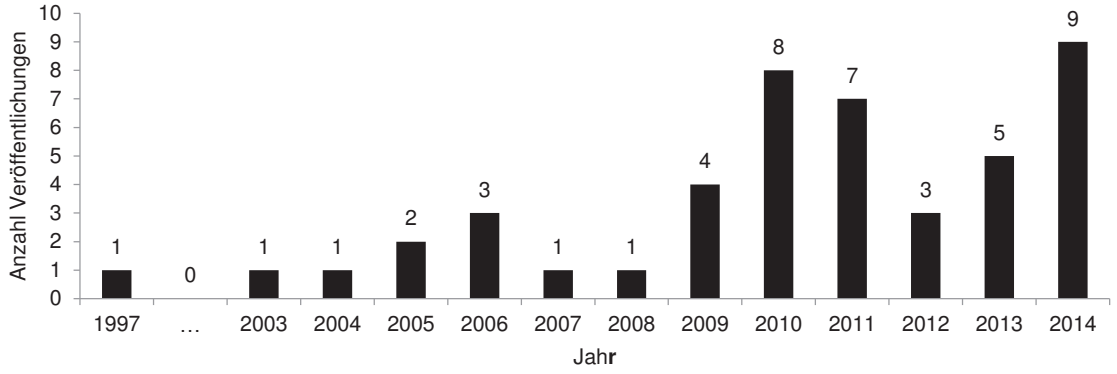

Abbildung 5-2: Anzahl der Veröffentlichungen im Jahresverlauf(Entwicklung von Stimmungswörterbüchern)

Zwei Forscher haben die Artikel unabhängig voneinander gelesen, um Phasen zu identifizieren, die beim Konstruieren der Stimmungswörterbücher durchlaufen wurden. Die Phasen eines jeden Artikels wurden in einer stetig erweiterten Liste notiert. Die Ergebnisse wurden diskutiert und die Namen der identifizierten Phasen vereinheitlicht, indem beide Forscher sich auf einen Erstellungsprozess einigten. Ein übergreifender Prozess zur Erstellung von Stimmungswörterbüchern lässt sich demzufolge in die Phasen der initialen Konstruktion und der Erweiterung einteilen, die in Abbildung 5-3 dargestellt sind und in den folgenden beiden Kapiteln beschrieben werden. Die Phase der initialen Konstruktion wird in allen der 46 Artikel durchgeführt, wohingegen nur 17 (37 %) der Autoren eine Erweiterung der Stimmungswörterbücher durchführen.

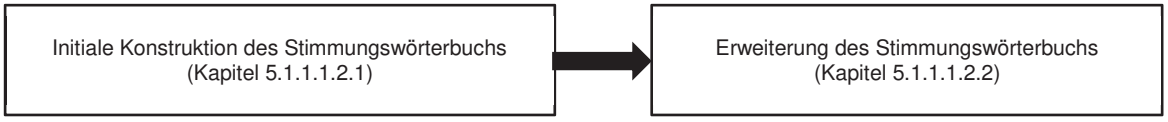

Abbildung 5-3: Phasenübersicht des Erstellungsprozesses von Stimmungswörterbüchern

5.1.1.1.2.1 Initiale Konstruktion

In Tabelle 5-1 sind die Schritte aufgeführt, die in den identifizierten Artikeln während der initialen Stimmungswörterbuchkonstruktion durchlaufen werden. In der Mehrzahl der Artikel (31 Artikel bzw. 67,4 %) werden englischsprachige Stimmungswörterbücher konstruiert. Die Autoren von sieben Artikeln generieren Stimmungswörterbücher in chinesischer Sprache und jeweils zwei werden in Arabisch und

Dieses Werk ist copyrightgeschützt und darf in keiner Form vervielfältigt werden noch an Dritte weitergegeben werden.
Es gilt nur für den persönlichen Gebrauch.

Deutsch konstruiert. Jeweils ein Wörterbuch wird in Tschechisch, Dänisch, Spanisch sowie multilingual erstellt. Dies macht deutlich, dass Englisch die dominierende Sprache in der Stimmungsanalyse ist. Das Verhältnis von anwendungsgebietsspezifischen und -unspezifischen Stimmungswörterbüchern ist nahezu ausgeglichen. 26 (56,5 %) werden ohne Bezug zu einem spezifischen Anwendungsgebiet erstellt, wohingegen 20 (43,5 %) auf eine Anwendungsdomäne hin angepasst werden. Die Schritte der Selektion, Polarisierung, Evaluation und Übersetzung werden hierbei in der initialen Konstruktion durchlaufen.

Im Rahmen der Selektionsphase wird festgelegt, aus welchen Quellen die Wörter, die im Stimmungswörterbuch enthalten sind, extrahiert werden. Die Autoren von acht Artikeln (17,8 %) greifen hierbei auf Muttersprachler zurück, die Wortlisten erstellen, welche in der Erweiterungsphase häufig automatisiert mit Hilfe von lexikalisch-semantischen Relationen ergänzt werden wie z. B. von Blair-Goldensohn et al. (2008, S. 2). In 26 Artikeln (56,5 %) werden die Wörter aus existierenden Stimmungswörterbüchern extrahiert. In 20 (76,9 %) dieser Fälle wird die Wortauswahl mit Hilfe von Software unterstützt, wohingegen vier der Autoren (15,4 %) einen manuellen Ansatz wählen und zwei (7,7 %) beide Verfahren kombinieren. Insbesondere die Wortlisten von Hu/Liu (2004) und Turney/Littman (2003) werden häufig von anderen Autoren herangezogen, um die Stimmungswörterbücher zu konstruieren. Zudem greifen die Autoren von 26 Veröffentlichungen (56,5 %) auf einen Textkorpus zurück. In 20 Publikationen (76,9 %) werden die Wörter automatisiert aus dem bewerteten Datensatz extrahiert, wohingegen vier Extraktionsverfahren (15,4%) manuell durchgeführt werden. Ghiassi et al. (2013) und Wilson et al. (2005a) kombinieren beide Ansätze. In der Regel werden die Texte vor der Extraktion von Termen aus den Korpora in einzelne Wörter zerlegt. Anschließend werden Duplikate und Stoppwörter, die keine Aussagekraft haben, entfernt, woraufhin für die Stimmungsanalyse relevante Einträge mit Hilfe von statistischen Analysen identifiziert werden. Beispielsweise werden die Wörter anhand der Worthäufigkeitsverteilung selektiert (Molina-González et al. 2013, 7252 ff.). Da Textdaten der Plattform Twitter auf 140 Zeichen beschränkt sind und somit wenige inhaltlich irrelevante Wörter beinhalten, sind Twitterkorpora ein von vielen Forschern herangezogener Datenbestand für die Generierung von Stimmungswörterbüchern (Burnap et al. 2013; Ghiassi et al. 2013; Guercini et al. 2014; Nielsen 2011).

Nach der Selektion der Einträge in den Stimmungswörterbüchern werden diese in allen Quellen polarisiert. Im Rahmen der Polarisierung wird festgelegt, ob ein Wort negativ, neutral oder positiv konnotiert ist. In 10 Artikeln (21,7 %) wird die Polarisierung von Muttersprachlern manuell durchgeführt. Diese weisen die Worte vordefinierten Stimmungskategorien zu. Die Klassifizierung wird von mehreren Muttersprachlern unabhängig voneinander durchgeführt und anschließend verglichen. In einer folgenden Diskussion wird über die endgültige Zuordnung der Wörter entschieden (Burnap et al. 2013, 98 ff.; Ghiassi et al. 2013, 6269 ff.; Tai/Kao 2013, 58 ff.). Die Polarisierung wird in 30 Artikeln (65,2 %) mit Hilfe von bestehenden Stimmungswörterbüchern vorgenommen, deren Stimmungsindikatoren automatisch auf das neue Wörterbuch übertragen werden (Abdulla et al. 2014, S. 549; Hogenboom et al. 2014, 46 ff.; Nielsen 2011, 94 f.; Weichselbraun et al. 2014, 80 ff.). Einen manuellen Übertrag von Stimmungsindikatoren eines bestehenden Wörterbuchs in ein neues nehmen nur zwei Autoren vor (Bracewell 2010, 630 ff.; Mahyoub et al. 2014, S. 419). Remus et al. (2010), Steinberger/Vázquez (2011) und Waltinger (2010) kombinieren den manuellen und den automatisierten Ansatz.

Dieses Werk ist copyrightgeschützt und darf in keiner Form vervielfältigt werden noch an Dritte weitergegeben werden.
Es gilt nur für den persönlichen Gebrauch.

Artikel	Sprache	Domäne	Selektion			Polarisierung			Evaluation			Übersetzung
			Muttersprachler	Stimmungswörterbücher	Textkorpus	Muttersprachler	Stimmungswörterbücher	Textkorpus	Muttersprachler	Stimmungswörterbücher	Textkorpus	
(Abdulla et al. 2014)	A	U	M	AM	A		A	A			A	
(Andreevskaia/Bergler 2006)	E	U		M			M			A		NS
(Baccianella et al. 2010)	E	U		A			A			A		
(Blair-Goldensohn et al. 2008)	E	U	M				A					
(Bracewell 2010)	E	U		M			M					
(Broß/Ehrig 2010)	E	S			A			A			A	
(Burnap et al. 2013)	E	S			A	M			M		A	
(Cruz et al. 2014)	E	U	M	A			A					
(Dehkharghani et al. 2012)	E	S			A		A				A	
(Du et al. 2010)	E	S			A			A			A	
(Du/Tan 2009)	E	S			A			A			A	
(Fei et al. 2010)	C	U			A	M	A				A	
(Ghiassi et al. 2013)	E	U			AM	M						
(Grefenstette et al. 2006)	E	U	M	A		M	A			A		
(Guercini et al. 2014)	E	S	M		A	M		A			A	
(Hatzivassiloglou/McKeown 1997)	E	U			A	M			M			
(Hogenboom et al. 2014)	E	U			A		A				A	
(Hu/Liu 2004)	E	U			M	M						S
(Jijkoun/Hofmann 2009)	D	U		A			A					
(Kaji/Kitsuregawa 2007)	C	S			A			A			A	S
(Kanayama/Nasukawa 2006)	C	S		A			A					
(Kincl et al. 2013)	Cz	S			M			A			A	S
(Li et al. 2011a)	C	U		A		M	A				A	
(Loughran/McDonald 2011)	E	S		A	A		A				A	
(Lu et al. 2011)	E	S			A		A	A			A	
(Mahyoub et al. 2014)	A	U	M	A				M				
(Martinez-Camara et al. 2014)	E	U		A			A				A	N
(Mohammad et al. 2009)	E	U		AM			A			A	A	S
(Molina-González et al. 2013)	S	S		A	A		A	A			A	
(Neviarouskaya et al. 2009)	E	U		A			A					NS
(Nielsen 2011)	E	U		A	A		A		M		A	
(Oliveira et al. 2014)	E	S			A			A			A	
(Qiu et al. 2011)	E	S		A	A		A					
(Remus et al. 2010)	G	U		A			AM		M		A	
(Steinberger/Vázquez 2011)	M	U		M			AM					NS
(Tai/Kao 2013)	E	S	M			M						S
(Takamura et al. 2005)	E	U		A	A		A	A		A		
(Tan/Wu 2011)	E	S			A			A			A	
(Thet et al. 2010)	E	S		A	M		A				A	
(Turney/Littman 2003)	E	U			M			M			A	
(Waltinger 2010)	G	U	M	A		M	A					S
(Weichselbraun et al. 2014)	E	S		A			A				A	
(Wilson et al. 2005b)	E	U		A	AM		A	AM			A	
(Yan et al. 2014)	C	S	M	A			A					
(Zhang et al. 2012a)	C	U		M			A					
(Zhang/Peng 2012)	C	S			A			A			A	

Tabelle 5-1: Phasen der initialen Stimmungswörterbuchkonstruktion

Sprache: A: Arabisch, C: Chinesisch, Cz: Tschechisch, G:Deutsch, D: Dänisch, E: Englisch, M: Multilingual, S: Spanisch
Domäne: S: Spezifisch, U: Unabhängig
Selektion/Polarisierung/Evaluation: A: Automatisch, M: Manuell
Übersetzung: N (Native Speaker): Muttersprachler, S: Softwaregestützt

Dieses Werk ist copyrightgeschützt und darf in keiner Form vervielfältigt werden noch an Dritte weitergegeben werden.
Es gilt nur für den persönlichen Gebrauch.

14 Autoren (30,4 %) greifen zudem auf Annotationen wie z. B. textuelle oder numerische Kategorisierungen von Textkorpora zurück, um die Polaritäten der Wörter automatisiert zu bestimmen.

Um Stimmungswörterbücher in verschiedenen Sprachen zu konstruieren, übersetzen zehn Autoren (21,7 %) bestehende Stimmungswörterbücher oder Wörter von klassifizierten Textkorpora. Sieben nutzen hierzu Übersetzungssoftware, wohingegen Mahyoub et al. (2014, 419 ff.) ausschließlich auf die Unterstützung von Muttersprachlern zurückgreifen. Abdulla et al. (2014, 548 ff.) und Molina-González et al. (2013, 7252 ff.) kombinieren die Ansätze und verifizieren die automatisiert übersetzten Begriffe manuell.

Um die erstellten Stimmungswörterbücher zu evaluieren, werden diese in 26 Publikationen (56,5 %) automatisiert auf manuell vorklassifizierte Textkorpora angewandt. In 5 Fällen (10,9 %) werden sie mit existierenden Stimmungswörterbüchern verglichen und die Autoren von vier Artikeln (8,7 %) lassen die Wörterbücher von Muttersprachlern beurteilen. In 15 Quellen (32,6 %) verzichten die Autoren auf eine Evaluation der Wörterbücher nach der initialen Konstruktionsphase. In jeder dieser Quellen wird allerdings eine anschließende Erweiterung der Wörterbücher vorgenommen, im Rahmen derer 14 eine Evaluation durchführen. Obwohl eine Evaluation von den meisten Autoren umgesetzt wird, ist ein Vergleich der Stimmungswörterbücher nur schwer möglich, da die Datenbestände und berechneten Kennzahlen der Evaluationen sehr heterogen sind. Weiterhin erschwert die große Vielfalt an Schritten während der Wörterbucherstellung die Bestimmung des Einflusses einzelner Charakteristika. Nichtsdestotrotz erzielen anwendungsgebietsspezifische englischsprachige Stimmungswörterbücher eine höhere durchschnittliche Genauigkeit als anwendungsgebietsunabhängige, wie in Tabelle 5-2 zu sehen ist. Die Genauigkeit ist hierbei der Prozentsatz an Texten der Evaluationskorpora, der mit Hilfe der Stimmungswörterbücher richtig klassifiziert wurde. Genauigkeiten von 82,2 % bzw. 87,6 % wurden für Stimmungswörterbücher mit Bezug zu einem konkreten Anwendungsgebiet veröffentlicht, wohingegen domänenunabhängige Wörterbücher Genauigkeiten von 59,6 %, 62,2 % und 63,2 % aufweisen (Hogenboom et al. 2014, S. 49; Martinez-Camara et al. 2014, S. 11; Molina-González et al. 2013, S. 7255; Thet et al. 2010, S. 844; Zhang/Peng 2012, S. 854). Weiterhin variiert die Klassifikationsgüte der Stimmungswörterbücher in Abhängigkeit von der Sprache. Tschechische, französische, deutsche und italienische Stimmungswörterbücher erreichen Genauigkeiten von 88,1 % - 93,3 % wohingegen russische und arabische nur auf Werte von bis zu 84,5 % bzw. 65,5 % kommen (Steinberger/Vázquez 2011, S. 692). Diese Unterschiede deuten darauf hin, dass Stimmungsanalysen in einigen Sprachen bessere Ergebnisse erzielen. Andere Sprachen wiederum scheinen schwieriger zu analysieren zu sein.

Die Selektion und die Polarisierung werden in jedem Artikel durchgeführt, wohingegen in zehn Artikeln (21,7 %) Übersetzungen und in 31 (67,4 %) eine Evaluation vorgenommen werden.

	domänenspezifische Stimmungswörterbücher	domänenunabhängige Stimmungswörterbücher
Durchschnittliche Genauigkeit der Stimmungswörterbücher	84,9 %	61,6 %

Tabelle 5-2: Durchschnittliche Genauigkeit englischsprachiger Stimmungswörterbücher

Dieses Werk ist copyrightgeschützt und darf in keiner Form vervielfältigt werden noch an Dritte weitergegeben werden.
Es gilt nur für den persönlichen Gebrauch.

5.1.1.1.2.2 Erweiterung

Die Schritte, die während der Erweiterung der Stimmungswörterbücher von 17 der Autoren (37 %) durchgeführt werden, sind in Tabelle 5-3 abgebildet. Die Sprache und der spezifische oder unspezifische Bezug zum Anwendungsgebiet sind für alle Artikel identisch mit Tabelle 5-1. Die Erweiterung der Stimmungswörterbücher wird von allen Autoren automatisiert durchgeführt. Hierbei greifen die Autoren z. B. auf lexikalisch-semantische Datenbanken zurück, mit Hilfe derer sie Synonyme, Antonyme, dialektische Wörter oder weitere Stimmungsindikatoren wie z. B. Smileys identifizieren. Die Selektionsphase wird demzufolge in allen Artikeln, die eine Erweiterung der Stimmungswörterbücher vornehmen, durchgeführt, weshalb diese für jeden Artikel in Tabelle 5-3 angekreuzt ist.

Artikel	Sprache	Domäne	Selektion	Polarisierung			Evaluation	
				Muttersprachler	Stimmungswörterbücher	Textkorpus	Muttersprachler	Textkorpus
(Abdulla et al. 2014)	A	U	X	M				A
(Andreevskaia/Bergler 2006)	E	U	X		A		M	A
(Blair-Goldensohn et al. 2008)	E	U	X		A			A
(Bracewell 2010)	E	U	X		A	A		A
(Cruz et al. 2014)	E	U	X		A			A
(Ghiassi et al. 2013)	E	U	X			A		A
(Hu/Liu 2004)	E	U	X		A			A
(Jijkoun/Hofmann 2009)	D	U	X		A		M	A
(Kanayama/Nasukawa 2006)	C	S	X			A	M	A
(Mahyoub et al. 2014)	A	U	X		A			A
(Neviarouskaya et al. 2009)	E	U	X		A			
(Qiu et al. 2011)	E	S	X		A	A		A
(Steinberger/Vázquez 2011)	M	U	X		AM		M	
(Tai/Kao 2013)	E	S	X		A			A
(Waltinger 2010)	G	U	X		A			A
(Yan et al. 2014)	C	S	X			A		A
(Zhang et al. 2012a)	C	U	X		A			A

Tabelle 5-3: Phasen der Stimmungswörterbucherweiterung

Sprache: A: Arabisch, C: Chinesisch, Cz: Tschechisch, G:Deutsch, D: Dänisch, E: Englisch, M: Multilingual, S: Spanisch
Domäne: S: Spezifisch, U: Unabhängig
Selektion/Polarisierung/Evaluation: A: Automatisch, M: Manuell
Übersetzung: N: Muttersprachler, S: Softwaregestützt

Um die neu in die Stimmungswörterbücher aufgenommenen Terme zu polarisieren, greifen die Autoren - wie auch in der initialen Konstruktionsphase - auf Muttersprachler, bestehende Stimmungswörterbücher und Textkorpora zurück. Abdulla et al. (2014, 548 f.) sind die einzigen Autoren, die Muttersprachler zur Polarisierung während der Wörterbucherweiterung einsetzen. Die Muttersprachler übertrugen Polaritäten hierbei von Ursprungswörtern auf die Synonyme, Antonyme etc. Weiterhin wurden Smileys manuell Stimmungsindikatoren von den Muttersprachlern zugewiesen. 13 der 17 Autoren (76,5 %) wenden automatisierte Ansätze zur Polarisierung der erweiterten Stimmungswörterbücher an. Ein Beispiel ist Bracewell (2010, S. 633), welcher das initiale Wörterbuch mit Hilfe der von Miller et al.

Dieses Werk ist copyrightgeschützt und darf in keiner Form vervielfältigt werden noch an Dritte weitergegeben werden.
Es gilt nur für den persönlichen Gebrauch.

(1990) kreierten lexikalisch-semantischen Datenbank erweitert und die Polaritäten der Ursprungswörter übernimmt. Ausschließlich Steinberger/Vázquez (2011, S. 31) prüfen die Polaritäten manuell. Mahyoub et al. (2014, 420 f.) und Zhang et al. (2012a, 242 f.) berücksichtigen weiterhin die Distanz zwischen einem Wort und dem Ursprungswort. Sofern das verwandte Wort, z. B. ein Synonym oder Antonym, nicht während der ersten Iteration der Stimmungswörterbucherweiterung identifiziert wird, erhält es eine abgeschwächte Polarität.

Um die erweiterten Stimmungswörterbücher zu evaluieren, wenden 15 Autoren (88,2 %) diese auf vorklassifizierte Textkorpora an. Nur in drei Fällen werden die Korpora manuell kodiert oder geprüft (Andreevskaia/Bergler 2006, S. 212; Jijkoun/Hofmann 2009, 400 f.; Kanayama/Nasukawa 2006, S. 361). Neviarouskaya et al. (2009) und Steinberger/Vázquez (2011) verzichten auf die Evaluation der Wörterbücher mit Hilfe von Textkorpora. Während Neviarouskaya et al. (2009) keine Evaluation vornehmen, ließen Steinberger/Vázquez (2011, S. 31) die Polaritäten von Muttersprachlern prüfen. Zusätzlich zu der Genauigkeit von Wörterbüchern, die während der initialen Konstruktionsphase häufig als Evaluationskriterium herangezogen wird, kommunizieren Steinberger/Vázquez (2011, 15 ff.) auch die Intercoderreliabilität der manuellen Ansätze. Wörterbücher, die ausschließlich vom Englischen übersetzt wurden, weisen hierbei höhere Intercoderreliabilitäten auf als Wörterbücher, die mehreren Sprachen entstammen.

5.1.1.1.3 Zusammenfassung

Der in den vergangenen beiden Kapiteln beschriebene Prozess ist in Abbildung 5-4 zusammenfassend dargestellt. Die Abbildung ist in die Phasen der initialen Konstruktion und der Erweiterung unterteilt. Weiterhin sind im unteren Bereich die Datenquellen angeführt, auf welche die Autoren während der Stimmungswörterbucherstellung zurückgreifen. Die Nummern, welche in Klammern bei den Teilschritten der initialen Konstruktion und der Erweiterung angeführt sind, referenzieren auf die Datenquellen, die im jeweiligen Schritt verwendet werden. Weiterhin nutzen viele Autoren Übersetzungssoftware oder greifen auf die Hilfe von Muttersprachlern zurück, um Wörter oder Polaritäten aus anderen Sprachen in die erstellten Wörterbücher zu übernehmen oder diese zu evaluieren. Hierbei ist zu beachten, dass nicht alle Schritte von den Verfassern jedes Artikels durchlaufen werden. Insbesondere die Evaluation, die Übersetzungen oder die gesamte Erweiterungsphase werden in manchen Artikeln vernachlässigt.

Anhand der analysierten Literatur konnte weiterhin festgestellt werden, dass uneinheitliche Evaluationsverfahren und Kennzahlen den Vergleich der Ergebnisse erschweren. Zudem sind bislang primär englischsprachige Stimmungswörterbücher erstellt worden. Hinsichtlich anderer Sprachen ließen sich nur wenige Quellen identifizieren. Weiterhin konnten keine Stimmungswörterbücher mit einer Spezifikation auf das Anwendungsgebiet der Kreditwürdigkeitsprüfung von Unternehmen basierend auf Daten aus sozialen Medien identifiziert werden. Aufgrund der informellen Sprache von nutzergenerierten Inhalten sollte untersucht werden, inwiefern speziell für diese Daten konstruierte Stimmungswörterbücher sich im Vergleich zu den vorhandenen verhalten. Um diese Forschungslücke zu schließen, werden in den folgenden beiden Kapiteln anwendungsgebietsunabhängige Stimmungswörterbücher (Kapitel 5.1.1.2) sowie Stimmungswörterbücher speziell für die Bonitätsprüfung von Firmenkunden basierend auf Textdaten aus sozialen Medien (Kapitel 5.1.1.3) erstellt und im weiteren Verlauf der Arbeit evaluiert.

Dieses Werk ist copyrightgeschützt und darf in keiner Form vervielfältigt werden noch an Dritte weitergegeben werden.
Es gilt nur für den persönlichen Gebrauch.

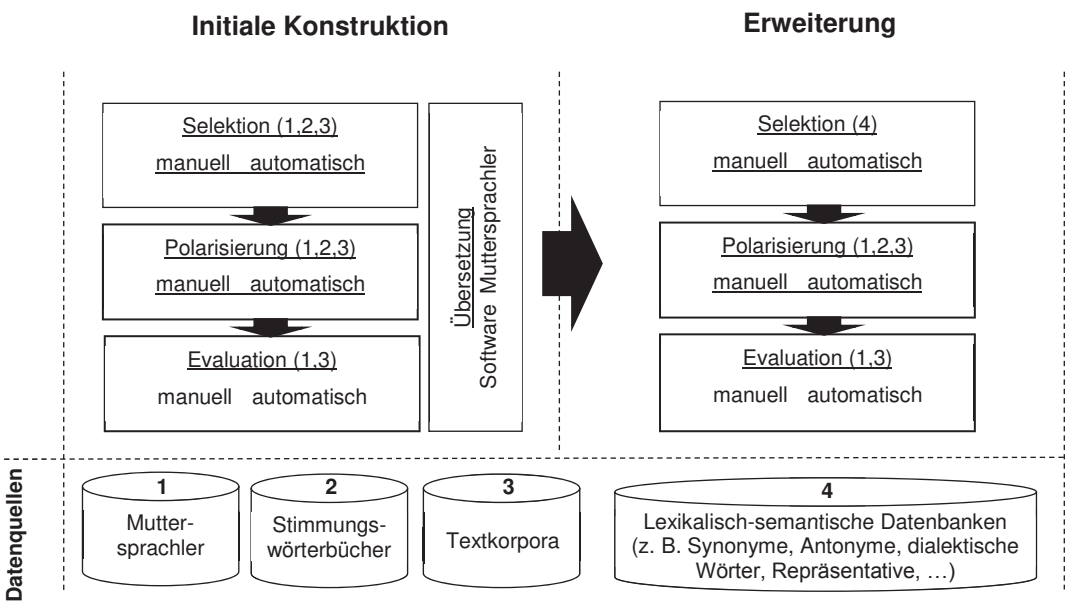

Abbildung 5-4: Prozess zum Erstellen von Stimmungswörterbüchern

5.1.1.2 Domänenunabhängige Stimmungswörterbücher

Um die Eignung von domänenunabhängigen Stimmungswörterbüchern im Anwendungsgebiet der Bonitätsprüfung von Unternehmen analysieren zu können, wird auf diejenigen zurückgegriffen, die in der vorangegangen Literaturanalyse in Kapitel 5.1.1.1 identifiziert wurden. Zudem werden weitere mit Hilfe des Prozesses aus Abbildung 5-4 erstellt und deren Eignung für das Anwendungsgebiet der Bonitätsprüfung von Unternehmen geprüft. Die Stimmungswörterbücher müssen hierbei die folgenden drei Kriterien erfüllen:

- Die Stimmungsindikatoren in den Wörterbüchern müssen in die Kategorien positiv, neutral und negativ eingeteilt sein, da der Evaluationsdatensatz (Kapitel 4) ebenfalls anhand dieser Kategorien klassifiziert wurde.
- Die Stimmungswörterbücher müssen öffentlich verfügbar sein.
- Die Sprache der Stimmungswörterbücher muss Deutsch oder Englisch sein, da die Beteiligten an der Evaluationsstudie dieser beiden Sprachen mächtig sind.

Drei Stimmungswörterbücher, die im Rahmen der Literaturanalyse identifiziert wurden, stimmen mit den Kriterien überein. Diese dienen daher als Datenbasis für die Selektion und Polarisierung während der initialen Konstruktionsphase. Es handelt sich hierbei um das deutschsprachige Stimmungswörterbuch SentiWortschatz, welches Remus et al. (2010) erstellten, sowie das englischsprachige Stimmungswörterbuch SentiWordNet 3.0, welches Baccianella et al. (2010) konstruierten. Die GermanPolarityClues, ein weiteres deutschsprachiges Stimmungswörterbuch, wurde von Waltinger (2010) veröffentlicht. Da die Wörter und Stimmungsindikatoren von den GermanPolarityClues in SentiWortschatz integriert sind,

Dieses Werk ist copyrightgeschützt und darf in keiner Form vervielfältigt werden noch an Dritte weitergegeben werden.
Es gilt nur für den persönlichen Gebrauch.

wird es im Folgenden nicht als eigenständiges Stimmungswörterbuch berücksichtigt (Waltinger 2012). Zudem haben Tests auf dem Textkorpus der Machbarkeitsstudie ergeben, dass die Resultate für SentiWortschatz und die GermanPolarityClues identisch sind.

Da SentiWordNet 3.0 mit 197.036 Einträgen mehr Wörter umfasst als SentiWortschatz (31.277 Einträge) ermöglicht der Vergleich der beiden Listen festzustellen, inwiefern ein umfangreicheres übersetztes Stimmungswörterbuch bessere Ergebnisse erzielt als ein bestehendes deutsches Stimmungswörterbuch. Die Eignung von übersetzten Wörterbüchern im Anwendungsgebiet der Bonitätsprüfung von Unternehmen kann auf diese Weise verifiziert werden. Die Übersetzung von SentiWordNet 3.0 ins Deutsche für diesen Zweck erfolgte mit Hilfe von Google Translator.

Weiterhin werden SentiWortschatz und SentiWordNet 3.0 miteinander kombiniert, um zu testen, wie sich die Klassifikationsgüte ändert, wenn ein deutsches Stimmungswörterbuch mit einem übersetzten englischen zusammengeführt wird. Da sich mehrere englische Begriffe in dasselbe deutsche Wort übersetzen ließen, enthält das kombinierte Stimmungswörterbuch nur 128.565 Einträge. Sofern Wörter mehrfach vorkommen, wird ein Durchschnittswert der zugeordneten Polaritäten gebildet.

Um die Erweiterung der Stimmungswörterbücher gemäß dem dritten Prozessschritt aus dem Modell zur Erstellung von Stimmungswörterbüchern (Abbildung 5-4) durchzuführen, wird die lexikalisch-semantische Datenbank GermaNet verwendet (Hamp/Feldweg 1997; Henrich/Hinrichs 2010). Dadurch ist es möglich zu evaluieren, inwiefern sich die Klassifikationsgüte ändert, wenn dem Wörterbuch weitere Einträge über lexikalisch-semantische Beziehungen, z. B. Synonyme und Antonyme, hinzugefügt werden. Jedes der drei initialen Wörterbücher (SentiWordNet 3.0, SentiWortschatz und die Kombination beider) wird mit Hilfe von GermaNet erweitert.

Im ersten Erweiterungsansatz werden Synonyme und Antonyme für jedes bestehende Stimmungswörterbuch extrahiert und den Wörterbüchern hinzugefügt. Die Polarität, mit welcher die Synonyme und Antonyme bewertet werden, ist hierbei identisch mit der Polarität, die den Ursprungsworten zugeordnet ist. Da Antonyme Wörter mit gegensätzlicher Bedeutung darstellen, werden die Polaritäten dieser mit -1 multipliziert. Nach der Erweiterung werden Durchschnittswerte für doppelt auftretende Terme berechnet.

Der zweite Erweiterungsansatz unterscheidet sich von dem ersten in nur einer Eigenschaft. Die Polaritäten der Synonyme und Antonyme wird hierbei nicht direkt übernommen, sondern mit 0,8 bzw. -0,8 multipliziert. Dies hat zur Folge, dass Terme, die mit Hilfe der lexikalisch-semantischen Relationen von GermaNet identifiziert werden, weniger Einfluss auf den Stimmungsindikator eines Textes haben als die Ursprungswörter. Diese Alternative wird implementiert, da Blair-Goldensohn et al. (2008, S. 3) aufgezeigt haben, dass Wörterbucherweiterungen die besten Ergebnisse erzielen, wenn über lexikalisch-semantische Relationen identifizierte Begriffe mit 80 % der ursprünglichen Polarität integriert werden.

Die hieraus resultierenden neun Stimmungswörterbücher und deren Beziehungen untereinander sind in Abbildung 5-5 zusammengefasst. Die initialen Versionen von SentiWordNet 3.0 und SentiWortschatz sind hierbei links dargestellt. SentiWordNet 3.0 ist in der Abbildung bereits in die deutsche Sprache übersetzt worden. Jedem Wörterbuch sind dann die unterschiedlich gewichteten lexikalisch-

Dieses Werk ist copyrightgeschützt und darf in keiner Form vervielfältigt werden noch an Dritte weitergegeben werden.
Es gilt nur für den persönlichen Gebrauch.

semantischen Erweiterungen mit Hilfe von GermaNet zugeordnet. Weiterhin sind die Kombination aus SentiWordNet 3.0 und SentiWortschatz sowie die beiden lexikalisch-semantischen Erweiterungen in der Mitte der Grafik sichtbar.

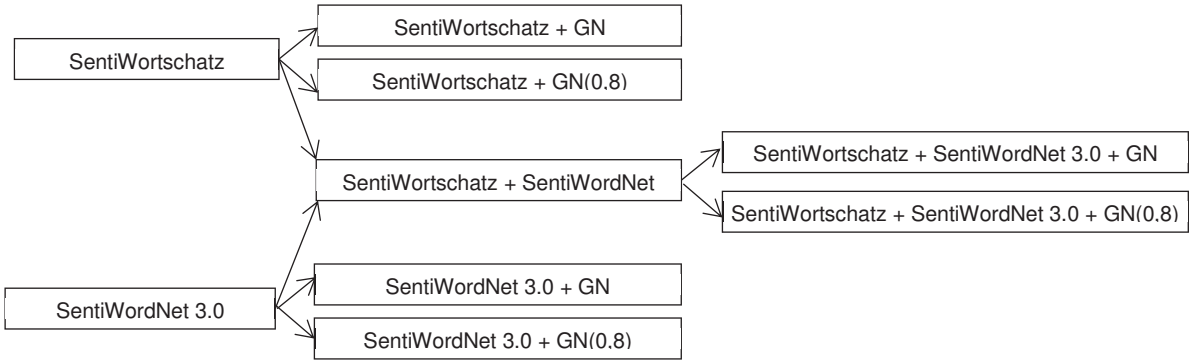

Abbildung 5-5: Domänenunabhängige Stimmungswörterbücher und Abhängigkeitsbeziehungen

5.1.1.3 Domänenspezifische Stimmungswörterbücher

Um domänenspezifische Stimmungswörterbücher für die Bonitätsprüfung von Unternehmen zu konstruieren, wird der Datensatz der Machbarkeitsstudie herangezogen, da anhand dieses Datensatzes nachgewiesen werden konnte, dass für die Bonitätsprüfung relevante Texte enthalten sind (Kapitel 4). Dies lässt darauf schließen, dass aus den Daten positive, neutrale und negative Wörter extrahiert werden können, mit Hilfe derer sich Stimmungswörterbücher generieren lassen.

Zuerst wird daher in Kapitel 5.1.1.3.1 dargelegt, wie die Daten aufbereitet werden. Anschließend werden in Kapitel 5.1.1.3.2 Stimmungswörterbücher kreiert, deren Einträge jeweils aus einem Wort bestehen. Ein Wort ist hierbei eine Zeichenfolge zwischen zwei Leerzeichen. Diese Methode, die als Bag-of-Words oder 1-Gramm basiertes Vorgehen bezeichnet wird, ist in der automatisierten Textanalyse am weitesten verbreitet und sehr effektiv (Bekkerman/Allan 2003, S. 1). Da mit Hilfe dieses Vorgehens semantische Beziehungen keine Berücksichtigung finden, werden in Kapitel 5.1.1.3.3 N-Gramme anstelle von 1-Grammen zur Wörterbucherstellung verwendet (Bekkerman/Allan 2003, S. 2). Ein N-Gramm kann aus beliebig vielen nebeneinanderstehenden Wörtern bestehen. Zudem werden in Kapitel 5.1.1.3.4 Stimmungswörterbücher erstellt, in denen sowohl 1-Gramme als auch 2-Gramme enthalten sind. Die Einschränkung auf 2-Gramme erfolgt, da sich im Rahmen der Stimmungswörterbucherstellung basierend auf N-Grammen herausgestellt hat, dass N-Gramme mit $N > 2$ zu selten im Korpus vorkommen, um diese sinnvoll integrieren zu können.

5.1.1.3.1 Datenaufbereitung

Vor der Extraktion von Wörtern für die domänenspezifischen Wörterbücher werden die Daten aufbereitet. Die Klassen für Stimmungsindikatoren werden hierbei reduziert, da weniger Klassen in der Regel eine Verbesserung der Klassifikationsgüte zur Folge haben (Nassirtoussi et al. 2014, 7659 ff.). Tweets, die im Rahmen der Machbarkeitsstudie Werte von -2 oder -1 erhielten, werden in einer Kategorie mit dem Wert von -1 zusammengefasst. Analog wurde mit Tweets verfahren, die Werte von 2 oder 1 aufweisen. Diese werden in einer Kategorie mit dem Wert von 1 aggregiert. Anschließend werden die

Dieses Werk ist copyrightgeschützt und darf in keiner Form vervielfältigt werden noch an Dritte weitergegeben werden.
Es gilt nur für den persönlichen Gebrauch.

Daten in Anlehnung an Oliveira et al. (2014, S. 117) bereinigt, da hierdurch die automatisierte Klassifikation verbessert werden kann. Hierbei werden folgende Elemente aus den Textdaten entfernt:

- Hyperlinks
- Sonderzeichen, wie z. B. @, €, $ und Hashtags
- Ziffern
- Satzzeichen

Weiterhin wird eine Stoppwortliste angewandt, mit Hilfe derer für die Stimmungsanalyse irrelevante Zeichenketten entfernt werden. Diese umfassen:

- Unternehmensnamen
- Zeichenketten, die Unternehmensformen darstellen
- Namen von Nachrichtenagenturen und Informationsanbietern
- Ortsangaben (z. B. Städtenamen)
- Artikel, Präpositionen und Pronomen

Im nächsten Schritt werden Duplikate aus dem Datensatz entfernt und dieser in zwei Stichproben eingeteilt – eine für die Konstruktion der Wörterbücher und eine für die Evaluation -. In Anlehnung an vergleichbare Forschungsvorhaben werden 2/3 der Tweets zur Erstellung der Stimmungswörterbücher und 1/3 für die Evaluation herangezogen. Nassirtoussi et al. (2014, S. 7664) geben z. B. an, dass das Verhältnis in der Regel 70-80 % zu 30-20 % beträgt.

5.1.1.3.2 1-Gramme

Um Stimmungswörterbücher basierend auf 1-Grammen zu erstellen, werden die Wörter jeder Stimmungskategorie (positiv, neutral und negativ) zu Beginn anhand der Worthäufigkeiten in dem Datensatz absteigend sortiert, da worthäufigkeitsbasierte Stimmungsanalysen eine grundlegende und weit verbreitete Methode sind (Kearney/Liu 2014, S. 175). Die Anzahl der unterschiedlichen Wörter in jeder Stimmungskategorie ist in Tabelle 5-4 aufgelistet. Loughran/McDonald (2011, S. 42) schlussfolgern, dass die Worthäufigkeit nicht das beste Kriterium hinsichtlich des Informationsgehalts ist. Stattdessen sollte die Bedeutung eines Terms im Dokument und auch im gesamten Textkorpus normalisiert werden. Durchgeführte Tests auf dem Datenbestand zeigen, dass fast alle Wörter nur einmal pro Tweet vorkommen. Daher ist die Worthäufigkeit in fast allen Fällen identisch mit der Anzahl an Dokumenten, die den Begriff enthalten. Weiterhin sind alle Tweets ungefähr gleich lang (maximal 140 Zeichen). Demzufolge unterscheiden sich die meisten Wortlisten, die basierend auf unterschiedlicher Gewichtung der Begriffe kreiert werden, nicht im Vergleich zu denen, die ausschließlich die Worthäufigkeit berücksichtigen. Aufgrund dieser Gegebenheit werden unterschiedliche Wortgewichtungen im Rahmen der domänenspezifischen Wörterbuchgenerierung nicht weiter berücksichtigt.

Dieses Werk ist copyrightgeschützt und darf in keiner Form vervielfältigt werden noch an Dritte weitergegeben werden.
Es gilt nur für den persönlichen Gebrauch.

Stimmungsindikator	Anzahl Wörter
Negativ: -1	1700
Neutral: 0	2076
Positiv: 1	673

Tabelle 5-4: Anzahl unterschiedlicher Wörter in den Stimmungskategorien

Basierend auf den Wortlisten werden 20 verschiedene Stimmungswörterbücher generiert. Das erste Wörterbuch beinhaltet alle Wörter innerhalb des obersten 5 % Quantils jeder Stimmungskategorie. Jedem Eintrag in dem Wörterbuch ist der Stimmungsindikator der Kategorie, in welcher es vorkommt, zugeordnet. Dies bedeutet, dass in dem Wörterbuch die 5 % der am häufigsten auftretenden Wörter jeder Kategorie enthalten sind. Beim Generieren des zweiten Stimmungswörterbuchs werden alle Listeneinträge innerhalb des 10 % Quantils berücksichtigt. In 5 %-Schritten werden so 20 Versionen erstellt, sodass das zwanzigste Wörterbuch alle Wörter (100 % Quantil) beinhaltet. Dieses Vorgehen ermöglicht es, zu evaluieren, mit welchem Prozentsatz der am häufigsten auftretenden Wörter die besten Ergebnisse bei der automatisierten Stimmungsanalyse mit Hilfe von domänenspezifischen Stimmungswörterbüchern erzielt werden können. Stimmungswörterbücher mit sehr wenigen Einträgen könnten zu niedrige Trefferquoten aufweisen, was eine niedrige Klassifikationsgüte zur Folge hätte. Ausprägungen mit sehr umfangreichen Wortlisten werden hingegen Einträge mit geringer Aussagekraft beinhalten, was die Qualität der automatisierten Textbewertung ebenfalls negativ beeinflussen könnte.

5.1.1.3.3 N-Gramme

Um N-Gramme zu erstellen, werden im ersten Schritt Stimmungswörterbücher basierend auf 2-Grammen kreiert. Ein 2-Gramm besteht immer aus Zeichenketten von zwei durch ein Leerzeichen getrennten 1-Grammen. Jedes 1-Gramm ist in den 2-Grammen enthalten, die durch Zusammenführung mit den links und rechts im Tweets angrenzenden 1-Grammen entstehen. Das Vorgehen ist in Abbildung 5-6 für einen Tweet beispielhaft dargestellt. Im oberen Teil der Abbildung ist der Tweet im Original dargestellt. Im zweiten Kasten von oben sind die Schritte der Datenaufbereitung bereits durchgeführt worden. In der dritten Ebene sind die 1-Gramme aufgelistet, woraufhin im unteren Teil die aus den 1-Grammen zusammengesetzten 2-Gramme ersichtlich sind.

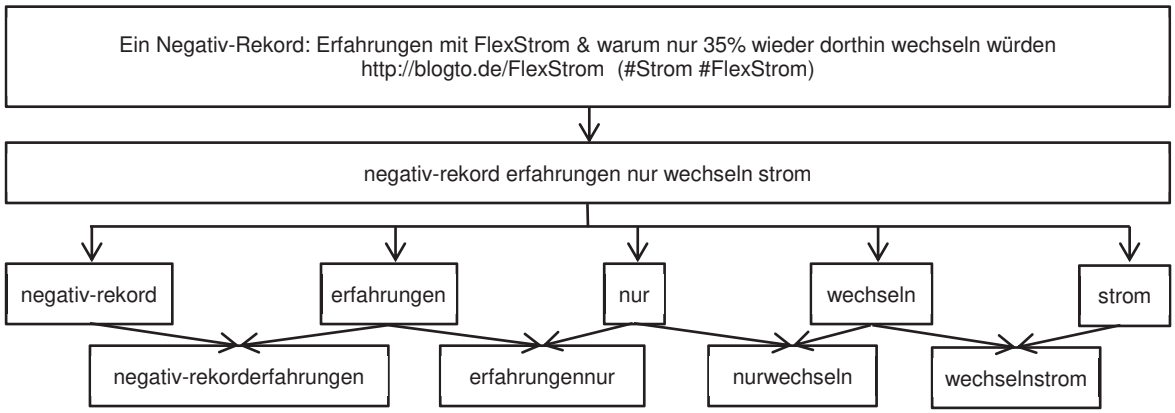

Abbildung 5-6: Erstellen von 2-Grammen

Dieses Werk ist copyrightgeschützt und darf in keiner Form vervielfältigt werden noch an Dritte weitergegeben werden.
Es gilt nur für den persönlichen Gebrauch.

Analog zum Vorgehen bei der Erstellung von Stimmungswörterbüchern basierend auf 1-Grammen, wird für jedes 2-Gramm ermittelt, wie häufig es im Korpus enthalten ist. Die 2-Gramme werden ebenfalls analog zum Vorgehen in Kapitel 5.1.1.3.2 für jede der drei Stimmungskategorien, absteigend nach Häufigkeit, sortiert. Die Anzahl an unterschiedlichen 2-Grammen, die den Stimmungskategorien zugeordnet werden können, sind in Tabelle 5-5 aufgelistet. Da 2-Gramme noch seltener mehrfach in einem Tweet vorkommen als 1-Gramme, wird ebenfalls auf die Normalisierung von 2-Grammen innerhalb eines Tweets verzichtet

Stimmungsindikator	Anzahl 2-Gramme
Negativ: -1	6762
Neutral: 0	8724
Positiv: 1	1903

Tabelle 5-5: Anzahl unterschiedlicher 2-Gramme in den Stimmungskategorien

Basierend auf den Wortlisten werden gleichsam wie in Kapitel 5.1.1.3.2, 20 verschiedene Stimmungswörterbücher erstellt. Im ersten sind 5 % der am häufigsten vorkommenden 2-Gramme jeder Stimmungskategorie enthalten, wohingegen im zweiten Stimmungswörterbuch 10 % enthalten sind, usw..

Nach der Erstellung von Stimmungswörterbüchern basierend auf 2-Grammen, werden 3-Gramme kreiert, welche sich aus 3 nebeneinander liegenden durch Leerzeichen getrennten 1-Grammen zusammensetzen. Insgesamt sind 18128 unterschiedliche 3-Gramme identifizierbar. Hiervon sind 15344 (84,64 %) nur einmal im Korpus vorhanden. Diese würden die Stimmungswörterbücher nicht verbessern, da sie entweder im Korpus zur Wörterbucherstellung oder im Evaluationskorpus enthalten wären. Um einen Mehrwert für die automatisierte Textanalyse zu generieren, ist es aber erforderlich, dass Einträge in den Stimmungswörterbüchern auch im Evaluationskorpus vorhanden sind, um den unklassifizierten Textdaten Stimmungsindikatoren basierend auf den Einträgen in den Stimmungswörterbüchern zuweisen zu können. Weitere 1505 (8,30 %) 3-Gramme können nur zweimal im gesamten Korpus identifiziert werden. Sofern diese jeweils einmal im Teil des Korpus, der zur Wörterbucherstellung verwendet wird, und einmal im Evaluationskorpus vorhanden sind, würde jeweils ein 3-Gramm im Evaluationskorpus basierend auf einem Eintrag im Stimmungswörterbuch bewertet werden. Sind beide Einträge in einem der beiden Teilkorpora vorhanden, ist ein Mehrwert für die Stimmungsklassifikation gleichsam wie bei einmalig vorkommenden 3-Grammen nicht gegeben. Insgesamt sind demnach 16849 (92,94 %) der 3-Gramme nicht für die automatisierte Stimmungsklassifikation geeignet. Dieses Problem würde sich für N-Gramme mit noch größerem N demzufolge verstärken. Pak/Paroubek (2010, S. 1325) schlussfolgern zudem, dass 2-Gramme aufgrund ihres vermehrten Auftretens im Vergleich zu 3-Grammen mitsamt der Berücksichtigung von semantischen Beziehungen besser für die automatisierte Stimmungsklassifikation von Textdaten geeignet sind als 3-Gramme. Demzufolge werden ausschließlich 2-Gramme im Folgenden berücksichtigt.

Dieses Werk ist copyrightgeschützt und darf in keiner Form vervielfältigt werden noch an Dritte weitergegeben werden.
Es gilt nur für den persönlichen Gebrauch.

5.1.1.3.4 Kombination von 1-Grammen und 2-Grammen

Um 1- und 2-Gramme zu kombinieren, wird jedes 1-Gramm-Wörterbuch mit dem prozentualen Äquivalent der 2-Gramm-Stimmungswörterbücher zusammengeführt. So wird z. B das 1-Gramm-Wörterbuch, in welchem 5 % der am häufigsten vorkommenden Einträge enthalten sind, mit dem 2-Gramm-Wörterbuch kombiniert, welches die 5 % der am häufigsten vorkommenden 2-Gramme enthält. Diese Zusammenführung wird für jeden der 5 % Schritte durchgeführt.

5.1.2 Automatisierte Textdatenanalyse unter Verwendung von maschinellen Lernalgorithmen

Um die Daten aus der Machbarkeitsstudie mit Hilfe von maschinellen Lernalgorithmen automatisiert zu klassifizieren, werden in den folgenden Kapiteln Ausprägungen, welche die Prozessschritte Merkmalsextraktion, Dimensionsreduktion, Merkmalsrepräsentation sowie die maschinellen Lernalgorithmen aus Abbildung 2-4 annehmen können, beschrieben.

5.1.2.1 Merkmalsextraktion

Hagenau et al. (2013, S. 689) und Nassirtoussi et al. (2014, S. 7659) führen übereinstimmend drei Techniken zur Merkmalsextraktion an. Dies sind der *Bag-of-Words* Algorithmus, *N-Gramme* und *Nominalphrasen.*

Der *Bag-of-Words* Algorithmus ist das am weitesten verbreitete Vorgehen. Hierbei wird ein Text in einzelne Wörter zerlegt, z. B. indem alle Zeichen zwischen zwei Leerzeichen als ein Wort aufgefasst werden. Jedes dieser Wörter wird als ein Merkmal betrachtet. Semantische Zusammenhänge werden hierbei nicht berücksichtigt (Nassirtoussi et al. 2014, S. 7659).

N-Gramme sind ein komplexerer Ansatz zur Merkmalsextraktion. Im Gegensatz zum Bag-of-Words Algorithmus ermöglicht es diese Methode, wie bei den N-Gramm-basierten Stimmungswörterbüchern, semantische Zusammenhänge eines Textes zu erfassen (Pak/Paroubek 2010, 1322, 1325). Ein N-Gramm ist eine zusammenhängende Sequenz von N Merkmalen eines Textes (Nassirtoussi et al. 2014, S. 7659). Mit steigendem N können semantische Zusammenhänge besser erfasst werden, allerdings sinkt die Anzahl der N-Gramme dokumentenübergreifend und damit einhergehend die Klassifikationsgüte. Da der Bag-of-Words Algorithmus 1-Gramme repräsentiert und in Bezug auf 3-Gramme die Häufigkeit, in der Merkmale auftauchen, sehr stark rückläufig ist, werden im Folgenden, analog zum Vorgehen bei den aus N-Grammen bestehenden Stimmungswörterbüchern in Kapitel 5.1.1.3.3, 2-Gramme betrachtet (Pak/Paroubek 2010, S. 1325).

Nominalphrasen erfassen semantische Zusammenhänge im Vergleich zu den vorher erläuterten Techniken am besten. Schumaker/Chen (2009) sowie Schumaker et al. (2012) führten diese Methode ein, in welcher alle Wörter mit Hilfe eines Part-of-Speech (POS) Taggers ihrer Wortkategorie, z. B. Adjektive, Adverbien, Artikel oder Nomen, entsprechend gekennzeichnet werden (Ivanova et al. 2008, S. 2). Anhand syntaktischer Regeln, welche die Struktur von Nominalphrasen in der vorliegenden Sprache repräsentieren, werden im nächsten Schritt die Merkmale identifiziert (Schumaker/Chen 2009, S. 4). Ein

Dieses Werk ist copyrightgeschützt und darf in keiner Form vervielfältigt werden noch an Dritte weitergegeben werden.
Es gilt nur für den persönlichen Gebrauch.

Beispiel einer einfachen Nominalphrase in der deutschen Sprache, in welcher auch die Twitterdaten vorliegen, wird im Folgenden erläutert (Ivanova et al. 2008, S. 3):

ART? ADV* ADJE* NOM

Dieser Notation folgend besteht eine Nominalphrase aus einem Nomen (NOM) mit beliebig vielen vorangestellten Adjektiven (ADJE) und Adverbien (ADV). Dass die Anzahl der Adjektive und Adverbien variabel ist, wird durch * verdeutlicht. Ein Artikel (ART) ist optional, was durch das Fragezeichen symbolisiert wird. Jede Nominalphrase, die in einem Text basierend auf dem POS-Tagging und der syntaktischen Regeln identifiziert wird, ist ein Merkmal (Ivanova et al. 2008, S. 3).

5.1.2.2 Dimensionsreduktion

Nassirtoussi et al. (2014, S. 7659) identifizierten vier Ansätze zur Dimensionsreduktion:

Das *Transformieren/Filtern* der Textdaten hat sich als Standard in der Dimensionsreduktion etabliert, da der positive Einfluss auf die Klassifikationsergebnisse in vielen Studien nachgewiesen werden konnte (Nassirtoussi et al. 2014, S. 7659; Pui Cheong Fung, G. et al. 2003, 399 ff.). Das Transformieren/Filtern umfasst in der Regel die Umwandlung aller Buchstaben in die Kleinschreibweise sowie das Entfernen von Satzzeichen, Ziffern, URLs und Füllwörtern, da diese Zeichenketten keine Rückschlüsse auf die Stimmung erlauben. Stoppwortlisten, in denen bedeutungslose Zeichenketten katalogisiert sind, werden im Weiteren zum Herausfiltern von Füllwörtern verwendet (Mittermayer 2004, S. 2; Pak/Paroubek 2010, S. 1323). Zudem werden die Wörter einem Stemming unterzogen (Nassirtoussi et al. 2014, S. 7659). Hierbei werden morphologische Varianten eines Wortes auf die Ursprungsform zurückgeführt. Verschiedene Deklinationen oder Konjugationen werden so vergleichbar gemacht.

Der am weitesten verbreitete Ansatz zusätzlich zum Transformieren/Filtern ist das Kriterium des *minimalen Auftretens* von Merkmalen (Nassirtoussi et al. 2014, S. 7659). Forschungsvorhaben, in denen ebenfalls Daten der Plattform Twitter analysiert wurden, berücksichtigen nur Merkmale, die mindestens dreimal identifiziert werden konnten, und erzielten gute Ergebnisse (Ptácek et al. 2014). Daher werden von den maschinellen Lernalgorithmen auch nur Merkmale berücksichtigt, die mindestens dreimal im Datensatz vorkommen, sofern diese Technik angewandt wird.

Ein weiterer Ansatz zur Dimensionsreduktion, der von Mittermayer (2004, S. 2) und Zhai et al. (2007, S. 1090) angewandt wurde, berücksichtigt nur die *Top-K-Merkmale*, wobei K die Anzahl der Merkmale mit dem größten Einfluss auf die Stimmungsanalyse definiert. Kennzahlen, anhand derer der Einfluss gemessen werden kann, werden im Kapitel 5.1.2.3 diskutiert. In vergleichbaren Studien wurde aufgezeigt, dass die Top-1000-Merkmale eine gute Auswahl für diesen Ansatz darstellen (Antweiler/Frank 2004, S. 1265; Mittermayer 2004, S. 6). Daher werden in der folgenden Analyse auch die Top-1000-Merkmale berücksichtigt, wenn dieser Ansatz gewählt wird.

Neben den erwähnten Ansätzen griffen Peramunetilleke/Wong (2002, S. 2) sowie Wuthrich et al. (1998, 2721 f.) auf *vordefinierte Wörterbücher* zurück, um die im Text enthaltenen Begriffe in gröbere Katego-

Dieses Werk ist copyrightgeschützt und darf in keiner Form vervielfältigt werden noch an Dritte weitergegeben werden.
Es gilt nur für den persönlichen Gebrauch.

rien einzuteilen. Die bestehenden deutschen Wörterbücher teilen die Daten in die Stimmungskategorien positiv, neutral und negativ ein, was auch die Aufgabe der maschinellen Lernalgorithmen sein wird. Da deutschsprachige Stimmungswörterbücher, anhand derer eine gröbere Einteilung vorgenommen werden könnte, somit nicht existieren, wird dieser Ansatz nicht weiter verfolgt.

Der Prozess der Dimensionsreduktion ist in Abbildung 5-7 dargestellt. Da nur ca. 1000 Merkmale bestehen bleiben, wenn das Kriterium des minimalen Auftretens von 3 angewandt wird, ist das zusätzliche Anwenden der Top-1000-Merkmale obsolet. Daher werden beide Verfahren nur getrennt voneinander betrachtet. Vordefinierte Wörterbücher sind der obigen Argumentation folgend nicht weiter relevant. Daher ist der Kasten in Abbildung 5-7 mit einer gestrichelten Linie umrandet. Nichtsdestotrotz könnten die vordefinierten Wörterbücher zusätzlich zu dem Kriterium des minimalen Auftretens oder den Top-K-Merkmalen angewandt werden, was durch die Pfeile symbolisiert wird.

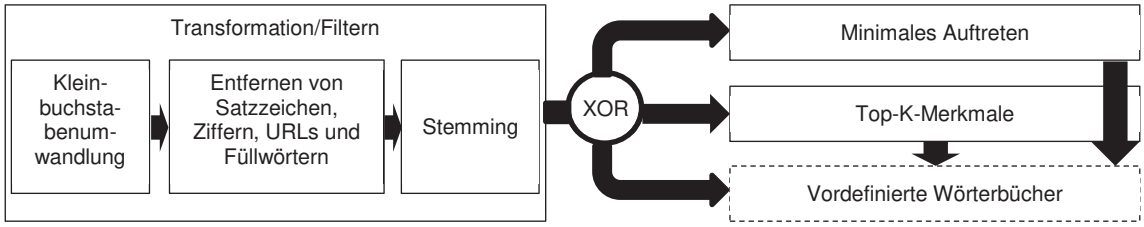

Abbildung 5-7: Prozess der Dimensionsreduktion

5.1.2.3 Merkmalsrepräsentation

Im Folgenden werden ausschließlich etablierte Methoden der Merkmalsrepräsentation berücksichtigt, da der vorliegende Datensatz aufgrund seiner deutschen Sprache und der Zugehörigkeit zum Anwendungsgebiet der Bonitätsprüfung basierend auf Textdaten aus sozialen Medien nur schwer mit vorher analysierten Daten vergleichbar ist. Die Analyse soll neue Erkenntnisse im betrachteten Anwendungsgebiet hervorbringen anstatt innovative Methoden der Merkmalsrepräsentation zu untersuchen. Da sich bei ausschließlicher Berücksichtigung von etablierten Merkmalsrepräsentationstechniken nicht alle Eigenschaften der Experimente von existierenden Forschungsvorhaben unterscheiden, sind Vergleiche der Ergebnisse leichter nachzuvollziehen.

Die *binäre* Repräsentation der Merkmale ist die grundlegendste und am weitesten verbreitete Technik der Merkmalsrepräsentation. Hierbei werden den Merkmalen Werte wie z. B. 0 oder 1 zugewiesen, die auf das Vorhandensein oder die Abwesenheit von Merkmalen in einem Dokument hindeuten (Nassirtoussi et al. 2014, S. 7660).

Laut der Literaturstudie von Nassirtoussi et al. (2014) ist der nächstrelevante Ansatz die Häufigkeit der Merkmale multipliziert mit der inversen Dokumentenhäufigkeit, in der ein Merkmal auftritt *(Term Frequency * Inverse Document Frequency (TF * IDF))*. Diese Methode wurde erfolgreich von Groth/Muntermann (2011, S. 684), Hagenau et al. (2013, S. 687) sowie Peramunetilleke/Wong (2002, 134 f.) angewandt. Der Wert erhöht sich proportional im Vergleich zur Häufigkeit, mit welcher ein Merkmal in einem Dokument vorkommt. Der Wert verringert sich, wenn die generelle Popularität eines

Dieses Werk ist copyrightgeschützt und darf in keiner Form vervielfältigt werden noch an Dritte weitergegeben werden.
Es gilt nur für den persönlichen Gebrauch.

Merkmals, die durch die Anzahl der Dokumente, in denen das Merkmal vorhanden ist, bestimmt wird, hoch ist. Der Einfluss von im Allgemeinen häufig verwendeten Wörtern einer Sprache wird so reduziert (Nassirtoussi et al. 2014, S. 7660; Peramunetilleke/Wong 2002, 134 f.).

Ein weiterer häufig angewandter Ansatz zur Merkmalsrepräsentation basiert auf der *Chi-Quadrat* Verteilung. Diese wird verwendet, um die Unabhängigkeit zwischen zwei Variablen zu untersuchen. Die Variablen sind in der Textklassifikation ein Merkmal, z. B. ein Wort, und eine Kategorie (Positivität, Neutralität oder Negativität) (Nassirtoussi et al. 2014, S. 7660). Die Kennzahl bestimmt die Abweichung der Häufigkeit, in der ein Merkmal vorkommt, von der erwarteten Verteilung. Hierbei wird angenommen, dass Merkmale unabhängig von der Kategorie auftauchen (Sharma/Dey 2013, S. 17).

Die letzte Methode zur Merkmalsrepräsentation *(Information Gain (IG))* ist vergleichbar mit der Chi-Quadrat Verteilung (Tasci/Güngör 2013, S. 4873). Mit Hilfe der Methode wird erfasst, inwiefern die Anwesenheit oder Abwesenheit eines Merkmals die Entropie (durchschnittlicher Informationsgehalt) einer Nachricht verändert (Sharma/Dey 2013, S. 17; Tasci/Güngör 2013, S. 4873).

5.1.2.4 Maschinelle Lernalgorithmen

Im nächsten Schritt werden die vorverarbeiteten Textdaten (die extrahierten Merkmale) an einen maschinellen Lernalgorithmus weitergeleitet. Dieser berechnet basierend auf den Trainingsdaten ein Modell, welches die statistischen Regeln zur automatisierten Textklassifikation enthält. Nach dieser Trainingsphase kann das Modell auf nicht klassifizierte Textdaten angewandt werden, um Stimmungsindikatoren für diese zu bestimmen (Kearney/Liu 2014, 175 f.).

Nach Nassirtoussi et al. (2014, 7661 ff.) werden in der Textanalyseforschung *Stützvektormethoden (SVM), Regressionsalgorithmen, Naive Bayes* und *Entscheidungsregeln oder –Bäume* verwendet. Weiterhin zeigten Li et al. (2012a, S. 771), dass mit Hilfe des *K-NN* sehr gute Werte im Rahmen von Textklassifizierungen erzielt werden können. Dieser wird daher neben den von Nassirtoussi et al. (2014, 7661 ff.) identifizierten Algorithmen berücksichtigt. In einigen Forschungsvorhaben wurden zudem Algorithmen kombiniert, woraufhin die endgültige Klassifizierung durch ein Votingsystem festgelegt wurde (Nassirtoussi et al. 2014, 7663 f.).

SVMs konstruieren eine Hyperebene zwischen den Klassen basierend auf einem quadratischen Optimierungsverfahren. Diese Hyperebene trennt die Klassen optimal voneinander, sodass die Klassenzugehörigkeit neuer Daten bestimmt werden kann (Nassirtoussi et al. 2014, S. 7661). Multinomiale Regressionen gehören zu den Standardverfahren in der Stimmungsanalyse basierend auf Regressionsanalysen (Pang et al. 2002, S. 82). Die Modelloperatoren maximieren hierbei den durchschnittlichen Informationsgehalt (Entropie) innerhalb der Merkmalsverteilung. Die erwarteten Werte der Modellfunktionen sind daher kongruent mit denen des Trainingsdatensatzes. Einer der ältesten Klassifikationsalgorithmen ist der Naive Bayes. Der Algorithmus geht davon aus, dass die Merkmale eines Textes voneinander unabhängig sind, und berechnet die Wahrscheinlichkeit einer Klassenzugehörigkeit für jedes Merkmal (Lewis 1998, 4 ff.; Nassirtoussi et al. 2014, S. 7661). Entscheidungsbäume bestehen aus Knoten, Kanten und Blättern. Jeder Knoten repräsentiert ein Merkmal, wohingegen Blätter Stimmungskategorien darstellen. Ein Merkmal kann an mehreren Knoten auftauchen gleichsam wie Stimmungska-

Dieses Werk ist copyrightgeschützt und darf in keiner Form vervielfältigt werden noch an Dritte weitergegeben werden.
Es gilt nur für den persönlichen Gebrauch.

tegorien in mehreren Blättern präsent sein können. Knoten sind über Kanten in einer Baumstruktur verbunden, welche die Klassifikationsregeln abbilden (Weiss et al. 2015, 56 f.). Ein Text wird klassifiziert, indem der Pfad nach Untersuchung der Merkmale bis zu einem Blatt verfolgt wird. Blätter sind immer am Ende eines Baums, sodass die dem Text zuzuordnende Stimmungskategorie bestimmt werden kann (Borgelt/Kruse 1998, S. 77). Der von Quinlan (1993) konstruierte Entscheidungsbaum C4.5 wird im weiteren Verlauf verwendet, da seine Eignung für die Textanalyse nachgewiesen ist (Nassirtoussi et al. 2014, S. 7663). Der K-NN bestimmt die ähnlichsten K Texte aus dem Trainingsdatensatz für jeden nicht klassifizierten Text. Anhand dieser Nachbarn wird berechnet, zu welcher Stimmungskategorie der Text am wahrscheinlichsten gehört. Der neue Text wird dann dieser Kategorie zugewiesen (Li et al. 2012a, S. 766; Jiang et al. 2012, 1504 f.). Hinsichtlich der kombinierten Algorithmen werden der am weitesten verbreitete (SVM) und der älteste (Naive Bayes) berücksichtigt (Nassirtoussi et al. 2014, S. 7661). Auf diese Weise kollaboriert der Algorithmus, der am meisten Aufmerksamkeit erhalten hat, mit demjenigen, der über den längsten Zeitraum weiterentwickelt wurde.

5.2 Vorgehen bei der Evaluation der Textklassifikationsverfahren

Um die Textklassifikationsverfahren, die im vergangenen Kapitel vorgestellt wurden, anzuwenden, wird in Kapitel 5.2.1 dargelegt, wie deren technische Umsetzung erfolgt. Weiterhin werden die zur Evaluation betrachteten Kennzahlen diskutiert (Kapitel 5.2.2) und das Vorgehen bei der statistischen Auswertung offengelegt (Kapitel 5.2.3).

5.2.1 Technische Umsetzung

Im Folgenden wird zuerst beschrieben, wie Textdaten mit Hilfe der in Kapitel 5.1.1 konstruierten Stimmungswörterbücher automatisiert klassifiziert werden. Anschließend wird die technische Umsetzung der Textdatenklassifikation mit Hilfe von maschinellen Lernalgorithmen erläutert (Kapitel 5.1.2.).

5.2.1.1 Stimmungswörterbücher

Um die Stimmung eines Tweets mit Hilfe der Wörterbücher zu ermitteln, wird die von Rees/Twedt (2012, S. 8) vorgeschlagene Vorgehensweise verfolgt. Hierbei wird die Summe aller Stimmungsindikatoren gebildet, die Wörtern oder Wortkombinationen in einem Tweet unter Zuhilfenahme des Wörterbuchs zugeordnet werden. Positiv konnotierte Wörter/Wortkombinationen erhöhen daher diese Summe, wohingegen Wörter/Wortkombinationen mit negativen Stimmungsindikatoren das Ergebnis verringern. Das Resultat wird anschließend durch die Anzahl aller Wörter/Wortkombinationen im Tweet, denen ein Stimmungsindikator zugewiesen ist, geteilt. Anhand dieser Methodik kann einfach nachvollzogen werden, ob ein Tweet positiv (Stimmungsindikator > 0), neutral (Stimmungsindikator = 0) oder negativ (Stimmungsindikator < 0) ist (Kearney/Liu 2014, S. 176). Weiterhin kann die Intensität der Stimmung erfasst werden, da der Stimmungsindikator durch die Anzahl aller Wörter/Wortkombinationen geteilt wird. Werte nahe Null deuten demzufolge darauf hin, dass die Stimmung nur in einem kleinen Teil des Textes erkennbar ist.

Dieses Werk ist copyrightgeschützt und darf in keiner Form vervielfältigt werden noch an Dritte weitergegeben werden.
Es gilt nur für den persönlichen Gebrauch.

Um die Stimmung eines Tweets (ST) anhand der beschriebenen Vorgehensweise zu ermitteln, wird untenstehende Formel auf jeden Tweet angewandt. Hierbei wird für jedes Wort bzw. jede Wortkombination (i) in dem Tweet der Stimmungsindikator des Wortes/der Wortkombination (SW) im Wörterbuch ermittelt. Sofern das Wort/die Wortkombination nicht im Wörterbuch auftaucht, wird es/sie nicht berücksichtigt. Die Stimmungsindikatoren aller Wörter/Wortkombinationen werden aufaddiert und durch die Anzahl aller Wörter/Wortkombinationen geteilt, die im Tweet und dem Wörterbuch vorkommen (n). Wenn n Null ist, ist ST ebenfalls null bzw. neutral.

$$\mathrm{ST} = \frac{\sum_{i=1}^{n} \mathrm{SW_i}}{n}$$

Bekkerman/Allan (2003, S. 5) zeigen zudem auf, dass das Verhältnis, in welchem 1-Gramme und 2-Gramme bei Stimmungswörterbüchern, die aus beiden Termen zusammengesetzt sind, in die Ermittlung des endgültigen Stimmungsindikators für den Tweet einfließen, wichtig ist. Bei den Stimmungswörterbüchern, die aus 1-Grammen und 2-Grammen zusammengefügt werden, wird die Formel daher getrennt für 1-Gramme und 2-Gramme angewendet. Anschließend werden verschiedene, endgültige Stimmungsindikatoren basierend auf den in Tabelle 5-6 dargestellten Verhältnissen für jeden Tweet berechnet. So kann im weiteren Verlauf analysiert werden, ob 1-Gramme oder 2-Gramme stärkeren Einfluss auf den Stimmungsindikator haben sollten.

Verhältnisnr.	1	2	3	4	5	6	7	8	9
1-Gramme	5/6	4/5	3/4	2/3	1/2	1/3	1/4	1/5	1/6
2-Gramme	1/6	1/5	1/4	1/3	1/2	2/3	3/4	4/5	5/6

Tabelle 5-6: Verhältnisse zum Berechnen eines Stimmungsindikators anhand von Stimmungswörterbüchern bestehend aus 1-Grammen und 2- Grammen

Da die Ergebnisse der Formel Nachkommastellen enthalten können, die manuelle Kodierung aber ausschließlich in den ganzen Zahlen -1, 0 und 1 vorliegt, ist ein anschließender direkter Vergleich mit der manuellen Kodierung häufig nicht möglich. Daher werden alle Tweets mit einem negativen Wert, deren Kodierung mit Hilfe der 1-Gramm-Wörterbücher erfolgt, der Kategorie -1 zugewiesen und alle mit einem positiven Wert der Kategorie 1. Nur Tweets mit einem Stimmungsindikator von 0 werden demnach als neutral betrachtet. Alternativen, wonach z. B. alle Tweets innerhalb des Bereichs von -0,1 bis 0,1 als neutral klassifiziert werden, erzielen in Tests schlechtere Ergebnisse, weshalb diese für 1-Gramm Wörterbücher nicht weiter berücksichtigt werden.

Sofern N-Gramme bei der Wörterbucherstellung angewendet werden, haben verschiedene Grenzen beim Bestimmen der Polaritäten zum Teil eine Verbesserung der Klassifikationsgüte zur Folge. Daher werden für N-Gramm-basierte Stimmungswörterbücher im Folgenden verschiedene Grenzen, innerhalb derer ein Tweet als neutral klassifiziert wird, evaluiert. Die erste Grenze umfasst den Bereich -0,1 bis 0,1, in welchem ein Tweet als neutral gilt. Die Grenzen werden anschließend in die positive und negati-

Dieses Werk ist copyrightgeschützt und darf in keiner Form vervielfältigt werden noch an Dritte weitergegeben werden.
Es gilt nur für den persönlichen Gebrauch.

ve Richtung in 0,1 Schritten erweitert. Dies hat zur Folge, dass bei der nächsten Variante der Grenzen alle Tweets im Bereich -0,2 bis 0,2 als neutral betrachtet werden. Die folgenden Grenzen sind demnach -0,3 bis 0,3, -0,4 bis 0,4, -0,5 bis 0,5 usw.

Die in Kapitel 5.1.1.2 und 5.1.1.3 beschriebenen Schritte zur Datentransformation werden mit Hilfe von Microsoft Excel und VisualBasic Makros implementiert. Die domänenspezifischen Wörterbücher (Kapitel 5.1.1.2) werden mit Hilfe eines Java-Programms, in welchem auch die obenstehende Formel implementiert ist, auf den Testdatensatz angewendet. Die domänenspezifischen Wörterbücher sind in Exceltabellen dokumentiert, weshalb VisualBasic Makros implementiert werden, um die Bewertungsformel anzuwenden.

5.2.1.2 Maschinelle Lernalgorithmen

Jede Kombination der in Kapitel 5.1.2 beschriebenen Verfahren zur Merkmalsextraktion, Dimensionsreduktion und Merkmalsrepräsentation sowie einem maschinellen Lernalgorithmus wird im Folgenden als Klassifizierer bezeichnet. Alle möglichen Kombinationen der Alternativen werden implementiert, um deren Eignung zu evaluieren. Die Alternativen der Merkmalsextraktion sowie der Merkmalsrepräsentation können nicht kombiniert werden. Daher wird jeweils nur eine Alternative für die Merkmalsextraktion sowie Merkmalsrepräsentation in einem Klassifizierer berücksichtigt. Da sich das Transformieren/Filtern im Rahmen der Dimensionsreduktion als Standard etabliert hat, wird es immer angewandt (Nassirtoussi et al. 2014, S. 7659). Das minimale Auftreten und das Top-1000-Merkmalskriterium werden, wie in Kapitel 5.1.2.2 begründet, ausschließlich unabhängig voneinander angewendet. In Summe sind daher jeweils drei Varianten für die Merkmalsextraktion sowie Dimensionsreduktion und vier Varianten für die Merkmalsrepräsentation abzubilden. Insgesamt gibt es demzufolge 36 Kombinationen an Vorverarbeitungsschritten, die evaluiert werden. Diese sind in Tabelle 5-7 zusammengefasst. Die Varianten sind in Kombination mit jedem der sechs maschinellen Lernalgorithmen anzuwenden, woraus 216 Kombinationen resultieren. Um die Klassifizierer zu trainieren, werden 70 % der manuell während der Machbarkeitsstudie klassifizierten Trainingsdaten genutzt, was einem üblichen Anteil entspricht (Nassirtoussi et al. 2014, S. 7664). Demzufolge werden 30 % für die Evaluation zurückgehalten. Um die Trainings- und Evaluationsdatensätze zu generieren, wird das Verfahren der geschichteten Stichproben angewendet. Hierbei sind die Prozentsätze der Daten jeder Stimmungskategorie in Trainings- und Evaluationsdatensatz kongruent mit denen des Ursprungsdatensatzes, sodass die Ergebnisse nicht verfälscht werden (Groth/Muntermann 2011, S. 685).

Um die Textanalyse mitsamt den Vorverarbeitungsschritten und den maschinellen Lernalgorithmen umzusetzen, wird die Version 6.4 der Software RapidMiner genutzt, welche in der Datenanalyse mit Hilfe von maschinellen Lernalgorithmen weit verbreitet ist (RapidMiner GmbH 2016b). Weiterhin werden Module der statistischen Programmiersprache R und des Waikato Environment for Knowledge Analyse (WEKA) in RapidMiner importiert, da nicht alle Vorverarbeitungsschritte und maschinellen Lernalgorithmen in RapidMiner enthalten sind (Ihaka/Gentleman 1993; RapidMiner GmbH 2016b).

Das openNLP Paket von R wird genutzt, um das POS-Tagging durchzuführen. Basierend auf den getaggten Texten können die Nominalphrasen mithilfe des Pakets extrahiert werden (OpenNLP 2016).

Dieses Werk ist copyrightgeschützt und darf in keiner Form vervielfältigt werden noch an Dritte weitergegeben werden.
Es gilt nur für den persönlichen Gebrauch.

Um den Entscheidungsbaum C4.5 nach Quinlan (1993) einzubinden, wird der Operator W-J48 von WEKA genutzt (Weka J48 2016). Weiterhin wird das Modul W-Logistics eingebunden, um die Regressionsanalysen durchzuführen (Weka Logistic 2016). Das Paket caret von R wird verwendet, um eine Matrix zu konstruieren, in welcher die Tweets des Evaluationskorpus mit manuell sowie automatisiert berechneten Stimmungsindikatoren für jeden der 216 Klassifizierer aufgelistet werden (Kuhn 2016).

Weiterhin werden die optimalen Parametereinstellungen der Module mit Hilfe des Moduls Optimize Parameters des RapidMiner ermittelt. Das Modul testet alle Parameterkombinationen, welche nicht standardisiert sind, und wählt die am besten geeigneten aus (RapidMiner GmbH 2016a). Maschinelle Lernalgorithmen unterliegen zudem häufig dem sogenannten overfitting. Dies bedeutet, dass sie gut auf die Trainingsdaten anwendbar sind, sich aber nicht eignen, um neue Daten zu klassifizieren (Rodriguez et al. 2010, S. 571). Um das overfitting zu reduzieren, wird das Modul X-Validation angewandt. Das Modul teilt den Trainingsdatensatz in N Teildatensätze ein. Anschließend wird jeder Teildatensatz basierend auf einem Modell, welches anhand der übrigen Datensätze kreiert wurde, evaluiert. Das beste Modell nach allen Iterationen wird ausgewählt (RapidMiner GmbH 2016c). Der größte Einfluss auf die Modellgüte wurde bei zwei bis fünf Iterationen festgestellt (Bengio/Grandvalet 2004, 1093 ff.; Rodriguez et al. 2010, 572 ff.). In der Umsetzung wird ein N von vier gewählt, da es einen Kompromiss zwischen der Modellgüte und der benötigten Berechnungszeit darstellt.

Die Implementierung erfolgt auf einem PC mit Vierkernprozessor (jeweils 2,6 Gigahertz) sowie 12 Gigabyte Arbeitsspeicher.

Nr.	Merkmalsextraktion			Dimensionsreduktion			Merkmalsrepräsentation			
Verfahrenskombinations-variante	Bag-of-Words	Nominal-phrasen	N-Gramme	Transformation/ Filtern	Top-1000-Merkmale	Minimales Auftreten	Binär	TF * IDF	Chi-Quadrat	IG
1	X			X			X			
2	X			X	X		X			
3	X			X		X	X			
4	X			X				X		
5	X			X	X			X		
6	X			X		X		X		
7	X			X					X	
8	X			X	X				X	
9	X			X		X			X	
10	X			X						X
11	X			X	X					X
12	X			X		X				X
13		X		X			X			
14		X		X	X		X			
15		X		X		X	X			
16		X		X				X		
17		X		X	X			X		
18		X		X		X		X		
19		X		X					X	
20		X		X	X				X	
21		X		X		X			X	
22		X		X						X
23		X		X	X					X
24		X		X		X				X
25			X	X			X			
26			X	X	X		X			
27			X	X		X	X			
28			X	X				X		
29			X	X	X			X		
30			X	X		X		X		
31			X	X					X	
32			X	X	X				X	
33			X	X		X			X	
34			X	X						X
35			X	X	x					X
36			X	X		X				X

Tabelle 5-7: Kombinationen der Datenvorverarbeitung

Dieses Werk ist copyrightgeschützt und darf in keiner Form vervielfältigt werden noch an Dritte weitergegeben werden.
Es gilt nur für den persönlichen Gebrauch.

5.2.2 Evaluationskennzahlen

Um die Qualität der Ergebnisse von Klassifikationsaufgaben zu vergleichen, ist die Klassifikationsgüte die wichtigste Kennzahl (Hagenau et al. 2013, S. 687). Im vorliegenden Fall gibt diese Kennzahl an, wie viel Prozent der Textdaten des Evaluationskorpus mit Hilfe eines Stimmungswörterbuchs oder einer Kombination aus Techniken der Merkmalsextraktion, Dimensionsreduktion, Merkmalsrepräsentation und einem maschinellen Lernalgorithmus richtig klassifiziert werden. Richtig bedeutet in diesem Fall, dass die Stimmungsindikatoren der automatisierten Stimmungsklassifikation mit denen der manuellen Klassifikation übereinstimmen. Je höher die Klassifikationsgüte eines Verfahrens ist, desto besser eignet es sich demzufolge für die automatisierte Textklassifikation.

Sokolova/Lapalme (2009, 430 f.) präsentieren weitere Kennzahlen, anhand derer die Güte von Klassifikationsaufgaben beurteilt werden kann. Insbesondere die Präzision (engl. Precision) (Prozent der Textdaten, die vom Algorithmus einer Klasse zugeordnet wurden und tatsächlich dieser Klasse angehören), der Widerruf (engl. Recall) (Prozent der Textdaten einer Klasse, die vom Algorithmus tatsächlich dieser Klasse zugeordnet wurden) sowie das F-Maß (harmonischer Mittelwert von Präzision und Widerruf) haben sich im Rahmen von Textklassifikationen als sehr robust erwiesen (Hagenau et al. 2013, S. 691). Da das F-Maß für jede Klasse (positiv, neutral und negativ) ermittelt wird, erfolgt eine Angabe dieser Kennzahl, um herausarbeiten zu können, inwiefern bestimmte Stimmungskategorien von einem Algorithmus besonders gut oder schlecht abgebildet werden können.

Hinsichtlich der maschinellen Lernalgorithmen und deren Vorverarbeitungsschritten werden außerdem für jede Kombination die Modellberechnungszeit (MBZ) sowie die Zeit, die zur Bewertung des Evaluationskorpus benötigt wird (EBZ), erfasst. Da die Techniken sehr heterogen sind und sehr unterschiedliche Hardwareanforderungen haben, können diese Zeitangaben für praktische Anwendungen relevant sein, sofern z. B. der Zeitpunkt, an welchem ein Klassifikationsergebnis vorliegt, gegenüber der Klassifikationsgüte abgewogen werden muss.

5.2.3 Vorgehen bei der statistischen Auswertung

Um feststellen zu können, ob Unterschiede in den Evaluationskennzahlen zufällig oder statistisch signifikant sind, wird in Kapitel 5.2.3.1 zunächst erläutert, wie die Qualität der Stimmungswörterbücher mit Hilfe von McNemar's Test geprüft wird. Anschließend erfolgt die Darstellung der statistischen Auswertung der Klassifizierer basierend auf Vorverarbeitungsschritten und maschinellen Lernalgorithmen. Diese umfasst neben McNemar's Test, der angewandt wird, um Klassifizierer bestehend aus Schritten zur Merkmalsextraktion, Dimensionsreduktion und der Merkmalsrepräsentation sowie einem maschinellen Lernalgorithmus zu evaluieren, auch T-Tests. Mit Hilfe der T-Tests wird die Eignung von Techniken der Vorverarbeitung und maschinellen Lernalgorithmen unabhängig von den übrigen Schritten evaluiert.

5.2.3.1 Stimmungswörterbücher

Nachdem die Stimmungswörterbücher absteigend anhand der Klassifikationsgüte sortiert wurden, wird McNemar's Test sukzessive auf die beiden Wörterbücher mit aufeinanderfolgenden Klassifikationsgü-

Dieses Werk ist copyrightgeschützt und darf in keiner Form vervielfältigt werden noch an Dritte weitergegeben werden.
Es gilt nur für den persönlichen Gebrauch.

ten angewandt. Die Nullhypothese des Tests besagt, dass zwei Klassifizierer (C1 und C2) dieselbe Klassifikationsgüte haben (Lan et al. 2009, S. 729). Im vorliegenden Fall ist jeder Klassifizierer durch ein Stimmungswörterbuch repräsentiert. Im ersten Schritt wird das schlechteste mit dem zweitschlechtesten Stimmungswörterbuch verglichen. Anschließend wird das zweitbeste gegen das drittbeste getestet. Dieses Verfahren wird fortgesetzt, bis im letzten Schritt das beste gegenüber dem zweitbesten Stimmungswörterbuch evaluiert wird. Für jeden Test muss die in Tabelle 5-8 dargestellte Kontingenztafel erstellt werden. (Dietterich 1998, S. 7; Lan et al. 2009, S. 729).

N00: Anzahl an Tweets, die von beiden Klassifizierern (C1 und C2) falsch klassifiziert wurden	N01: Anzahl an Tweets, die von C1 falsch klassifiziert wurden, aber nicht von C2
N10: Anzahl an Tweets, die von C2 falsch klassifiziert wurden, aber nicht von C1	N11: Anzahl an Tweets, die von keinem Klassifizierer falsch klassifiziert wurden

Tabelle 5-8: Kontingenztabelle für McNemar's Test

Anhand der Kontingenztafel wird anschließend χ berechnet, welches annähernd χ^2 mit einem Freiheitsgrad verteilt ist. Hierzu wird folgende Formel angewandt (Dietterich 1998, S. 7; Lan et al. 2009, S. 729):

$$\chi = \frac{(|N01 - N10|) - 1)^2}{N01 + N10}$$

Das Signifikanzlevel von 0,01 entspricht dem Schwellenwert χ=6,64. Liegt χ über diesem Wert, kann die Nullhypothese verworfen werden. Folgerichtig kann davon ausgegangen werden, dass sich die Klassifizierer, die in diesem Fall durch Stimmungswörterbücher repräsentiert werden, signifikant voneinander unterscheiden (Lan et al. 2009, S. 729).

5.2.3.2 Maschinelle Lernalgorithmen

Um zu evaluieren, inwiefern die verschiedenen Techniken zur Merkmalsextraktion, Dimensionsreduktion, Merkmalsrepräsentation sowie die maschinellen Lernalgorithmen Einfluss auf die automatisierte Textklassifikation haben, werden die Mittelwerte der Klassifikationsgüten der Verfahren unabhängig voneinander mit Hilfe von T-Tests auf signifikante Unterschiede hin getestet (Field 2009, 334 ff.). Auf diese Weise kann festgestellt werden, welche Klassifikationsgüten sich mit Hilfe der Ansätze erzielen lassen, während alle weiteren Textverarbeitungsschritte berücksichtigt werden. Hierbei werden die Klassifikationsgüten aller Klassifizierer mit einem Merkmal, z. B. der Bag-of-Words Algorithmus zur Merkmalsextraktion, gegen die Klassifikationsgüten aller Klassifizierer desselben Prozessschrittes mit einem anderen Merkmal, z. B. die Nominalphrasen zur Merkmalsextraktion, getestet. Jede mögliche Kombination der Ansätze eines Prozessschrittes wird hierbei evaluiert und miteinander verglichen.

Neben der Klassifikationsgüte werden mit dieser Vorgehensweise auch die Modellberechnungszeit sowie die Evaluationsberechnungszeit verglichen. So kann festgestellt werden, inwiefern sich die

Dieses Werk ist copyrightgeschützt und darf in keiner Form vervielfältigt werden noch an Dritte weitergegeben werden.
Es gilt nur für den persönlichen Gebrauch.

Zeiten, die zur Modellberechnung und zur Klassifikation neuer Daten benötigt werden, signifikant in Abhängigkeit von Vorverarbeitungsschritten und maschinellen Lernalgorithmen unterscheiden.

Nach der Evaluation der Varianten in den einzelnen Prozessschritten werden die besten zehn Klassifizierungsverfahren, bestehend aus einer Alternative für jeden Prozessschritt, auf signifikante Unterschiede hin getestet. Dies erfolgt analog zur Evaluation der Stimmungswörterbücher mit Hilfe von McNemar's Test.

5.3 Ergebnisse und Diskussion

Im Folgenden werden zuerst die Evaluationsergebnisse der Textdatenanalysen unter Zuhilfenahme von Stimmungswörterbüchern vorgestellt und diskutiert. Anschließend erfolgt die Aufarbeitung der Ergebnisse für die maschinellen Lernalgorithmen mitsamt den Vorverarbeitungsschritten.

5.3.1 Ergebnisse und Diskussion der Textdatenanalyse unter Verwendung von Stimmungswörterbüchern

Analog zur Struktur in Kapitel 5.1.1 werden zu Beginn die Ergebnisse hinsichtlich der domänenunabhängigen Stimmungswörterbücher vorgestellt und diskutiert. Im zweiten Schritt werden die Ergebnisse zu domänenspezifischen Stimmungswörterbüchern erläutert.

5.3.1.1 Domänenunabhängige Stimmungswörterbücher

Die Ergebnisse von McNemar's Test sind in Tabelle 5-9 dargestellt. Die Stimmungswörterbücher sind hierbei absteigend nach Klassifikationsgüte sortiert. Im rechten Bereich der Tabelle ist für jedes übereinanderliegende Paar von Wörterbüchern das Signifikanzniveau von McNemar's Test angegeben. Anhand der Klassifikationsgüte ist zu erkennen, dass alle Stimmungswörterbücher eine höhere Klassifikationsgüte erreichen als eine zufällige Klassifikation. Diese würde im vorliegenden Fall, der drei Gruppen umfasst, ca. 1/3 der Datensätze richtig klassifizieren. Das beste domänenunabhängige Stimmungswörterbuch erzielt eine Klassifikationsgüte von 0,5919 (59,19 %). Diese Kennzahl ist ähnlich derer, die im Rahmen des Literaturreviews zum Erstellen von Stimmungswörterbüchern identifiziert werden konnten, wohingegen domänenspezifische Stimmungswörterbücher Klassifikationsgenauigkeiten von bis zu 0,876 erzielen (Hogenboom et al. 2014, S. 49; Thet et al. 2010, 841 ff.; Zhang/Peng 2012, 853 f.). Weiterhin unterscheiden sich alle Stimmungswörterbücher bis auf die beiden schlechtesten signifikant voneinander. Diese beiden sind die lexikalisch-semantischen Erweiterungen von SentiWordNet 3.0. Lexikalisch-semantische Erweiterungen von SentiWordNet 3.0 sind zudem allesamt schlechter als die Ursprungsversion. Weiterhin erzielt SentiWordNet 3.0 ohne Erweiterungen sogar eine höhere Klassifikationsgüte als SentiWortschatz. Dies lässt darauf schließen, dass lexikalisch-semantische Erweiterungen von übersetzten Stimmungswörterbüchern unpassende Einträge enthalten, wohingegen übersetzte Wortlisten ohne Erweiterungen aufgrund ihres Umfangs sogar bessere Ergebnisse erzielen können als sprachenspezifische Stimmungswörterbücher. Nichtsdestotrotz sind die drei besten Stimmungswörterbücher alle auf Basis des deutschsprachigen SentiWortschatz und dessen

Dieses Werk ist copyrightgeschützt und darf in keiner Form vervielfältigt werden noch an Dritte weitergegeben werden.
Es gilt nur für den persönlichen Gebrauch.

Erweiterungen kreiert worden. Als bestes Wörterbuch hat sich SentiWortschatz und dessen Erweiterung mit GermaNet ergeben. Auffällig ist hierbei, dass es sich nicht um die mit dem Faktor 0,8 abgeschwächte GermaNet-Erweiterung handelt. Diese ist signifikant schlechter als die Version, in welcher Synonyme und Antonyme mit dem Faktor von 1 in das Stimmungswörterbuch aufgenommen werden. GermaNet-Erweiterungen mit den Faktor 0,8 sind nur in einem von drei Fällen besser als die Version mit dem Faktor 1. Diese Resultate sind konträr zu Schlussfolgerungen von Blair-Goldensohn et al. (2008, S. 3) und heben die Notwendigkeit von weiterer Forschung hinsichtlich der angemessenen Gewichtung von lexikalisch-semantischen Stimmungswörterbucherweiterungen hervor.

Stimmungswörterbuch	Klassifikationsgüte	Signifikanzniveau						
SentiWortschatz + GN	0,5919							<0,01 (***)
SentiWortschatz + GN(0,8)	0,5900						<0,01 (***)	
SentiWortschatz + SentiWordNet 3.0	0,5481					<0,01 (***)		
SentiWordNet	0,5255				<0,01 (***)			
SentiWortschatz	0,4997			<0,01 (***)				
SentiWortschatz + SentiWordNet 3.0 + GN(0,8)	0,4525		0,08 (*)					
SentiWortschatz + SentiWordNet 3.0 + GN	0,4512	<0,01 (***)						
SentiWordNet 3.0 + GN	0,4199	-						
SentiWordNet 3.0 + GN(0,8)	0,4198							

Tabelle 5-9: Ergebnisse von McNemar's Test für domänenunabhängige Stimmungswörterbücher

Tabelle 5-10 zeigt zudem die F-Maße für die drei Stimmungskategorien (positiv, neutral und negativ) jedes Wörterbuchs. Auffällig ist hierbei, dass die positiven Tweets nur sehr schlecht automatisiert mit Hilfe der Stimmungswörterbücher klassifiziert werden können. In allen Fällen ist das F-Maß für diese Kategorie am niedrigsten. Am besten lassen sich demnach negative Beiträge identifizieren. In acht von neun Fällen (~88,9 %) ist das F-Maß dieser Kategorie am höchsten, wobei das F-Maß der neutralen im Durchschnitt nur um 0,12 schlechter ist. Die existierenden Stimmungswörterbücher sind offensichtlich einem Bias unterworfen und eignen sich verstärkt zum Erkennen von negativen Textbeiträgen. Dies kann daran liegen, dass Personen negative Stimmungen häufiger zum Ausdruck bringen als positive und bei der Entwicklung der Wörterbücher Terme mit negativer Stimmung daher dominant waren (Anderson 1998, S. 15).

Stimmungswörterbuch	F-Maß (positiv)	F-Maß (neutral)	F-Maß (negativ)
SentiWortschatz + GN	0,255	0,643	0,701
SentiWortschatz + GN(0,8)	0,253	0,643	0,698
SentiWortschatz + SentiWordNet 3.0	0,284	0,508	0,701
SentiWordNet	0,273	0,529	0,640
SentiWortschatz	0,249	0,591	0,470
SentiWortschatz + SentiWordNet 3.0 + GN(0,8)	0,255	0,422	0,603
SentiWortschatz + SentiWordNet 3.0 + GN	0,255	0,423	0,602
SentiWordNet 3.0 + GN	0,237	0,449	0,515
SentiWordNet 3.0 + GN(0,8)	0,236	0,449	0,515

Tabelle 5-10: F-Maße für domänenunspezifische Stimmungswörterbücher

Dieses Werk ist copyrightgeschützt und darf in keiner Form vervielfältigt werden noch an Dritte weitergegeben werden.
Es gilt nur für den persönlichen Gebrauch.

5.3.1.2 Domänenspezifische Stimmungswörterbücher

Die Ergebnisse der domänenspezifischen Stimmungswörterbücher werden getrennt für diejenigen bestehend aus 1-Grammen (Kapitel 5.3.1.2.1), 2-Grammen (Kapitel 5.3.1.2.2) sowie deren Kombination (Kapitel 5.3.1.2.3) vorgestellt.

5.3.1.2.1 1-Gramme

Die Ergebnisse der automatisierten Klassifikation des Evaluationskorpus mit Hilfe der domänenspezifischen 1-Gramm-Stimmungswörterbücher sind in Abbildung 5-8 zusammengefasst. Die verschiedenen Wörterbuchversionen sind mit dem in ihnen enthaltenen Anteil an Worten auf der X-Achse dargestellt. Die Y-Achse gibt an, welche Klassifikationsgüte bei Anwendung der Wörterbücher erzielt wird. Das beste domänenspezifische Stimmungswörterbuch erreicht eine Klassifikationsgüte von 0,679. Dies bedeutet, dass der Wert der richtig klassifizierten Daten, gemessen am gesamten Korpus, um 8,71 % höher ist als der Wert des besten domänenunabhängigen Stimmungswörterbuchs. In dem besten domänenspezifischen Wörterbuch sind 20 % der am häufigsten vorkommenden Wörter jeder Stimmungskategorie enthalten. Das zweitbeste Stimmungswörterbuch umfasst 30 % der am häufigsten auftretenden Wörter jeder Kategorie. Die Klassifikationsgüte beträgt 0,676. Mit dem drittbesten Wörterbuch (25 % der am häufigsten auftretenden Wörter) beträgt die Klassifikationsgüte 0,666, wohingegen diese bei dem viertbesten (15 % der am häufigsten auftretenden Wörter) noch 0,663 beträgt.

Abbildung 5-8: Klassifikationsgenauigkeit der domänenspezifischen 1-Gramm-Stimmungswörterbücher

Ergebnisse von McNemar's Tests zeigen, dass die Unterschiede hinsichtlich der Klassifikationsgüte der drei besten Stimmungswörterbücher nicht signifikant sind. Erst beim Vergleich des besten Stimmungswörterbuchs mit dem viertbesten liegt das Signifikanzniveau unter 0,01, was stark signifikante Unterschiede impliziert. Demnach sollten Stimmungswörterbücher mit 20 % - 30 % der am häufigsten auftretenden Wörter für die automatisierte, domänenspezifische Stimmungsklassifikation verwendet werden. Die statistische Signifikanz könnte in praktischen Anwendungen nachrangig sein, da die maximale Differenz der domänenspezifischen Wörterbücher 4 % nicht überschreitet. Die Methode ist demzufolge sehr robust. Die Testergebnisse des besten Wörterbuchs verglichen mit denjenigen auf den Rängen zwei, drei und vier sind in Tabelle 5-11 zusammengefasst.

Dieses Werk ist copyrightgeschützt und darf in keiner Form vervielfältigt werden noch an Dritte weitergegeben werden.
Es gilt nur für den persönlichen Gebrauch.

Rang	Prozentsatz der im Wörterbuch aufgenommenen Wörter	Klassifikationsgüte	Signifikanzniveau
1	**20 %**	**0,6790**	**-**
2	30 %	0,6753	0,201
3	25 %	0,6654	1,000
4	15 %	0,6621	<0,01***

Tabelle 5-11: McNemar's Testergebnisse für das beste domänenspezifische Stimmungswörterbuch

Beim Betrachten der F-Maße fällt auf, dass die neutralen Tweets von jedem domänenspezifischen Stimmungswörterbuch am besten bewertet werden. Die negativen Texte folgen bis auf eine Ausnahme auf Rang zwei. Am schlechtesten lassen sich die positiven Texte automatisiert bewerten. Die F-Maße für die drei Stimmungskategorien jedes der 20 Wörterbücher sind in Tabelle 5-12 dargestellt.

Die Ergebnisse lassen sich leicht erklären. Da die Wörterbücher basierend auf einem Teil der Daten erstellt wurden, sind Kategorien mit vielen Daten wie z. B. die neutrale Kategorie umfangreich abgedeckt, wohingegen unterrepräsentierte Kategorien auch in den Wörterbüchern nur einen kleinen Anteil der Stichworte einnehmen. Dies resultiert in schlechteren F-Maßen bei der Bewertung. Je mehr Datensätze also für eine Kategorie zur Verfügung stehen, desto besser können Tweets dieser Kategorie mit Hilfe der Stimmungswörterbücher klassifiziert werden.

Prozentsatz der im Wörterbuch aufgenommenen Wörter	F-Maß (positiv)	F-Maß (neutral)	F-Maß (negativ)
5%	0,267	0,677	0,414
10%	0,349	0,674	0,372
15%	0,370	0,669	0,378
20%	0,405	0,676	0,412
25%	0,437	0,674	0,411
30%	0,372	0,672	0,407
35%	0,290	0,665	0,380
40%	0,277	0,662	0,373
45%	0,261	0,659	0,354
50%	0,260	0,658	0,344
55%	0,268	0,656	0,336
60%	0,269	0,652	0,318
65%	0,244	0,650	0,307
70%	0,236	0,650	0,306
75%	0,230	0,649	0,306
80%	0,249	0,650	0,304
85%	0,255	0,649	0,291
90%	0,251	0,648	0,285
95%	0,251	0,647	0,284
100%	0,239	0,645	0,273

Tabelle 5-12: F-Maße für domänenspezifische 1-Gramm-Stimmungswörterbücher

5.3.1.2.2 2-Gramme

In Abbildung 5-9 sind die Klassifikationsergebnisse, die mit Hilfe der 2-Gramm-Stimmungswörterbücher erzielt werden können, dargestellt. Auf der X-Achse ist der Prozentsatz der 2-Gramme, die im Stimmungswörterbuch enthalten sind, abgetragen. Die Y-Achse zeigt die Klassifikationsgüte an. Jede Linie

Dieses Werk ist copyrightgeschützt und darf in keiner Form vervielfältigt werden noch an Dritte weitergegeben werden.
Es gilt nur für den persönlichen Gebrauch.

bildet die Daten für eine in der Legende unterhalb des Koordinatensystems aufgelistete Grenze ab. Bei Stimmungswörterbüchern, welchen eine Grenze von null zugrunde gelegt ist, werden nur Tweets, die mit Hilfe der in Kapitel 5.2.1.1 vorgestellten Formel einen Wert von null erhalten, als neutral bewertet. Eine Grenze von 0,1 impliziert, dass Tweets mit berechneten Stimmungsindikatoren zwischen -0,1 und 0,1 als neutral bewertet werden.

Anhand der Abbildung wird deutlich, dass sich die Klassifikationsgüte tendenziell verbessert, wenn der prozentuale Anteil der am häufigsten vorkommenden 2-Gramme zunimmt. Lediglich beim Sprung von 30 % der berücksichtigten 2-Gramme zu 35 % ist ein deutlicher Rückgang der Klassifikationsgüte zu verzeichnen. Die besten Ergebnisse werden erzielt, wenn 100 % der identifizierten 2-Gramme zur automatisierten Textklassifikation und Grenzen von -0,1 bis 0,1 bzw. -0,2 bis 0,2 verwendet werden. In beiden Fällen beträgt die Klassifikationsgüte ca. 0,695. Im Vergleich zu den 0,679, welche mit 1-Gramm-Stimmungswörterbüchern in Kapitel 5.3.1.2.1 erzielt werden kann, ist dies eine Verbesserung von ca. 1,60 Prozentpunkten. Das drittbeste Stimmungswörterbuch enthält ebenfalls 100 % der 2-Gramme, jedoch werden bei diesem ausschließlich Tweets als neutral betrachtet, deren berechnete Polarität genau null ist. Mit Hilfe dieses Stimmungswörterbuchs wird eine Klassifikationsgüte von 0,695 erreicht.

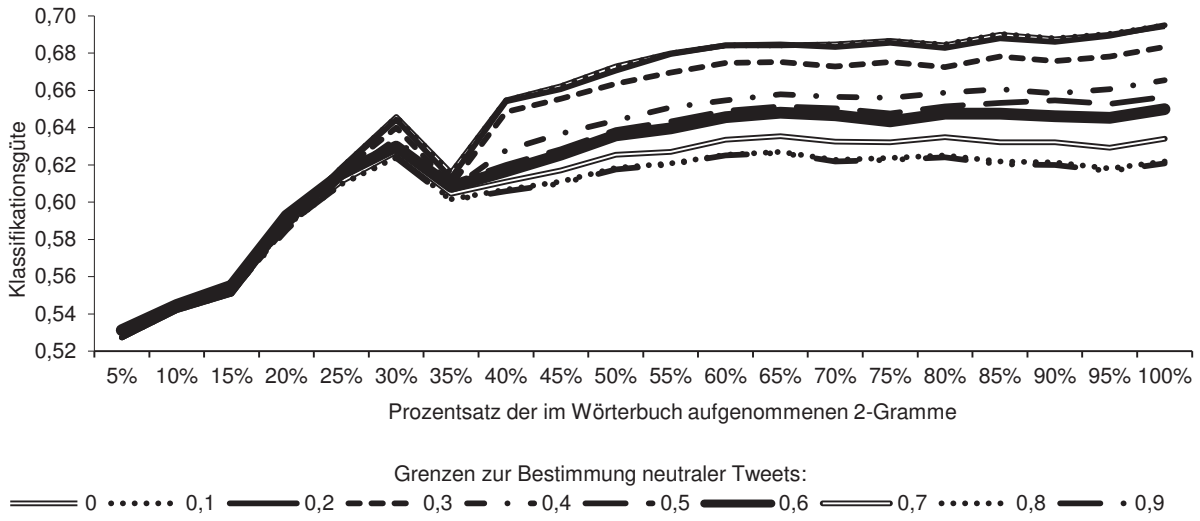

Abbildung 5-9: Klassifikationsgenauigkeit für domänenspezifische 2-Gramm-Stimmungswörterbücher

Um feststellen zu können, inwiefern sich signifikante Unterschiede zwischen den 2-Gramm-Stimmungswörterbüchern feststellen lassen, werden analog zum Vorgehen bei 1-Gramm-Stimmungswörterbüchern (Kapitel 5.3.1.2.1) McNemar's Tests durchgeführt. Im Rahmen der Tests wird das beste Stimmungswörterbuch mit den nachfolgenden verglichen. Da zwei Stimmungswörterbücher mit gleichem Klassifikationsergebnis auf Rang eins zu finden sind, werden diese zuerst miteinander verglichen. Das Ergebnis ist in der zweiten Zeile von Tabelle 5-13 zu sehen. Anhand des Signifikanzniveaus von 1,000 wird deutlich, dass sich diese beiden Wörterbücher nicht unterscheiden. In den folgenden Zeilen sind die Ergebnisse der weiteren McNemar's Tests abgebildet, im Rahmen derer das 100 % Stimmungswörterbuch mit den Grenzen -0,2 bis 0,2, welches eines der beiden besten ist, mit

Dieses Werk ist copyrightgeschützt und darf in keiner Form vervielfältigt werden noch an Dritte weitergegeben werden.
Es gilt nur für den persönlichen Gebrauch.

den nachfolgenden verglichen wird. Es sind alle folgenden Stimmungswörterbücher aufgelistet, bis beim Testen ein höchstsignifikanter Unterschied (P-Wert < 0,01) festgestellt werden konnte. Dieser Unterschied kann beim Stimmungswörterbuch an 26. Stelle nachgewiesen werden, welches in der letzten Zeile von Tabelle 5-13 angeführt ist. Sofern Stimmungswörterbücher gleiche Klassifikationsergebnisse erzielen, sind diese mit demselben Rang in der Tabelle angeführt. Da sich schwach signifikante Unterschiede aber bereits zum Stimmungswörterbuch an vierter Stelle nachweisen lassen, sollten ausschließlich die Stimmungswörterbücher auf den ersten drei Rängen berücksichtigt werden, da diese sehr ähnlich sind, wie anhand der Signifikanzniveaus von 1,000 nachvollzogen werden kann.

Rang	Prozentsatz der im Wörterbuch aufgenommenen 2-Gramme	Grenzen	Klassifikationsgüte	Signifikanzniveau
1	**100 %**	**-0,2-0,2**	**0,6950**	**-**
1	100 %	-0,1-0,1	0,6950	1,000
3	100 %	0	0,6945	1,000
4	95 %	-0,1-0,1	0,6903	0,078*
4	85 %	-0,1-0,1	0,6903	0,237
6	95 %	0	0,6898	0,043**
6	85 %	0	0,6898	0,185
8	95 %	-0,2-0,2	0,6894	0,162
9	90 %	-0,1-0,1	0,6879	0,025**
9	85 %	-0,2-0,2	0,6879	0,138
11	90 %	0	0,6875	0,015**
12	75 %	0	0,6865	0,114
12	75 %	-0,1-0,1	0,6865	0,114
14	90 %	-0,2-0,2	0,6861	0,035**
15	75 %	-0,2-0,2	0,6856	0,111
16	80 %	-0,1-0,1	0,6847	0,017**
16	70 %	0	0,6847	0,072*
16	70 %	-0,1-0,1	0,6847	0,072*
16	65 %	-0,2-0,2	0,6847	0,071*
20	80 %	0	0,6842	0,012**
20	65 %	0	0,6842	0,071*
20	65 %	-0,1-0,1	0,6842	0,071*
20	60 %	0	0,6842	0,102
20	60 %	-0,1-0,1	0,6842	0,102
20	60 %	0,2-0,2	0,6842	0,111
26	100 %	0,3-0,3	0,6833	<0,01***

Tabelle 5-13: McNemar's Testergebnisse für das beste Stimmungswörterbuch

Die F-Maße dieser 26 besten domänenspezifischen 2-Gramm-Stimmungswörterbücher sind in Tabelle 5-14 zusammengefasst. Erneut ist erkennbar, dass sich neutrale Tweets am besten automatisiert bewerten lassen. Auffällig ist weiterhin, dass sich negative Tweets bis auf wenige Ausnahmen besser bewerten lassen, als positive. Dieser Unterschied ist aber nicht so groß, wie bei den 1-Gramm-Stimmungswörterbüchern in Tabelle 5-12.

Dieses Werk ist copyrightgeschützt und darf in keiner Form vervielfältigt werden noch an Dritte weitergegeben werden.
Es gilt nur für den persönlichen Gebrauch.

Rang	F-Maß (positiv)	F-Maß (neutral)	F-Maß (negativ)
1	0,658	0,720	0,670
1	0,660	0,720	0,669
3	0,658	0,719	0,669
4	0,658	0,718	0,659
4	0,658	0,720	0,655
6	0,656	0,717	0,659
6	0,656	0,720	0,655
8	0,645	0,721	0,654
9	0,656	0,717	0,655
9	0,643	0,721	0,649
11	0,655	0,716	0,655
12	0,642	0,717	0,652
12	0,642	0,717	0,652
14	0,642	0,718	0,649
15	0,625	0,720	0,649
16	0,654	0,716	0,646
16	0,633	0,717	0,649
16	0,633	0,717	0,649
16	0,633	0,717	0,648
20	0,653	0,716	0,646
20	0,633	0,717	0,648
20	0,633	0,717	0,648
20	0,635	0,720	0,641
20	0,635	0,720	0,641
20	0,626	0,722	0,640
26	0,626	0,718	0,645

Tabelle 5-14: F-Maße für domänenspezifische 2-Gramm-Stimmungswörterbücher

5.3.1.2.3 Kombination von 1-Grammen und 2-Grammen

Um feststellen zu können, welches Verhältnis sich für die Zusammenführung der 1-Gramme und 2-Gramme am besten eignet, wird für jedes in Tabelle 5-6 aufgelistete Verhältnis das beste Klassifikationsergebnis ermittelt. Die Resultate sind in Tabelle 5-15 zusammengefasst. Die Verhältnisnummern in der ersten Zeile entsprechen denen in Tabelle 5-6. Das beste Verhältnis ergibt sich demnach, wenn 1-Gramme mit einem Gewichtungsfaktor von 1/5 und 2-Gramme mit einem Gewichtungsfaktor von 4/5 in die Berechnung des Stimmungsindikators einfließen. Weiterhin werden 100 % der verfügbaren 1-Gramme und 2-Gramme bei Grenzen von -0,1 bis 0,1 für neutrale Tweets verwendet. Die Klassifikationsgüte ist in diesem Fall ca. 0,7255. Verglichen mit dem besten 1-Gramm-Stimmungswörterbuch kann die Klassifikationsgüte um ca. 4,65 Prozentpunkte verbessert werden (Kapitel 5.3.1.2.1). Die Steigerung gegenüber dem besten 2-Gramm-Stimmungswörterbuch, welches eine Klassifikationsgenauigkeit von ca. 0,6950 erzielt, beträgt ca. 3,05 Prozentpunkte. Eine gleichzeitige Berücksichtigung von 1-Grammen und 2-Grammen ist demnach sinnvoll, da so bessere Klassifikationsergebnisse erzielt werden können. Auffällig ist zudem, dass der Prozentsatz der aufgenommenen 1-Gramme und 2-Gramme bei den besten Ergebnissen 20 % oder 30 % beträgt, sofern die 1-Gramme ein stärkeres Gewicht haben oder dieses ausgeglichen ist. Sobald die 2-Gramme stärker in den Stimmungsindikator einfließen, sollten ausschließlich 100 % der Einträge verwendet werden. Da bei alleiniger Berücksichtigung der 1-Gramme 20 % bis 30 % der Wörter ins Stimmungswörterbuch aufgenommen werden müssen, um

Dieses Werk ist copyrightgeschützt und darf in keiner Form vervielfältigt werden noch an Dritte weitergegeben werden.
Es gilt nur für den persönlichen Gebrauch.

ein bestmögliches Klassifikationsergebnis zu erzielen, und der Prozentsatz bei alleiniger Berücksichtigung der 2-Gramme 100 % beträgt, ist dies nachvollziehbar.

Verhältnisnr.	1	2	3	4	5	6	7	8	9
1-Gramme	5/6	4/5	3/4	2/3	1/2	1/3	1/4	1/5	1/6
2-Gramme	1/6	1/5	1/4	1/3	1/2	2/3	3/4	4/5	5/6
Klassifikationsgüte (Bestes Ergebnis)	0,7152	0,7128	0,7100	0,7138	0,7170	0,7222	0,7184	0,7255	0,7236
Prozentsatz der aufgenommenen 1- und 2-Gramme	30 %	20 %	30 %	30 %	30 %	100 %	100 %	100 %	100 %
Grenzen des besten Stimmungswörterbuchs	-0,1–0,1	-0,1–0,1	-0,1–0,1	-0,1–0,1	-0,1–0,1	-0,2-0,2	-0,2-0,2	-0,1–0,1	-0,1–0,1

Tabelle 5-15: Ergebnisse der Kombination von 1-Grammen und 2-Grammen

Die Ergebnisse sind in Abbildung 5-10 zudem graphisch dargestellt. Die Verhältnisnummern sind auf der X-Achse angegeben. Auf der Y-Achse ist die Klassifikationsgüte abgetragen. Anhand der Abbildung wird ersichtlich, dass die Klassifikationsgüte tendenziell ansteigt, wenn der Einfluss von 2-Grammen auf den Stimmungsindikator verstärkt wird, was deren Bedeutung für die automatisierte Stimmungsklassifikation verdeutlicht.

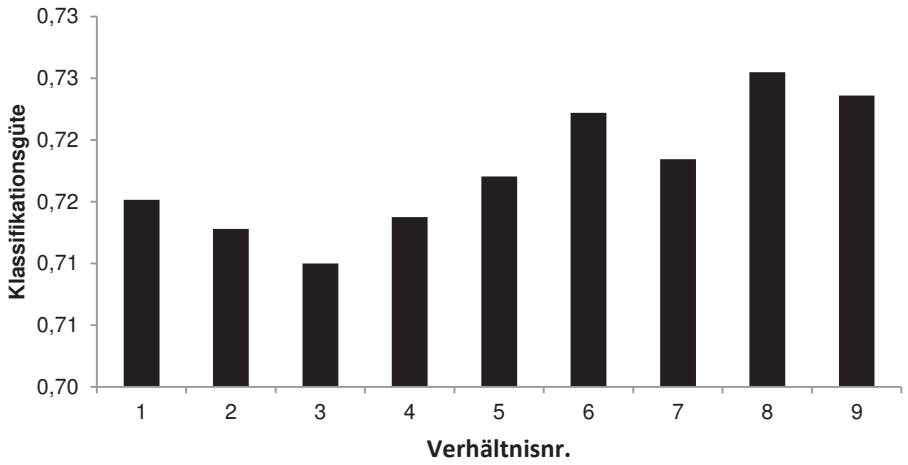

Abbildung 5-10: Beste Ergebnisse der Stimmungswörterbücher bestehend aus Kombination der 1- und 2-Gramme

Da nach Bekkerman/Allan (2003, S. 5) die Anzahl der 2-Gramme einen geringeren Anteil als die 1-Gramme im Stimmungswörterbuch darstellen sollte, wird im nächsten Schritt evaluiert, inwiefern diese Aussage zutreffend ist und inwieweit sich mit Hilfe dieser Vorgehensweise weiter verbesserte Klassifikationsgüten erzielen lassen. Bislang wurde ausschließlich das Gewicht, mit welchem 1-Gramme und 2-Gramme bei der Berechnung der Stimmungsindikatoren berücksichtigt werden, variiert. Der prozentuale Anteil der am häufigsten vorkommenden 1-Gramme und 2-Gramme war jedoch immer gleich.

Dieses Werk ist copyrightgeschützt und darf in keiner Form vervielfältigt werden noch an Dritte weitergegeben werden.
Es gilt nur für den persönlichen Gebrauch.

Um diesen Anteil zu variieren, wird jeweils dasjenige 1-Gramm und 2-Gramm Stimmungswörterbuch, welches bei alleiniger Anwendung die besten Ergebnisse erzielt, mit allen in 5 %-Schritten erstellten Listen der jeweils anderen Kategorie kombiniert. Die besten sind das 1-Gramm-Stimmungswörterbuch, in welchem 20 % der am häufigsten vorkommenden Wörter enthalten sind (Kapitel 5.3.1.2.1), und das 2-Gramm-Stimmungswörterbuch, welches 100 % der 2-Gramme umfasst (Kapitel 5.3.1.2.2). Die Stimmungsindikatoren werden auf Grundlage einer Gewichtung des 1-Gramm-Stimmungsindikators von 1/5 und des 2-Gramm-Stimmungsindikators von 4/5 berechnet, da dieses Verhältnis in der ersten Analyse das beste Klassifikationsergebnis erzielte. Weiterhin wird ein ausgeglichenes Verhältnis von 1/2 zu 1/2 getestet, um evaluieren zu können, ob die 2-Gramme weiterhin dominant bei der Berechnung des finalen Stimmungsindikators sein sollten. Es werden alle Grenzen in den bereits bekannten Schritten von 0,1 angewandt, innerhalb derer ein Tweet als neutral klassifiziert wird.

Die besten Ergebnisse für die Stimmungswörterbücher basierend auf 20 % der 1-Gramme bzw. 100 % der 2-Gramme für jeden der beiden Gewichtungsfaktoren, die beim Berechnen des Stimmungsindikators angewandt werden, sind in Tabelle 5-16 zusammengefasst. Die beste Klassifikationsgüte von 0,7499 wird demnach erzielt, wenn das Stimmungswörterbuch, welches 100 % der 2-Gramme enthält, mit demjenigen kombiniert wird, welches 5 % der 1-Gramme enthält. Hierbei fließen die basierend auf 1-Grammen berechneten Stimmungsindikatoren mit 1/5 in den endgültigen Stimmungsindikator ein, wohingegen die Stimmungsindikatoren der 2-Gramme mit 4/5 gewichtet sind. Weiterhin werden ausschließlich Tweets, deren berechneter Stimmungsindikator genau null ist, als neutral bewertet.

Anhand der Ergebnisse wird deutlich, dass 2-Gramme einen höheren Anteil an den Stimmungswörterbüchern einnehmen sollten, da dies in jedem der vier besten in Tabelle 5-16 dargestellten Stimmungswörterbücher der Fall ist. Dies ist konträr zu Ergebnissen von Bekkerman/Allan (2003), welche einen geringeren Anteil von 2-Grammen empfehlen. Da semantische Beziehungen in Tweets mit Hilfe von 2-Grammen wesentlich besser erfasst werden können, erscheint die stärkere Berücksichtigung dieser aber sinnvoll.

	Gewichtungsfaktor bei Berechnung der Stimmungspolarität	
	1-Gramme: 1/5; 2-Gramme: 4/5	1-Gramme : 1/2; 2-Gramme: 1/2
20 % Stimmungswörterbuch der 1-Gramme	**Bestes Ergebnis:** Klassifikationsgüte: 0,7335 60 % 2-Gramm-Stimmungswörterbuch Grenzen: 0	**Bestes Ergebnis:** Klassifikationsgüte: 0,7363 100 % 2-Gramm-Stimmungswörterbuch Grenzen: -0,1 – 0,1
100 % Stimmungswörterbuch der 2-Gramme	**Bestes Ergebnis:** Klassifikationsgüte: 0,7498 5 % 1-Gramm-Stimmungswörterbuch Grenzen: 0	**Bestes Ergebnis:** Klassifikationsgüte: 0,7489 5 % 1-Gramm-Stimmungswörterbuch Grenzen: -0,1 – 0,1

Tabelle 5-16: Beste Ergebnisse der Kombination von 1-Grammen und 2-Grammen bei unterschiedlichen prozentualen Anteilen der berücksichtigten Stimmungswörterbucheinträge

Alle Stimmungswörterbücher, die anteilig aus 1-Grammen und 2-Grammen bestehen, werden im nächsten Schritt mit Hilfe von McNemar's Test auf signifikante Unterschiede hin getestet. Hierbei wird, gleichsam wie beim Vorgehen in den Kapiteln 5.3.1.2.1 und 5.3.1.2.2, das beste Stimmungswörterbuch

Dieses Werk ist copyrightgeschützt und darf in keiner Form vervielfältigt werden noch an Dritte weitergegeben werden.
Es gilt nur für den persönlichen Gebrauch.

mit den nachfolgenden verglichen. Die höchste Klassifikationsgüte wird erzielt, wenn 5 % der am häufigsten vorkommenden 1-Gramme mit 100 % der identifizierten 2-Gramme kombiniert werden. Der Stimmungsindikator der 1-Gramme geht hierbei mit einem Gewicht von 1/5 in die finale Polarität der Tweets ein. Die 2-Gramme haben folgsam einen Gewichtungsfaktor von 4/5. Weiterhin werden ausschließlich Tweets, für welche sich ein Stimmungsindikator von genau null ergibt, als neutral betrachtet. Sobald der Stimmungsindikator kleiner bzw. größer als null ist, wird der Tweet als negativ und dementsprechend mit einem Stimmungsindikator von -1 bzw. 1 bewertet.

In Tabelle 5-17 ist eine Zusammenfassung der nachfolgenden Stimmungswörterbücher sowie der Ergebnisse der McNemar's Tests mit dem besten Stimmungswörterbuch abgebildet. Die Stimmungswörterbücher sind hierbei absteigend anhand der Klassifikationsgüte sortiert. Der Rang ist in der ersten Spalte der Tabelle angegeben. Sofern zwei Stimmungswörterbücher dieselbe Klassifikationsgüte aufweisen, sind diese mit identischem Rang angeführt. Neben den Charakteristika der Stimmungswörterbücher wie den inkludierten Prozentsätzen von 1-Grammen und 2-Grammen sowie deren Gewichtungsfaktoren sind auch die Grenzen, innerhalb derer ein Tweet als neutral klassifiziert wird, angegeben. Die Klassifikationsgüte und das Ergebnis der McNemar's Tests sind in den rechten Spalten einsehbar. Hierbei ist auffällig, dass sich das beste Stimmungswörterbuch von demjenigen auf Rang drei bereits hochsignifikant unterscheidet, da der P-Wert kleiner als 0,05 ist. Erst das letzte in der Tabelle aufgelistete Stimmungswörterbuch weist aber höchstsignifikante Unterschiede mit einem P-Wert kleiner als 0,01 auf.

Die Klassifikationsgüte des besten Stimmungswörterbuchs, welches sich aus 1-Grammen und 2-Grammen zusammensetzt, ist mit 0,7498 um 5,48 Prozentpunkte höher als diejenige des besten Stimmungswörterbuchs, welches ausschließlich basierend auf 2-Grammen generiert wurde und eine Klassifikationsgenauigkeit von 0,6950 erzielt. Im Vergleich zum besten 1-Gramm-Stimmungswörterbuch, für welches die Klassifikationsgenauigkeit 0,6790 beträgt, ist der Unterschied mit 7,08 Prozentpunkten noch größer. Demzufolge lässt sich auch mit Hilfe statistischer Methoden nachweisen, dass es ratsam ist, 1-Gramme und 2-Gramme für die automatisierte Stimmungsklassifikation von Textdaten, welche im vorliegenden Beispiel Tweets umfassen, zu kombinieren. Ergebnisse von Bekkerman/Allan (2003), welche implizieren, dass der Anteil der 2-Gramme bei kombinierten Wörterbüchern zur automatisierten Textklassifikation geringer als der Anteil der 1-Gramme sein sollte, konnten nicht bestätigt werden. Stattdessen werden höhere Klassifikationsgenauigkeiten erzielt, wenn die 2-Gramme gegenüber den 1-Grammen dominieren und semantische Beziehungen stärker im Wörterbuch repräsentiert sind.

Dieses Werk ist copyrightgeschützt und darf in keiner Form vervielfältigt werden noch an Dritte weitergegeben werden.
Es gilt nur für den persönlichen Gebrauch.

Rang	Prozentsatz der im Wörterbuch aufgenommenen 1-Gramme	Prozentsatz der im Wörterbuch aufgenommenen 2-Gramme	Gewichtungsfaktor 1-Gramme	Gewichtungsfaktor 2-Gramme	Grenzen	Klassifikationsgüte	Signifikanzniveau
1	**5 %**	**100 %**	**1/5**	**4/5**	**0**	**0,7498**	**-**
2	5 %	100 %	1/2	1/2	-0,1–0,1	0,7489	0,885
3	5 %	100 %	1/2	1/2	0	0,7466	0,039**
4	5 %	100 %	1/5	4/5	-0,1–0,1	0,7396	0,038**
5	20 %	100 %	1/2	1/2	-0,1–0,1	0,7363	0,051*
6	20 %	95 %	1/2	1/2	-0,1–0,1	0,7353	0,043**
7	20 %	85 %	1/2	1/2	-0,1–0,1	0,7344	0,036**
8	20 %	90 %	1/2	1/2	-0,1–0,1	0,7340	0,027**
9	20 %	60 %	1/5	4/5	0	0,7335	0,040**
10	20 %	100 %	1/5	4/5	-0,1–0,1	0,7330	0,018**
10	20 %	85 %	1/5	4/5	0	0,7330	0,012**
12	20 %	75 %	1/2	1/2	-0,1–0,1	0,7325	0,028**
12	20 %	65 %	1/2	1/2	-0,1–0,1	0,7325	0,033**
14	10 %	100 %	1/2	1/2	-0,1–0,1	0,7321	0,002***

Tabelle 5-17: McNemar's Testergebnisse für das beste Stimmungswörterbuch

Die F-Maße, welche mit Hilfe der in Tabelle 5-17 aufgelisteten Stimmungswörterbücher erzielt werden, sind in Tabelle 5-18 dargestellt. Das beste Stimmungswörterbuch, mit welchem die übrigen verglichen werden, ist in der ersten Zeile eingetragen. Anhand der F-Maße wird deutlich, dass ein Unterschied in der Klassifikationsqualität von neutralen und negativen Textbeiträgen im Gegensatz zu den F-Maßen der Stimmungswörterbücher, welche ausschließlich auf 1-Grammen oder 2-Grammen basieren, nicht unmittelbar erkennbar ist. Häufig ist das F-Maß für die negativen Tweets sogar höher als für die neutralen. Die Kombination von 1-Grammen und 2-Grammen führt also zu einer ausgeglichenen Klassifikationsqualität hinsichtlich der neutralen und negativen Tweets. Die F-Maße der positiven Textbeiträge fallen nach wie vor ab und sind deutlich schlechter als diejenigen der neutralen und negativen Kategorien. Dies deutet auf Defizite der Stimmungswörterbücher in dieser Kategorie hin.

Rang	F-Maß (positiv)	F-Maß (neutral)	F-Maß (negativ)
1	0,672	0,752	0,766
2	0,658	0,757	0,759
3	0,663	0,750	0,761
4	0,685	0,751	0,738
5	0,663	0,742	0,747
6	0,668	0,742	0,743
7	0,668	0,742	0,741
8	0,668	0,741	0,741
9	0,659	0,740	0,743
10	0,700	0,746	0,725
10	0,678	0,734	0,745
12	0,657	0,741	0,740
12	0,655	0,742	0,739
14	0,625	0,745	0,741

Tabelle 5-18: F-Maße für domänenspezifische Stimmungswörterbücher basierend auf Kombinationen von 1-Grammen und 2-Grammen

Dieses Werk ist copyrightgeschützt und darf in keiner Form vervielfältigt werden noch an Dritte weitergegeben werden.
Es gilt nur für den persönlichen Gebrauch.

5.3.2 Ergebnisse und Diskussion der Textdatenanalyse unter Verwendung von maschinellen Lernalgorithmen

Zuerst werden die Ergebnisse der T-Tests zwischen Klassifikationsgüten sowie Modellberechnungszeit und Evaluationsberechnungszeit der einzelnen Vorverarbeitungsschritte sowie der maschinellen Lernalgorithmen in jeweils eigenständigen Kapiteln präsentiert. Anschließend erfolgt der Vergleich der zehn besten Klassifizierer, die sich aus den einzelnen Schritten zusammensetzen, mit Hilfe von McNemar's Test in Kapitel 5.3.2.5.

5.3.2.1 Merkmalsextraktion

Die Genauigkeiten aller Klassifizierer sind in den Box Plots in Abbildung 5-11 differenziert nach Merkmalsextraktionstechniken zusammengefasst. Der Median der Klassifikationsgenauigkeiten einer Technik (Bag-of-Words: $\tilde{x}$ 0,85, N-Gramme: $\tilde{x}$ 0,71, Nominalphrasen: $\tilde{x}$ 0,77) ist mit Hilfe der durchgehenden, horizontalen Linien in dem jeweiligen Box Plot dargestellt. Die Mittelwerte (Bag-of-Words: Ø 0,81, N-Gramme: Ø 0,72, Nominalphrasen: Ø 0,72) sind durch die Wellenlinien repräsentiert. Innerhalb der Boxen sind 50 % der Werte abgebildet. Die vertikalen Linien sind im Maximum 1,5-mal so lang wie die Boxen und enden an dem am weitesten entfernten Datenpunkt innerhalb der Distanz. Noch weiter entfernte Werte werden als Ausreißer durch Kreise kenntlich gemacht (Field 2009, 99 ff.). In dem Box Plot der N-Gramme überlappen sich Median und Mittelwert, sodass nur eine durchgehende Linie sichtbar ist. Wie in den Box Plots ersichtlich, ist der Mittelwert für den Bag-of-Words Algorithmus am höchsten. Anhand der deskriptiven Analyse ist daher davon auszugehen, dass dieser Algorithmus bei der Stimmungsklassifikation von deutschsprachigen Tweets gegenüber den Alternativen Vorteile bietet.

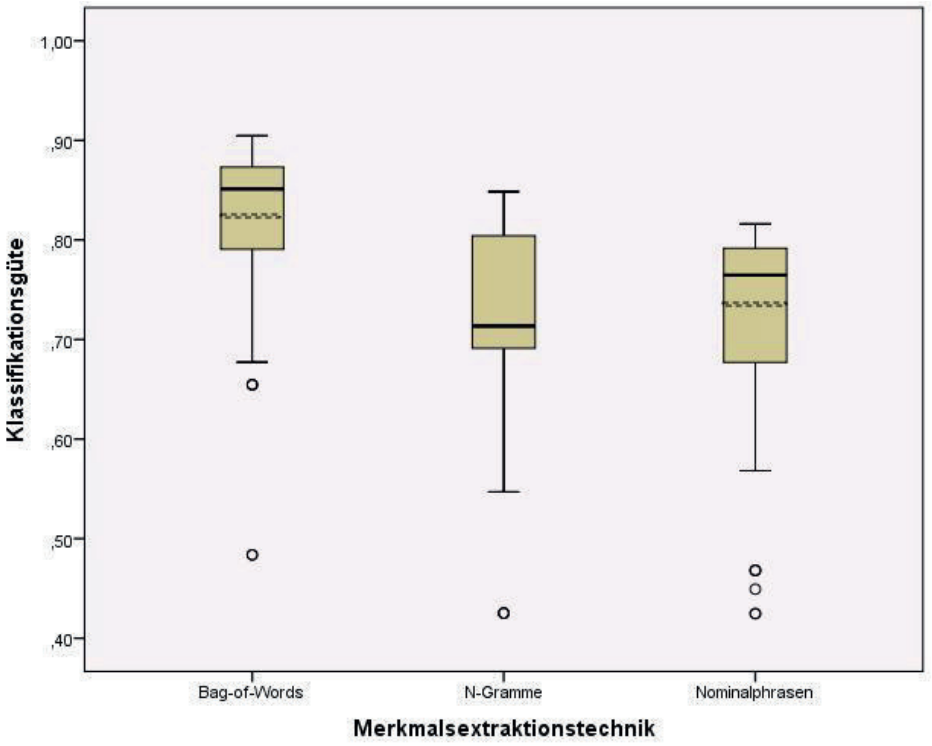

Abbildung 5-11: Box Plots der Klassifikationsgüte für Merkmalsextraktionstechniken

Dieses Werk ist copyrightgeschützt und darf in keiner Form vervielfältigt werden noch an Dritte weitergegeben werden.
Es gilt nur für den persönlichen Gebrauch.

Um zu evaluieren, ob sich signifikante Unterschiede hinsichtlich der Mittelwerte feststellen lassen, sind in Tabelle 5-19 die Ergebnisse der T-Tests einsehbar. Es ist erkennbar, dass sich mit dem Bag-of-Words Algorithmus signifikant bessere Ergebnisse erzielen lassen als mit N-Grammen oder Nominalphrasen. Die Vermutung der deskriptiven Auswertung, dass der Bag-of-Words Algorithmus den anderen Alternativen überlegen ist, lässt sich demzufolge bestätigen. Ein signifikanter Unterschied zwischen Nominalphrasen und N-Grammen kann nicht festgestellt werden. In Tabelle 5-19 sind die Verfahren nach Mittelwert der Klassifikationsgüte sortiert aufgelistet. Diese Sortiermethode wird auch in den folgenden Kapiteln angewandt.

Merkmalsextraktionstechnik	**Bag-of-Words** Ø 0.81/σ 0.09	**Nominalphrasen** Ø 0.72/σ 0.10
Nominalphrasen Ø 0.72/σ 0.09	<0,01***	
N-Gramme Ø 0.72/σ 0.10	<0,01***	0,96

Tabelle 5-19: T-Tests der Klassifikationsgüte für Merkmalsextraktionstechniken

Ergebnisse von Hagenau et al. (2013, S. 693) zeigen, dass N-Gramme und Nominalphrasen bessere Resultate liefern, wenn diese auf längere Texte angewendet werden. Der Bag-of-Words Algorithmus ist den Alternativen in diesem Fall unterlegen und erzielt Genauigkeiten von ca. 0,67 wohingegen die N-Gramme bis zu 0,96 und die Nominalphrasen bis zu 0,79 erreichen. In Bezug auf kurze Texte wie z. B. die analysierten Tweets eignen sich Nominalphrasen und N-Gramme offensichtlich aufgrund der limitierten Zeichenanzahl und daraus resultierenden wenigen Merkmale schlechter für die Analyse, was durch die Ergebnisse veranschaulicht wird.

In Bezug auf die MBZ und EBZ kann nur ein einziger schwach signifikanter Unterschied festgestellt werden. Die MBZ für Nominalphrasen ist signifikant kürzer als die für N-Gramme. Anhand der hohen Standardabweichungen (σ) wird deutlich, dass die Streuung der Datenpunkte sehr stark ist. Der Mittelwert ist demnach kein sehr gutes Maß, um Rückschlüsse hinsichtlich der MBZ und EBZ zuzulassen (Field 2009, S. 38). Die Ergebnisse dieser T-Tests sind in Tabelle 5-20 zusammengefasst. Für praktische Anwendungen, in denen die Berechnungszeiten von hoher Bedeutung sind, bedeutet dies, dass die Auswahl einer Merkmalsextraktionstechnik unerheblich ist.

Merkmalsextraktionstechnik	**Bag-of-Words** MBZ: Ø 1205.12 Sek./σ 2138.19 EBZ: Ø 14.27/σ 37.56	**Nominalphrasen** MBZ: Ø 814.56 Sek./σ 1521.86 EBZ: Ø 10,19 Sek./σ 27.05
Nominalphrasen MBZ: Ø 814.56 Sek./σ 1521.86 EBZ: Ø 10,19 Sek./σ 27.05	MBZ: 0.21 EBZ: 0.46	
N-Gramme MBZ: Ø 1445.94 Sek./σ 2138.19 EBZ: Ø 17.75 Sek./σ 49.04	MBZ: 0.53 EBZ: 0.63	MBZ: 0.07* EBZ: 0.25

Tabelle 5-20: T-Tests der MBZ und EBZ für Merkmalsextraktionstechniken

5.3.2.2 Dimensionsreduktion

Anhand der Box Plots für Dimensionsreduktionstechniken lassen sich nur wenige Unterschiede erkennen (Abbildung 5-12). Mittelwerte, Standardabweichungen und Mediane der Alternativen liegen nah

Dieses Werk ist copyrightgeschützt und darf in keiner Form vervielfältigt werden noch an Dritte weitergegeben werden.
Es gilt nur für den persönlichen Gebrauch.

beieinander, wobei das einfache Transformieren/Filtern die besten Ergebnisse erzielt (Transformation/Filtern: Ø 0,77, σ 0,10, x̃ 0,79; Top-1000-Features: Ø 0,74, σ 0,11, x̃ 0,76; Minimum Occurence: Ø 0,75, σ 0,11, x̃ 0,77). Ein erkennbarer Unterschied ist, dass die Datenpunkte eine leicht erhöhte Streuung aufweisen, sofern das Kriterium des minimalen Auftretens oder ausschließlich die Top-1000-Merkmale berücksichtigt werden. Dies wird anhand der vertikalen Linien deutlich, die länger sind als beim Transformieren/Filtern.

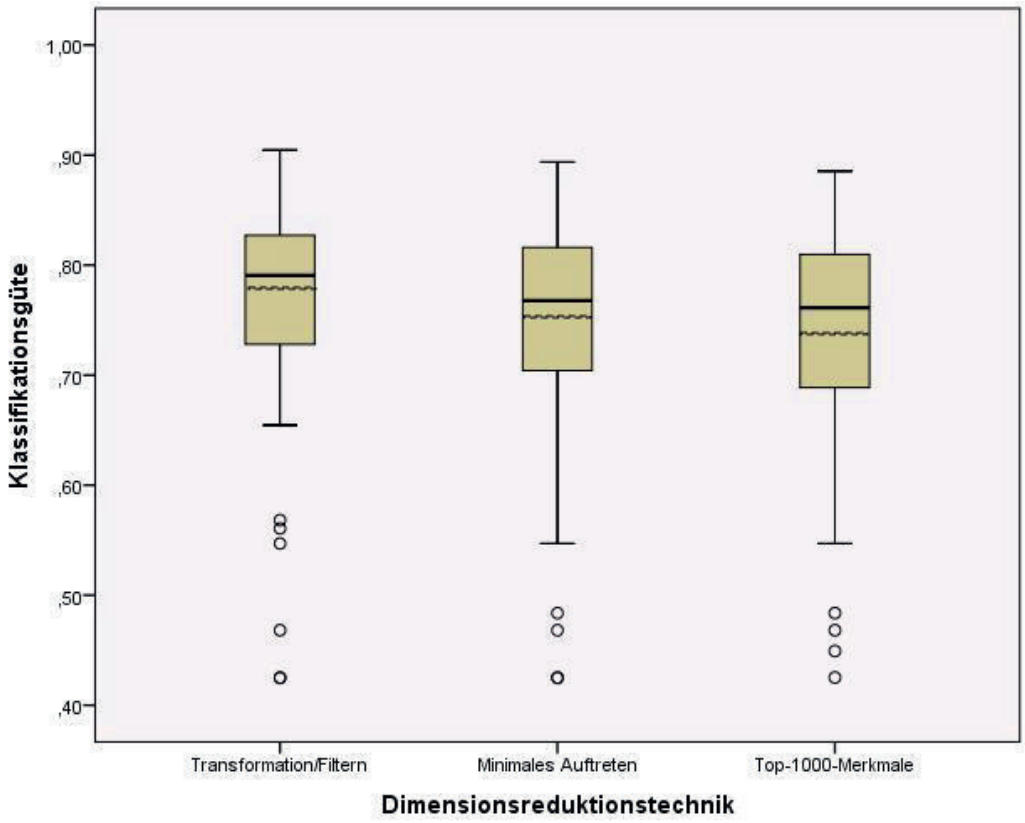

Abbildung 5-12: Boxplots der Klassifikationsgüte für Dimensionsreduktionstechniken

Die T-Tests zeigen zudem, dass sich anhand der Mittelwerte der Dimensionsreduktionstechniken keine signifikanten Unterschiede erkennen lassen (Tabelle 5-21). Hierbei ist zu beachten, dass die Schritte zum Transformieren/Filtern in jedem Klassifizierer angewandt werden, da deren positiver Einfluss auf die Resultate von automatisierten Textklassifikationen mit Hilfe von maschinellen Lernalgorithmen bereits hinreichend belegt ist (Nassirtoussi et al. 2014, S. 7659). Das Anwenden der weiteren Dimensionsreduktionstechniken erfolgt immer zusätzlich.

Dimensionsreduktionstechnik	**Transformation/Filtern** Ø 0,77./σ 0,10	**Minimales Auftreten** Ø 0,75/σ 0,11
Minimales Auftreten Ø 0,75/σ 0,11	0.33	
Top-1000-Merkmale Ø 0,74/σ 0,11	0.14	0.64

Tabelle 5-21: T-Tests der Klassifikationsgüte für Dimensionsreduktionstechniken

Hinsichtlich des Kriteriums des minimalen Auftretens erzielen Schumaker/Chen (2009, S. 16) eine Klassifikationsgenauigkeit von 0,57, wohingegen Butler/Keselj (2009, S. 10) 0,68 kommunizieren. Die

Dieses Werk ist copyrightgeschützt und darf in keiner Form vervielfältigt werden noch an Dritte weitergegeben werden.
Es gilt nur für den persönlichen Gebrauch.

im vorliegenden Experiment erzielte Klassifikationsgenauigkeit ist 0,77, was über den Werten der anderen Quellen liegt. Die Abweichungen könnten aufgrund der unterschiedlichen Textkorpora zustande kommen. Insbesondere Tasci/Güngör (2013) zeigen, dass der Textkorpus einen großen Einfluss auf die Evaluationskennzahlen hat.

Die MBZ weist keine signifikanten Variationen auf, wohingegen sich die EBZ signifikant verändert, sofern nicht ausschließlich das Transformieren/Filtern angewendet wird. Eine über das Transformieren/Filtern hinausgehende Dimensionsreduktion kann daher sinnvoll sein, wenn die Klassifikationsgeschwindigkeit eine hohe Priorität hat. Nichtsdestotrotz unterliegen die Mittelwerte aller Techniken großen Schwankungen. Dies wird beim Betrachten der Standardabweichung deutlich, die immer ca. das Doppelte des Mittelwertes beträgt. Dies bedeutet, dass der Mittelwert keine gute Kennzahl zum Vergleichen der MBZ und EBZ ist und Aussagen diesbezüglich wage sind (Field 2009, S. 38). Mittelwerte, Standardabweichungen und die P-Werte der T-Tests für die MBZ und EBZ aller Kombinationen der Dimensionsreduktionstechniken sind in Tabelle 5-22 dargestellt.

Dimensionsreduktionstechnik	**Transformation/Filtern** MBZ: Ø 1465,36 Sek./σ 2287,22 EBZ: Ø 27,40 Sek./σ 61,44	**Minimales Auftreten** MBZ: Ø 916,39 Sek./σ 1751,55 EBZ: Ø 7,38 Sek./σ 15,97
Minimales Auftreten MBZ: Ø 916,39 Sek./σ 1751,55 EBZ: Ø 7,38 Sek./σ 15,97	MBZ: 0,11 EBZ: <0,01***	
Top-1000-Merkmale MBZ: Ø 1083,87 Sek./σ 2178,41 EBZ: Ø 7,45 Sek./σ 16,59	MBZ: 0,31 EBZ: <0,01***	MBZ: 0,61 EBZ: 0,98

Tabelle 5-22: T-Tests der MBZ und EBZ für Dimensionsreduktionstechniken

5.3.2.3 Merkmalsrepräsentation

Die Klassifikationsgüte für die Chi-Quadrat-basierte, binäre und TF * IDF-basierte Merkmalsrepräsentation zeigt ähnliche Box Plots hinsichtlich der Mittelwerte, Standardabweichungen und Mediane (Chi-Quadrat: Ø 0,79, σ 0,07, $\tilde{x}$ 0,80; Binär: Ø 0,78, σ 0,07, $\tilde{x}$ 0,79; TF * IDF: Ø 0,77, σ 0,07, $\tilde{x}$ 0,77). Das Box Plot für den IG weicht hingegen negativ ab (Ø 0,67, σ 0,15, $\tilde{x}$ 0,68). Die Streuung der Werte ist zudem sehr viel größer. Die IG-basierte Merkmalsrepräsentation erscheint nach der deskriptiven Auswertung demnach nicht ratsam.

Die Ergebnisse der T-Tests bestätigen die Schlussfolgerung der deskriptiven Datenanalyse. Ausschließlich der IG-basierte Ansatz ist signifikant schlechter als die übrigen (Tabelle 5-23). Ansonsten lassen sich keine signifikanten Unterschiede feststellen.

Dieses Werk ist copyrightgeschützt und darf in keiner Form vervielfältigt werden noch an Dritte weitergegeben werden.
Es gilt nur für den persönlichen Gebrauch.

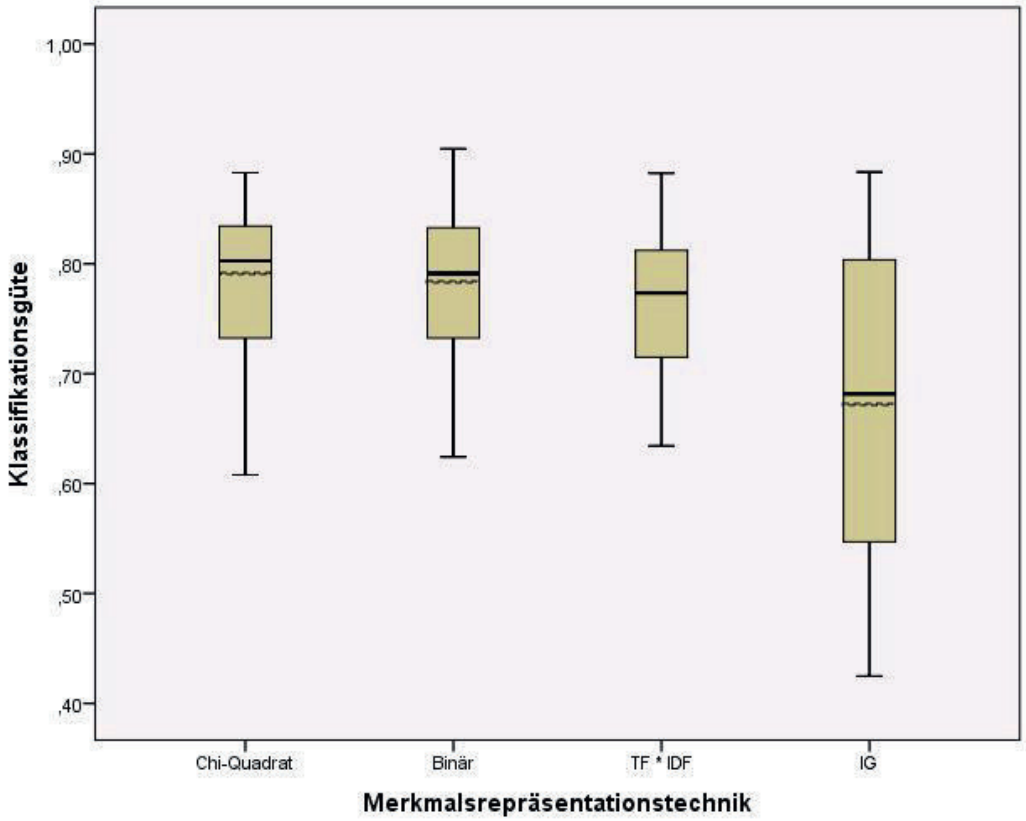

Abbildung 5-13: Box Plots der Klassifikationsgüte für Merkmalsrepräsentationstechniken

Die vorliegenden Resultate übertreffen diejenigen von Schumaker et al. (2012, S. 362), die eine Klassifikationsgenauigkeit von 0,59 mit Hilfe der binären Merkmalsrepräsentation erzielen. Tasci/Güngör (2013) experimentieren mit der TF * IDF-Metrik, dem Chi-Quadrat-Ansatz sowie der IG-Technik. Ansätze basierend auf dem IG sind allerdings besser als Chi-Quadrat-basierte. Weiterhin arbeiten die Autoren heraus, dass die Klassifikationsgüte stark von dem Textkorpus abhängig ist.

Merkmalsrepräsentationstechnik	**Chi-Quadrat** Ø 0,79/σ 0,07	**Binär** Ø 0,78/σ 0,07	**TF * IDF** Ø 0,77/σ 0,07
Binär Ø 0,78/σ 0,07	0,69		
TF * IDF Ø 0,77/σ 0,07	0,30	0,53	
IG Ø 0,67/σ 0,15	<0,01***	<0,01***	<0,01***

Tabelle 5-23: T-Tests der Klassifikationsgüte für Merkmalsrepräsentationstechniken

Die MBZ und EBZ lassen keine signifikanten Unterschiede erkennen. Die Standardabweichungen schwanken zudem um ca. das Doppelte des Mittelwertes. Dies deutet darauf hin, dass die MBZ und EBZ nicht gut durch die Mittelwerte repräsentiert werden können. Unterschiedliche Merkmalsrepräsentationstechniken beeinflussen die automatisierte Stimmungsanalyse im Anwendungsgebiet der Bonitätsprüfung auf Basis von Daten aus sozialen Medien hinsichtlich der Berechnungszeiten demnach nicht. Die Auswahl des Verfahrens zur Merkmalsrepräsentation für praktische Anwendungen ist daher nachrangig, sofern die Berechnungszeiten wichtig sind. Die Ergebnisse sind in Tabelle 5-24 zusammengefasst.

Dieses Werk ist copyrightgeschützt und darf in keiner Form vervielfältigt werden noch an Dritte weitergegeben werden.
Es gilt nur für den persönlichen Gebrauch.

Merkmalsrepräsentationstechnik	Chi-Quadrat MBZ: Ø 1142,59 Sek./σ 2116,27 EBZ: Ø 14,10 Sek./σ 39,22	Binär MBZ: Ø 1415,53 Sek./σ 2271, 66 EBZ: Ø 13,97 Sek./σ 39,26	TF * IDF MBZ: Ø 1203,54 Sek./σ 2127,73 EBZ: Ø 14,01 Sek./σ 39,06
Binär MBZ: Ø 1415,53 Sek./σ 2271, 66 EBZ: Ø 13,97 Sek./σ 39,26	MBZ: 0,52 EBZ: 0,99		
TF * IDF MBZ: Ø 1203,54 Sek./σ 2127,73 EBZ: Ø 14,01 Sek./σ 39,06	MBZ: 0,88 EBZ: 0,99	MBZ: 0,62 EBZ: 0,96	
IG MBZ: Ø 859,18 Sek./σ 1833,84 EBZ: Ø 14,22 Sek./σ 39,05	MBZ: 0,46 EBZ: 0,99	MBZ: 0,16 EBZ: 0,97	MBZ: 0,37 EBZ: 0,98

Tabelle 5-24: T-Tests der MBZ und EBZ für Merkmalsrepräsentationstechniken

5.3.2.4 Maschinelle Lernalgorithmen

Die Box Plots des Regressionsalgorithmus und des Naive Bayes zeigen außergewöhnliche Verteilungen der Klassifikationsgüte, sofern sie mit den übrigen maschinellen Lernalgorithmen verglichen werden. Die Werte für den Regressionsalgorithmus liegen sehr nah beisammen. Sie reichen von 0,79 bis 0,88 bei einem Mittelwert von 0,84, einer Standardabweichung von 0,03 und einem Median von 0,82. Deskriptiv betrachtet eignet sich die Regressionsanalyse daher am besten, um die Twitterdaten zu klassifizieren. Der Naive Bayes (Ø 0,66, σ 0,09, $\tilde{x}$ 0,67) weist die schlechtesten Werte auf. Der Entscheidungsbaum (Ø 0,78, σ 0,07, $\tilde{x}$ 0,78), K-NN (Ø 0,76, σ 0,06, $\tilde{x}$ 0,75), die SVM (Ø 0,74, σ 0,17, $\tilde{x}$ 0,80) und die kombinierten Algorithmen (Ø 0,73, σ 0,10, $\tilde{x}$ 0,74) haben ähnliche Box Plots. Eine Besonderheit bei der SVM ist, dass diese sowohl den besten als auch den schlechtesten Einzelwert aufweist. Alle Box Plots sind in Abbildung 5-14 dargestellt.

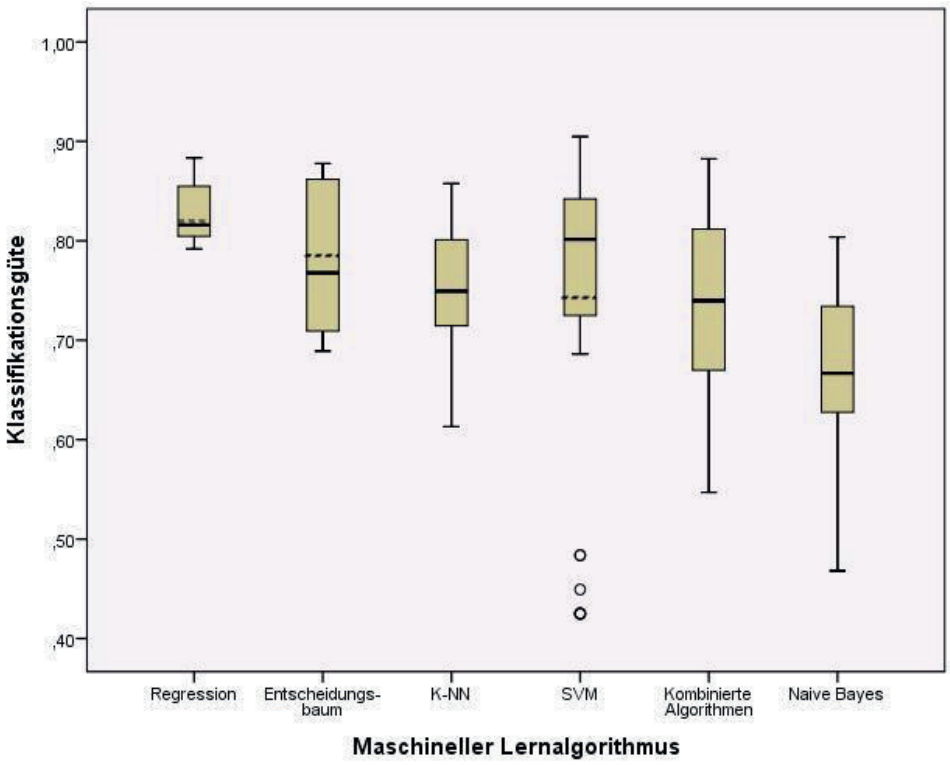

Abbildung 5-14: Box Plots der Klassifikationsgüte für maschinelle Lernalgorithmen

Dieses Werk ist copyrightgeschützt und darf in keiner Form vervielfältigt werden noch an Dritte weitergegeben werden.
Es gilt nur für den persönlichen Gebrauch.

Auch anhand der T-Tests wird bestätigt, dass der Regressionsalgorithmus die besten Ergebnisse erzielt. Dieser ist signifikant besser als alle übrigen maschinellen Lernalgorithmen, wohingegen der Naive Bayes signifikant schlechter ist. Während der weiteren Tests konnte mit schwacher Signifikanz nachgewiesen werden, dass der Entscheidungsbaum im Mittel eine höhere Klassifikationsgüte als der K-NN sowie die kombinierten Algorithmen vorweist. Die weiteren Vergleiche mit Hilfe der T-Tests waren nicht signifikant, wie Tabelle 5-25 zu entnehmen ist.

Maschinelle Lernalgorithmen	**Regression** Ø 0,83/σ 0,03	**Entscheidungsbaum** Ø 0,78/σ 0,07	**K-NN** Ø 0,76/σ 0,06	**SVM** Ø 0,74/σ 0,17	**Kombinierte Algorithmen** Ø 0,73/σ 0,10
Entscheidungsbaum Ø 0,78/σ 0,07	<0,01***				
K-NN Ø 0,76/σ 0,06	<0,01***	0,15*			
SVM Ø 0,74/σ 0,17	<0,01***	0,16	0,47		
Kombinierte Algorithmen Ø 0,73/σ 0,10	<0,01***	0,03*	0,23	0,95	
Naïve Bayes Ø 0,66/σ 0,09	<0,01***	<0,01***	<0,01***	<0,02**	<0,01***

Tabelle 5-25: T-Tests der Klassifikationsgüte für maschinelle Lernalgorithmen

Vorangegangene Forschungsvorhaben bringen zum Teil konträre Erkenntnisse hervor. Wuthrich et al. (1998, S. 4) zum Beispiel erzielen Klassifikationsgenauigkeiten von bis zu 0,53 mit Hilfe des K-NN und 0,42 bei Anwendung von Regressionsalgorithmen. Die unterschiedliche Datenbasis kann auch hier als Erklärungsansatz aufgegriffen werden. Wuthrich et al. (1998, S. 2) greifen auf Artikel zurück, die von führenden Finanzzeitungen im Internet veröffentlicht werden. Die Artikel unterscheiden sich hinsichtlich Länge und Informationsgehalt von dem in dieser Studie verwendeten Datensatz.

Groth/Muntermann (2011, S. 686) hingegen erzielen eine maximale Klassifikationsgüte von 0,76 mit Hilfe eines Naive Bayes Algorithmus, wohingegen der K-NN und die SVM die gleiche maximale Klassifikationsgüte von 0,79 vorweisen können. Die Autoren schlussfolgern weiter, dass die SVM die einzige Methode ist, die mehr als einmal signifikant besser als der Naive Bayes ist (Groth/Muntermann 2011, S. 689). Die schlechten Ergebnisse des Naive Bayes können anhand der vorliegenden Studie bestätigt werden. Der K-NN und die SVM erzielen ähnliche Evaluationskennzahlen, wobei der K-NN etwas besser ist (Tabelle 5-25). Die Ergebnisse von Groth/Muntermann (2011) hinsichtlich der Einordnung der maschinellen Lernalgorithmen sind dennoch ähnlich mit den vorliegenden. Regressionsalgorithmen, Entscheidungsbäume sowie kombinierte Algorithmen werden von den Autoren nicht betrachtet, sodass ein Vergleich nicht möglich ist.

Die MBZ und EBZ variieren mit einer Ausnahme signifikant bei jedem Vergleich der Algorithmen. Die SVM und der Naive Bayes unterscheiden sich hinsichtlich der Berechnungszeiten nicht signifikant voneinander, wie Tabelle 5-26 zu entnehmen ist. Der Regressionsalgorithmus, der hinsichtlich der Klassifikationsgüte die besten Ergebnisse erzielt, ist auch am ressourcenintensivsten, sodass er die längste MBZ (Ø 4874,08 Sek.) benötigt. Darauf folgen der Entscheidungsbaum (Ø 1839,31 Sek.), der K-NN (Ø 161,17 Sek.) sowie der kombinierte Ansatz (Ø 35,26 Sek.). Der Naive Bayes, der signifikant schlechter als die Alternativen ist, sofern die Klassifikationsgüte betrachtet wird, ist bei der Modellberechnung am effizientesten (Ø 10,23 Sek.). Dieser Algorithmus ist für die automatisierte Textdatenklassifizierung im Anwendungsgebiet der Bonitätsprüfung auf Basis von Textdaten aus sozialen Medien

Dieses Werk ist copyrightgeschützt und darf in keiner Form vervielfältigt werden noch an Dritte weitergegeben werden.
Es gilt nur für den persönlichen Gebrauch.

daher nur zu empfehlen, wenn die Modellberechnungszeit ein wichtiger Faktor ist und z. B. neue Daten möglichst frühzeitig in den Trainingsdatensatz aufgenommen werden sollen.

Die Berechnung des Evaluationskorpus und damit die Bewertung neuer Textdaten erfolgt anhand der in Kapitel 5.2.1.2 erläuterten Hardwarespezifikation mit Hilfe des K-NN am langsamsten (Ø 81,14 Sek.), gefolgt von dem kombinierten Ansatz (Ø 1,15 Sek.), dem Entscheidungsbaum (Ø 0,93 Sek.), der SVM (Ø 0,78 Sek.), dem Naive Bayes (Ø 0,44 Sek.) und der Regressionsanalyse (Ø 0,29 Sek.). Die Regressionsanalyse, die ebenfalls die besten Ergebnisse bei der Klassifikationsgüte erzielt, ist demnach auch am effizientesten bei der Klassifikation neuer Daten, weshalb diese für die meisten Anwendungsfälle zu favorisieren ist. Nur falls die Modellberechnung häufig und zeitnah erfolgen muss, weist der Algorithmus Nachteile auf, da er hier die längste Zeit benötigt.

Maschinelle Lernalgorithmen	**Regression** MBZ: Ø 4874,08 Sek./σ 2309,97 EBZ: Ø 0,29 Sek./σ 0,30	**Entscheidungsbaum** MBZ: Ø 1839,31 Sek./σ 1318,85 EBZ: Ø 0,93 Sek./σ 0,61	**K-NN** MBZ: Ø 161,17 Sek./σ 68,29 EBZ: Ø 81,14 Sek./σ 61,06	**SVM** MBZ: Ø 11,20 Sek./σ 3,36 EBZ: Ø 0,78 Sek./σ 0,31	**Kombinierte Algorithmen** MBZ: Ø 35,26 Sek./σ 14,03 EBZ: Ø 1,51 Sek./σ 0,58
Entscheidungsbaum MBZ: Ø 1839,31 Sek./σ 1318,85 EBZ: Ø 0,93 Sek./σ 0,61	MBZ: <0,01*** EBZ: <0,01***				
K-NN MBZ: Ø 161,17 Sek./σ 68,29 EBZ: Ø 81,14 Sek./σ 61,06	MBZ: <0,01*** EBZ: <0,01***	MBZ: <0,01*** EBZ: <0,01***			
SVM MBZ: Ø 11,20 Sek./σ 3,36 EBZ: Ø 0,78 Sek./σ 0,31	MBZ: <0,01*** EBZ: <0,01***	MBZ: <0,01*** EBZ: <0,01***	MBZ: <0,01*** EBZ: <0,01***		
Kombinierte Algorithmen MBZ: Ø 35,26 Sek./σ 14,03 EBZ: Ø 1,51 Sek./σ 0,58	MBZ: <0,01*** EBZ: <0,01***	MBZ: <0,01*** EBZ: <0,01***	MBZ: <0,01*** EBZ: <0,01***	MBZ: <0,01*** EBZ: <0,01***	
Naïve Bayes MBZ: Ø 10,23 Sek./σ 9,67 EBZ: Ø 0,44 Sek./σ 0,75	MBZ: <0,01*** EBZ: <0,01***	MBZ: <0,01*** EBZ: <0,01***	MBZ: <0,01*** EBZ: <0,01***	MBZ: 0,57 EBZ: 0,42	MBZ: <0,01*** EBZ: <0,01***

Tabelle 5-26: T-Tests der MBZ und EBZ für maschinelle Lernalgorithmen

5.3.2.5 Kombination der Schritte zur Datenanalyse

Im Folgenden werden Klassifizierer, die sich aus einer Kombination von jeweils einer Alternative der Merkmalsauswahl, Dimensionsreduktion, Merkmalsrepräsentation und maschinellen Lernalgorithmen zusammensetzen, verglichen. Die Klassifikationsgüte reicht von 42,47 % im schlechtesten Fall bis 90,47 % im besten. Dies zeigt, dass alle Klassifizierer bessere Ergebnisse erzielen als eine zufällige Klassifikation, die eine Genauigkeit von 1/3 (ca. 33,3 %) hätte. Die zehn besten Klassifizierer sind in Tabelle 5-27 absteigend sortiert aufgelistet anhand der Klassifikationsgüte. Nach der ersten Spalte, in welcher der Rang der Kombinationen notiert ist, sind die angewandten Techniken in den Schritten Merkmalsextraktion, Dimensionsreduktion, Merkmalsrepräsentation sowie der maschinelle Lernalgorithmus dargestellt. Daraufhin folgen die Klassifikationsgüte sowie die MBZ und EBZ in Sekunden. In der Tabelle ist die Klassifikationsgüte mit vier Nachkommastellen angegeben, da sich die Unterschiede mancher Kombinationen erst hier erkennen lassen. In den folgenden Ausführungen wird die Klassifikationsgüte mit drei Nachkommastellen angegeben, da die meisten Autoren, mit deren Ergebnissen die

Dieses Werk ist copyrightgeschützt und darf in keiner Form vervielfältigt werden noch an Dritte weitergegeben werden.
Es gilt nur für den persönlichen Gebrauch.

vorliegenden Kennzahlen verglichen werden, ebenfalls drei Nachkommastellen angeben und so der Vergleich der Ergebnisse anhand einheitlicher Kennzahlen vorgenommen werden kann.

Anhand der Ergebnisse in Tabelle 5-27 wird deutlich, dass der Bag-of-Words Algorithmus zur Merkmalsextraktion in Kombination mit einer binären Merkmalsrepräsentation sowie der SVM die besten Klassifikationsergebnisse bei kurzer MBZ und EBZ erzielt, da diese Techniken in den besten drei Klassifikationsansätzen präsent sind. Sofern die Dimensionen durch das Kriterium des minimalen Auftretens oder die Top-1000-Merkmale über das Transformieren/Filtern hinaus reduziert werden, ist die Klassifikationsgüte leicht rückläufig. Die MBZ und EBZ können in diesen Fällen konstant gehalten oder sogar reduziert werden.

Rang	Merkmals-extraktion	Dimensions-reduktion	Merkmals-repräsentation	Maschineller Lernalgorithmus	Klassifikations-güte	MBZ (Sek.)	EBZ (Sek.)
1	Bag-of-Words	Transformation/ Filtern	Binär	SVM	0,9047	11,60	0,75
2	Bag-of-Words	Transformation/ Filtern + Minimales Auftreten	Binär	SVM	0,8938	11,60	0,53
3	Bag-of-Words	Transformation/ Filtern + Top-1000-Merkmale	Binär	SVM	0,8853	6,10	0,55
4	Bag-of-Words	Transformation/ Filtern	IG	Regression	0,8834	6612,78	0,63
5	Bag-of-Words	Transformation/ Filtern	Chi-Quadrat	Regression	0,8830	6294,45	0,49
6/7	Bag-of-Words	Transformation/ Filtern+ Minimales Auftreten	Chi-Quadrat	Kombinierte Algorithmen	0,8825	33,32	2,19
	Bag-of-Words	Transformation/ Filtern	TF * IDF	Regression	0,8825	4857,69	0,66
8	Bag-of-Words	Transformation/ Filtern	Chi-Quadrat	Kombinierte Algorithmen	0,8820	50,89	2,04
9	Bag-of-Words	Transformation/ Filtern + Top-1000-Merkmale	Chi-Quadrat	Kombinierte Algorithmen	0,8801	25,38	1,15
10	Bag-of-Words	Transformation/ Filtern	TF * IDF	SVM	0,8792	14,67	1,05

Tabelle 5-27: Die zehn besten Klassifizierer

Die Klassifizierer auf den Rängen vier bis zehn unterscheiden sich nur um 0,0042 hinsichtlich der Klassifikationsgüte. Dies deutet auf eine nahezu identische Qualität bei der automatisierten Textdatenklassifikation hin. Der Bag-of-Words Algorithmus wird in jedem der zehn besten Ansätze verwendet. Das Ergebnis aus Kapitel 5.3.2.1, welches besagt, dass der Bag-of-Words Algorithmus besser geeignet ist als die Alternativen, kann somit auch für die Kombinationen der Vorverarbeitungsschritte und maschinellen Lernalgorithmen bestätigt werden.

Eine dominante Dimensionsreduktionstechnik zeichnet sich nicht ab. In Kapitel 5.3.2.2 wurde zudem aufgezeigt, dass es keine signifikanten Unterschiede der Dimensionsreduktionstechniken gibt. Diese Schlussfolgerung bestätigt sich anhand der vorliegenden Daten.

Alle Alternativen der Merkmalsrepräsentation sind zudem vertreten. Da der binäre Ansatz in den besten drei Kombinationen implementiert ist, sollte dieser verwendet werden. Weitere signifikante Unterschie-

Dieses Werk ist copyrightgeschützt und darf in keiner Form vervielfältigt werden noch an Dritte weitergegeben werden.
Es gilt nur für den persönlichen Gebrauch.

de ließen sich in Kapitel 5.3.2.3 in Bezug auf die übrigen Merkmalsextraktionstechniken außer dem IG aber nicht feststellen.

Bei den maschinellen Lernalgorithmen sind die SVM, die Regressionsanalyse sowie die kombinierten Algorithmen in den zehn besten Kombinationen präsent. Der Entscheidungsbaum sowie der K-NN und der Naive Bayes erzielen keine ausreichende Klassifikationsgüte, sodass diese nicht vertreten sind. Die Dominanz der Regressionsanalyse konnte ebenfalls in Kapitel 5.3.2.4 festgestellt werden. Diese war signifikant besser als alle weiteren maschinellen Lernalgorithmen. Die SVM und die kombinierten Algorithmen wurden im Durchschnitt jedoch von dem Entscheidungsbaum sowie dem K-NN dominiert, wobei der Unterschied zwischen dem Entscheidungsbaum und dem kombinierten Ansatz der einzig signifikante ist (Tabelle 5-25). Die SVM und der kombinierte Ansatz streuen demnach sehr stark in Abhängigkeit von den Vorverarbeitungsschritten. Unter Verwendung der besten Alternativen in der Textdatenvorverarbeitung lassen sich mit Hilfe der beiden Algorithmen sehr gute Ergebnisse erzielen.

Eine weitere Auffälligkeit ist, dass sich die Klassifizierer auf Rang sechs und sieben hinsichtlich der Klassifikationsgüte nicht unterscheiden. Selbst an der neunten Nachkommastelle, welches die letzte erfasste ist, können keine Unterschiede festgestellt werden.

Hagenau et al. (2013, S. 686) erzielen eine maximale Klassifikationsgenauigkeit von 0,760. Huang et al. (2010, S. 6413) veröffentlichten Ergebnisse mit einer Klassifikationsgenauigkeit von 0,853 und Vu et al. (2012, S. 33) erreichten 0,846 im Maximum. In der vorliegenden Studie beträgt die maximale Klassifikationsgenauigkeit 0,905 und liegt demzufolge über den vergleichbaren Werten. Umfangreiche Analysen, welche Kombination von Vorverarbeitungsschritten und maschinellem Lernalgorithmus für ein spezifisches Anwendungsgebiet geeignet sind, sollten demzufolge auch in anderen Domänen durchgeführt werden.

Sehr große Unterschiede der Klassifizierer können hinsichtlich der MBZ festgestellt werden. Diese ist maßgeblich durch den maschinellen Lernalgorithmus beeinflusst. SVM-basierte Ansätze, welche in den besten zehn Klassifizierern vorhanden sind, benötigen 6,10 – 14,67 Sekunden zur Berechnung des Modells. Die kombinierten Algorithmen liegen darüber mit 25,38 – 50,89 Sekunden. Den größten Rechenaufwand verursachen die Regressionsanalysen. Die Berechnungszeit liegt zwischen 4857,69 und 6612,78 Sekunden. Die EBZ sind weit niedriger, allerdings sind auch hier Unterschiede erkennbar. Die kombinierten Algorithmen brauchen mit 1,15 bis 2,19 Sekunden am längsten, um die nicht klassifizierten Daten zu bewerten. Die SVM (0,53 bis 1,05 Sekunden) und der Regressionsalgorithmus (0,49 bis 0,66 Sekunden) liegen hier dicht beisammen, wobei leichte Vorteile bei der Regression erkennbar sind. Anhand von Tabelle 5-26 wird deutlich, dass diese Unterschiede in Bezug auf die Berechnungszeiten sich auch bei alleiniger Betrachtung der maschinellen Lernalgorithmen abzeichneten, wohingegen Unterschiede bei den Vorverarbeitungsschritten selten signifikant sind (Tabelle 5-20, Tabelle 5-22 und Tabelle 5-24). Durch eine Änderung der in Kapitel 5.2.1.2 vorgestellten Hardwarespezifikation können die Berechnungszeiten beeinflusst werden. Die gemessenen Zeiten stellen daher nur Anhaltspunkte dar, wie sich die verschiedenen Techniken in Relation zueinander verhalten.

Um die Unterschiede der Klassifikationsgüte nicht nur deskriptiv beschreiben zu können, werden analog zum beschriebenen Vorgehen in Kapitel 5.2.3 McNemar's Test angewandt. Bei der Anwendung

Dieses Werk ist copyrightgeschützt und darf in keiner Form vervielfältigt werden noch an Dritte weitergegeben werden.
Es gilt nur für den persönlichen Gebrauch.

wird jede mögliche Kombination der Klassifizierer aus Tabelle 5-27 miteinander verglichen. Die Ergebnisse der 45 Tests sind in Tabelle 5-28 dargestellt. Die Nummer in den Spalten und Reihen ist hierbei repräsentativ für den Klassifizierer angeführt. Jeder Klassifizierer hat dieselbe Nummer wie in Tabelle 5-27. Der Klassifizierer bestehend aus dem Bag-of-Words Algorithmus, dem Transformieren/Filtern sowie dem Kriterium des minimalen Auftretens, der Chi-Quadrat Metrik zur Merkmalsrepräsentation und den kombinierten Algorithmen wird hierbei aufgrund seiner niedrigen MBZ auf Rang sechs angeführt, wohingegen der Klassifizierer bestehend aus dem Bag-of-Words Algorithmus, dem Transformieren/Filtern, der TF * IDF Metrik und der Regressionsanalyse Rang sieben einnimmt. Da die Klassifikationsgüte für beide identisch ist, wird die MBZ hier als zweites Entscheidungskriterium herangezogen. Die P-Werte von McNemar's Test sind in den Zellen von Tabelle 5-28 dargestellt.

Anhand der Ergebnisse ist erkennbar, dass der auf Rang eins angeführte Klassifizierer hochsignifikant besser ist als die nachfolgenden Kombinationen. Die Anwendung des Bag-of-Words Algorithmus in Kombination mit dem einfachen Transformieren/Filtern sowie binärer Merkmalsrepräsentation und der SVM ist daher ratsam, wenn Tweets hinsichtlich ihrer Stimmung im Anwendungsgebiet der Bonitätsprüfung von Unternehmen automatisch klassifiziert werden sollen. Ausschließlich der auf Rang zwei angeführte Klassifizierer unterscheidet sich außerdem signifikant von einigen anderen. Alle weiteren Klassifizierer sind in Bezug auf die Klassifikationsgüte nicht signifikant unterschiedlich.

Rang	1	2	3	4	5	6	7	8	9
2	<0,01***								
3	<0,01***	<0,01***							
4	<0,01***	0,151	0,84						
5	<0,01***	0,132	0,788	1					
6	<0,01***	0,069*	0,741	0,932	1				
7	<0,01***	0,069*	0,705	0,948	1	1			
8	<0,01***	0,057*	0,648	0,892	0,946	1	1		
9	<0,01***	0,069*	0,705	0,948	1	1	1	1	
10	<0,01***	<0,01***	0,232	0,592	0,638	0,656	0,687	0,706	0,656

Tabelle 5-28: Ergebnisse von McNemar's Test für die zehn besten Klassifizierer

In Tabelle 5-29 sind die F-Maße jeder Stimmungskategorie für die zehn Klassifizierer, welche die höchsten Klassifikationsgüten erzielen, aufgelistet. Hierbei wird deutlich, dass negative und neutrale Tweets sehr ähnliche F-Maße aufweisen. Die F-Maße der positiven Tweets sind hingegen deutlich schlechter. Dies lässt sich damit erklären, dass der Anteil der positiven Tweets in dem Korpus sehr gering ist. Für die neutralen und negativen Tweets liegen wesentlich mehr Daten vor, sodass der Trainingsdatensatz dementsprechend umfangreich ist. Die Regelwerke und statistischen Modelle, die von den maschinellen Lernalgorithmen für neutrale und negative Tweets generiert werden, sind daher wesentlich robuster. Mit einer Anreicherung der Daten um weitere positive Beiträge könnte dieses Defizit behoben werden und der Korpus sowie die Klassifikationsregeln würden ausgeglichener gestaltet. Es lässt sich aber festhalten, dass die F-Maße im Vergleich zu denen, die mit Hilfe von Stimmungswörterbüchern erzielt werden, bessere Werte aufweisen. Dies bestätigt die Einschätzung, dass

Dieses Werk ist copyrightgeschützt und darf in keiner Form vervielfältigt werden noch an Dritte weitergegeben werden.
Es gilt nur für den persönlichen Gebrauch.

maschinelle Lernalgorithmen besser zur automatisierten Textklassifikation geeignet sind als Ansätze basierend auf Stimmungswörterbüchern.

Rang	F-Maß (positiv)	F-Maß (neutral)	F-Maß (negativ)
1	0,764	0,918	0,921
2	0,728	0,909	0,912
3	0,704	0,904	0,904
4	0,738	0,902	0,899
5	0,735	0,902	0,899
6	0,696	0,908	0,894
7	0,730	0,900	0,901
8	0,703	0,907	0,892
9	0,713	0,905	0,888
10	0,624	0,898	0,906

Tabelle 5-29: F-Maße für die zehn besten Klassifizierer

5.4 Zwischenfazit

Im Rahmen des Kapitels wurden Lösungsansätze aufgezeigt, mit Hilfe derer die manuelle Bewertung der Textdaten, die während der Machbarkeitsstudie (Kapitel 4) erhoben und ausgewertet wurden, automatisiert werden kann. Die Verfahren lassen sich in wörterbuchgestützte Ansätze und Ansätze gestützt von maschinellen Lernalgorithmen unterteilen.

Um Stimmungswörterbücher generieren zu können, wurde zuerst ein Vorgehensmodell zu diesem Zweck auf Basis einer Literaturanalyse entwickelt (Kapitel 5.1.1.1). Das Vorgehensmodell unterteilt sich in die Phase der initialen Konstruktion und die Phase der Erweiterung. In beiden Phasen werden Wörter für das Stimmungswörterbuch selektiert, polarisiert und ggf. evaluiert. Hierbei wird auf Muttersprachler, bestehende Stimmungswörterbücher, Textkorpora oder im Falle der Erweiterungsphase auf lexikalisch-semantische Datenbanken zurückgegriffen. Weiterhin werden im Rahmen der initialen Wörterbuchkonstruktion häufig Übersetzungen von Textdaten, die in Fremdsprachen verfasst sind, durchgeführt (Abbildung 5-4).

Anhand des Vorgehensmodells wurden neun Varianten von anwendungsgebietsunabhängigen Stimmungswörterbüchern generiert, indem bestehende kombiniert und mit Hilfe der lexikalisch-semantischen Datenbank GermaNet erweitert wurden (Kapitel 5.1.1.2). Weiterhin erfolgte die Generierung von anwendungsgebietsspezifischen Stimmungswörterbüchern mit Hilfe von 1-Grammen, 2-Grammen und einem kombinierten Ansatz, die basierend auf einem Teil des Datensatzes erstellt und anschließend anhand des verbliebenen Korpus evaluiert wurden (Kapitel 5.1.1.3).

In Bezug auf die maschinellen Lernalgorithmen wurden 216 Kombinationen bestehend aus verschiedenen Alternativen der Merkmalsextraktion, Dimensionsreduktion, Merkmalsrepräsentation und dem maschinellen Lernalgorithmus implementiert und evaluiert.

Im Bereich der anwendungsgebietsunspezifischen Stimmungswörterbücher erzielt das mit Hilfe von GermaNet erweiterte Wörterbuch SentiWortschatz eine Klassifikationsgenauigkeit von 59,19 % und ist

Dieses Werk ist copyrightgeschützt und darf in keiner Form vervielfältigt werden noch an Dritte weitergegeben werden.
Es gilt nur für den persönlichen Gebrauch.

damit signifikant besser als die übrigen Stimmungswörterbücher ohne Bezug zum Anwendungsgebiet der Bonitätsprüfung von Unternehmen. Auffällig ist weiterhin, dass die negativen Tweets mit diesen Wörterbüchern besser klassifiziert werden können als neutrale Texte. Tweets mit positiver Stimmung erzielen sehr schlechte Werte hinsichtlich des F-Maßes (Tabelle 5-10).

Die auf einem Teil des Textkorpus basierenden 1-Gramm-Stimmungswörterbücher erreichen eine Klassifikationsgenauigkeit von 67,9 % im Maximum, was deutlich besser ist als die 59,19 % der domänenunabhängigen Stimmungswörterbücher. Das beste Wörterbuch unterscheidet sich hierbei jedoch nicht signifikant von den beiden nachfolgenden. Daher ist festzuhalten, dass beim Kreieren von anwendungsgebietsspezifischen Stimmungswörterbüchern mit Hilfe von 1-Grammen 20 % - 30 % der am häufigsten in einem manuell klassifizierten Korpus vorkommenden Wörter berücksichtigt werden sollten, da die besten Wörterbücher der vorliegenden Studie diese Wortanteile enthalten. Zu beachten ist hier, dass die neutralen Tweets am besten bewertet werden können, gefolgt von negativen und positiven. Dies ist schlüssig, da der Datensatz von neutralen Tweets vor negativen dominiert wird. Da positive Textdaten nur einen kleinen Anteil einnehmen, weisen die Stimmungswörterbücher Schwächen in dieser Kategorie auf. Domänenspezifische Stimmungswörterbücher, die 2-Gramme enthalten, erreichten eine maximale Klassifikationsgüte von 69,50 %, was einer Verbesserung von 1,6 Prozentpunkten gegenüber den 1-Grammen entspricht. Die Unausgewogenheit der F-Maße in den drei Stimmungskategorien ist aber weiterhin erkennbar. Neutrale Tweets lassen sich am besten klassifizieren, gefolgt von negativen und positiven. Sofern 1-Gramme und 2-Gramme kombiniert werden, sind zumindest die F-Maße der neutralen und negativen Stimmungskategorien ausgeglichen. Die Wörterbücher weisen aber dennoch Schwächen bei der Klassifizierung positiver Nachrichten auf. Die klassenübergreifende Klassifikationsgenauigkeit lässt sich anhand des kombinierten Ansatzes auf 74,98 % steigern.

Bei der Analyse der maschinellen Lernalgorithmen und den Datenvorverarbeitungsschritten fällt auf, dass der Bag-of-Words Algorithmus zur Merkmalsextraktion signifikant besser ist als die Alternativen. Im Rahmen der Dimensionsreduktion konnte sich keine der untersuchten Techniken als überlegen hervorheben. Der IG in der Merkmalsrepräsentation war signifikant schlechter als die übrigen Techniken, die sich jedoch nicht signifikant voneinander unterscheiden. Hinsichtlich der maschinellen Lernalgorithmen sind die Regressionsansätze signifikant besser als alle Alternativen. Weiterhin ist festzuhalten, dass sich der Berechnungsaufwand für die maschinellen Lernalgorithmen stark unterscheidet, wobei die Vorverarbeitungstechniken nur wenig Einfluss haben. Die Regressionsalgorithmen, welche die beste Klassifikationsgüte aufweisen, benötigen auch die meisten Ressourcen bei der Modellberechnung.

Betrachtet man die Ansätze zur Merkmalsextraktion, Dimensionsreduktion, Merkmalsrepräsentation sowie die maschinellen Lernalgorithmen in Kombination, lassen sich mit dem Bag-of-Words Algorithmus zusammen mit dem Transformieren/Filtern, der binären Merkmalsrepräsentation sowie einer SVM die besten Ergebnisse in Bezug auf die Klassifikationsgüte (90,47 %) erzielen. Der Unterschied zu den nachfolgenden Kombinationen ist höchst signifikant.

Aus den Ergebnissen lässt sich schließen, dass sich maschinelle Lernalgorithmen mit geeigneten Datenvorverarbeitungsschritten am besten zur automatisierten Klassifikation von Tweets im Anwen-

Dieses Werk ist copyrightgeschützt und darf in keiner Form vervielfältigt werden noch an Dritte weitergegeben werden.
Es gilt nur für den persönlichen Gebrauch.

dungsgebiet der Bonitätsprüfung von Unternehmen eignen. Diese weisen im Vergleich zu den Stimmungswörterbüchern deutlich bessere Evaluationskennzahlen auf. Zur Klassifikation kann die beste Kombination (Bag-of-Words Algorithmus, Transformieren/Filtern, binäre Merkmalsrepräsentation, SVM) verwendet werden. Sofern der Anwender ein sehr robustes Verfahren wählen möchte, sollte auf den Regressionsalgorithmus anstelle der SVM zurückgegriffen werden, da diese im Mittel höchst signifikant bessere Ergebnisse erzielt. Die SVM variiert hinsichtlich der Klassifikationsgüte sehr stark in Abhängigkeit von den Vorverarbeitungsschritten. Stimmungswörterbücher sollten demzufolge nur dann zum Einsatz kommen, wenn den Anwendern z. B. das technische Wissen fehlt, um auf maschinelle Lernalgorithmen zurückzugreifen.

Dieses Werk ist copyrightgeschützt und darf in keiner Form vervielfältigt werden noch an Dritte weitergegeben werden.
Es gilt nur für den persönlichen Gebrauch.

Dieses Werk ist copyrightgeschützt und darf in keiner Form vervielfältigt werden noch an Dritte weitergegeben werden.
Es gilt nur für den persönlichen Gebrauch.

6 Entwicklung eines Entscheidungsunterstützungssystems auf Basis von Textdaten aus sozialen Medien zur Ergänzung der Bonitätsprüfung von Firmenkunden

Um die vierte Forschungsfrage – Wie sollte ein Modul eines Anwendungssystems zur Entscheidungsunterstützung bei der Bonitätsprüfung von Firmenkunden auf Basis von Textdaten aus sozialen Medien gestaltet werden? – zu beantworten, wird in diesem Kapitel der Prototyp eines Entscheidungsunterstützungssystems für die Bonitätsprüfung von Firmenkunden auf Basis von Textdaten aus sozialen Medien entwickelt und evaluiert. Hierzu wird zunächst in Kapitel 6.1 das methodische Vorgehen präsentiert. Anschließend werden die auf Grundlage der gewählten Methodik notwendigen Schritte der Anforderungserhebung (Kapitel 6.2), Konzeption (Kapitel 6.3), Implementierung (Kapitel 6.4) und Evaluation (Kapitel 6.5) erläutert. Die Ausführungen schließen mit Kapitel 6.6, in welchem die Ergebnisse in Form eines Leitfadens zur Entwicklung einer Instanz eines Entscheidungsunterstützungssystems für die Bonitätsprüfung von Firmenkunden basierend auf Textdaten aus sozialen Medien zusammengefasst werden.[5]

6.1 Methodisches Vorgehen

Im Rahmen der Systementwicklung wird als Vorgehensmodell der Softwareentwicklung das Prototyping angewandt (Böhm/Fuchs 2002, 153 ff.; Mertens et al. 2017, 140 f.; Wilde/Hess 2007, S. 282). Das Ziel ist demnach nicht das Entwickeln eines marktreifen Anwendungssystems, sondern die möglichst frühzeitige Fertigstellung einer funktionsfähigen Version (Mertens et al. 2017, S. 140).

Im Rahmen des Prototyping werden traditionell die Phasen der Softwareentwicklung, welche die Planungsphase, die Definitionsphase, die Entwurfsphase, die Implementierung, die Abnahme- und Einführungsphase sowie die Wartungsphase umfassen, mehrfach durchlaufen. So kann eine erste Version des Anwendungssystems kurzfristig entwickelt werden, um diese beim erneuten Durchlaufen der Phasen anzupassen (Mertens et al. 2017, 137 ff.).

Da es sich um ein Forschungsvorhaben handelt, entfallen die in der Planungsphase üblichen Tätigkeiten wie z. B. das Abschätzen der Rentabilität/Wirtschaftlichkeit sowie der Entwicklungskosten (Mertens et al. 2017, S. 137). Im Rahmen der Definitionsphase werden die Anforderungen an das Anwendungssystem definiert (Mertens et al. 2017, S. 138). Diese werden in Kapitel 6.2 beschrieben. In Kapitel 6.3 wird das Anwendungssystem im Rahmen der Entwurfsphase konzeptionell modelliert, woraufhin das Vorgehen bei der Implementierung (Kapitel 6.4) vorgestellt wird (Mertens et al. 2017, S. 138). Die Abnahme- und Einführungsphase weicht im vorliegenden Fall einer Evaluation, in welcher der Prototyp getestet und Experten aus der Praxis, welche hierzu befragt werden, vorgestellt wird. Die Wartungs-

[5] Das Kapitel basiert auf der Veröffentlichung von Mengelkamp/Schumann (2015).

Dieses Werk ist copyrightgeschützt und darf in keiner Form vervielfältigt werden noch an Dritte weitergegeben werden.
Es gilt nur für den persönlichen Gebrauch.

phase entfällt, da das System nicht zum praktischen Einsatz kommt (Mertens et al. 2017, S. 139). Im Folgenden werden die Phasen des Prototyping einmalig durchlaufen.

6.2 Anforderungsermittlung

Neben den bei der Entwicklung zu berücksichtigenden und bereits in den Grundlagen (Kapitel 2.1.2) erläuterten grundsätzlichen Anforderungen an ein Entscheidungsunterstützungssystem für die Bonitätsprüfung werden in diesem Kapitel spezifische Anforderungen herausgearbeitet, die sich zusätzlich aufgrund der durchzuführenden Stimmungsanalyse auf Basis der neuartigen Daten aus sozialen Medien ergeben. Nach der Erläuterung des methodischen Vorgehens beim Identifizieren der Anforderungen in Kapitel 6.2.1 werden die Ergebnisse in Kapitel 6.2.2 vorgestellt.

6.2.1 Methodisches Vorgehen

Um Anforderungen zu identifizieren, die ein Modul eines Entscheidungsunterstützungssystem auf Basis von Textdaten aus sozialen Medien zur Ergänzung der Bonitätsprüfung von Firmenkunden erfüllen muss, wird ein Literaturreview nach Fettke (2006), Levy/Ellis (2006) und Webster/Watson (2002) durchgeführt. Die Anforderungen werden demnach dokumentenzentriert ermittelt und greifen auf Lösungen und Erfahrungen von Anwendungssystemen basierend auf Stimmungsanalysen aus anderen Anwendungsgebieten wie z. B. dem Marketing zurück (Pohl/Rupp 2009, 36 f.). Diese Vorgehensweise wurde z. B. anstelle von Befragungen von Kreditmanagern gewählt, da Daten aus sozialen Medien in der Praxis des Kreditmanagements nicht etabliert sind und demzufolge zu erwarten ist, dass Kreditmanager mit Stimmungsanalysen und den sich hieraus ergebenen Anforderungen wenig Erfahrung haben. Die identifizierten Anforderungen werden anschließend mit Hilfe argumentativ-deduktiver Analysen auf die Notwendigkeit einer Berücksichtigung für das zu entwickelnde Modul des Entscheidungsunterstützungssystems hin analysiert (Wilde/Hess 2007, S. 282). Hierbei wird herausgearbeitet, wie die Anforderungen in einem Modul eines Entscheidungsunterstützungssystems für die Bonitätsprüfung von Firmenkunden, welches der in Kapitel 2.1.2 dargestellten Architektur entspricht, umgesetzt werden können.

Zu Beginn des Reviews wurden die Datenbanken AIS Library, Business Source Premier, EbscoHost, EconBiz, Gemeinsamer Verbundkatalog, Science Direct und Springer Link, welche für die Wirtschaftsinformatik von Relevanz sind, mit den Suchbegriffen Anforderung/requirement sowie Stimmungsanalyse/sentiment analysis ohne zeitliche Einschränkung bis zum 31.12.2015 durchsucht (Gräning et al. 2011, S. 226; Knackstedt/Winkelmann 2006, 50 ff.). Außerdem wurden die Begriffe Stimmungsanalyse/sentiment analysis jeweils mit den deutschen oder englischen Begriffen Anforderung/requirement bzw. Entscheidungsunterstützung/decision support kombiniert. Nachträgliche Suchen mit zusätzlichen Suchbegriffen, die im Rahmen der Anforderungsermittlung identifiziert werden konnten, wurden außerdem durchgeführt. So wurde z. B. nach dem Herausarbeiten der Randbedingungen festgelegt, dass das System als Webanwendung umgesetzt werden soll, woraufhin erneut nach spezifischen Anforderungen an die Stimmungsanalyse und Entscheidungsunterstützungssysteme in Form von

Dieses Werk ist copyrightgeschützt und darf in keiner Form vervielfältigt werden noch an Dritte weitergegeben werden.
Es gilt nur für den persönlichen Gebrauch.

Webapplikationen gesucht wurde. Nach der Suche, mit Hilfe derer 4670 Publikationen identifiziert werden konnten, wurden die Quellen auf Anforderungen an ein Entscheidungsunterstützungssystem basierend auf Stimmungsanalysen hin evaluiert. Nicht relevante Artikel sowie Duplikate wurden entfernt, sodass 56 Quellen verblieben. Das Vorgehen ist in Abbildung 6-1 graphisch dargestellt.

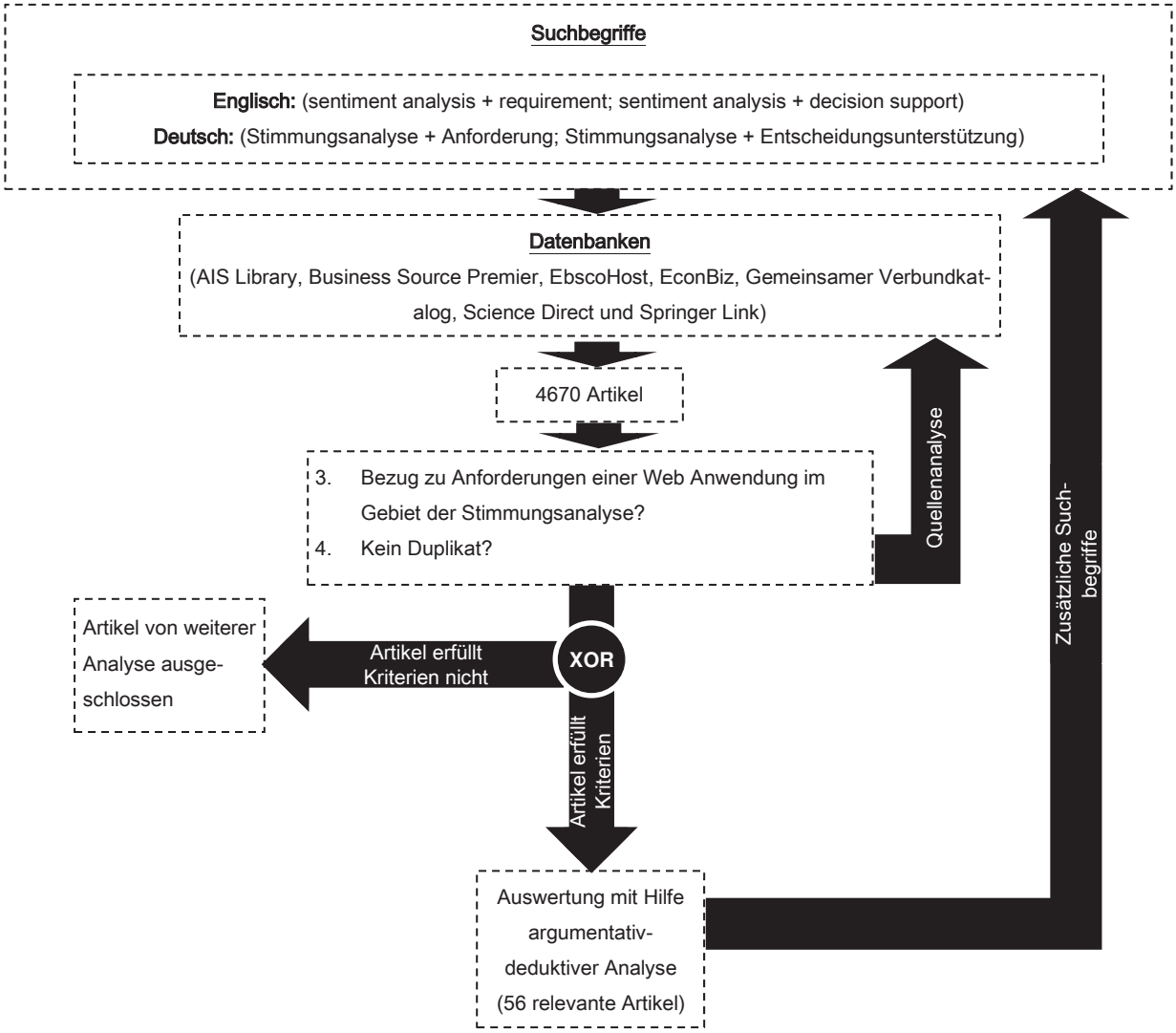

Abbildung 6-1: Vorgehen bei der Literaturerfassung (Anforderungsanalyse)

Aus den relevanten Quellen wurden im nächsten Schritt Anforderungen mit Hilfe einer argumentativ-deduktiven Analyse herausgearbeitet (Wilde/Hess 2007, S. 282). Die Quellen wurden hierzu von zwei Wissenschaftlern analysiert und in Anlehnung an Pohl/Rupp (2009, S. 16) differenziert nach Randbedingungen, funktionalen Anforderungen und Qualitätsanforderungen klassifiziert. Eine Randbedingung ist „eine organisatorische oder technologische Vorgabe, die die Art und Weise einschränkt, wie das betrachtete System realisiert werden kann“ (Pohl/Rupp 2009, S. 17). Funktionale Anforderungen beschreiben „eine vom System oder von einer Systemkomponente bereitzustellende Funktion“ (Pohl/Rupp 2009, S. 16). Eine Qualitätsanforderung ist „eine qualitative Eigenschaft, die das betrachtete System oder einzelne Funktionen des Systems aufweisen sollen“ (Pohl/Rupp 2009, S. 16).

Dieses Werk ist copyrightgeschützt und darf in keiner Form vervielfältigt werden noch an Dritte weitergegeben werden.
Es gilt nur für den persönlichen Gebrauch.

In einer anschließenden Diskussion wurden die Anforderungen und deren Klassifikation abgeglichen. Letztendlich wurden aus den anhand der Literatur identifizierten Anforderungen diejenigen formuliert, die im Entscheidungsunterstützungssystem für die Bonitätsprüfung von Firmenkunden auf Basis von Textdaten aus sozialen Medien berücksichtigt werden sollen.

6.2.2 Identifizierte Anforderungen

Die 56 Quellen sind in Abbildung 6-2 nach Anzahl der Veröffentlichungen pro Jahr zusammengefasst und im Zeitverlauf dargestellt. Es ist ersichtlich, dass Anforderungen an Entscheidungsunterstützungssysteme basierend auf Stimmungsanalysen bis zum Jahr 2008 keine nachhaltige Beachtung fanden. Erst in den Jahren 2009 bis 2012 wurden mit leicht steigender Tendenz kontinuierlich Publikationen veröffentlicht, die solche Anforderungen thematisieren. Im Jahr 2013 ist ein deutlicher Sprung hinsichtlich der Anzahl an identifizierten Quellen erkennbar. Die Zahl von zwölf Veröffentlichungen kann in den letzten beiden Jahren des Reviews nahezu konstant gehalten werden, was als anhaltende gesteigerte Relevanz des Themas gedeutet werden kann.

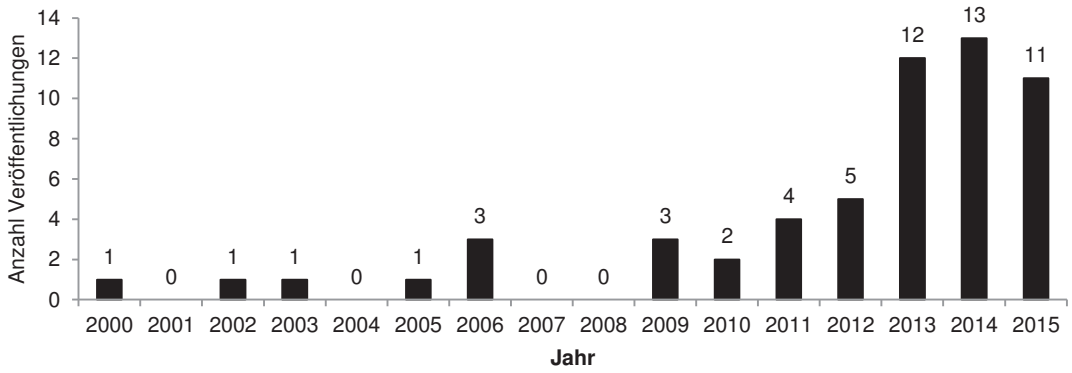

Abbildung 6-2: Anzahl Veröffentlichungen im Jahresverlauf (Anforderungsanalyse)

Im Folgenden werden zuerst die Randbedingungen (Kapitel 6.2.2.1), daraufhin die funktionalen Anforderungen (Kapitel 6.2.2.2) und abschließend die Qualitätsanforderungen (Kapitel 6.2.2.3) erläutert.

6.2.2.1 Randbedingungen

Randbedingungen sind z. B. Fristen oder technologische Vorgaben vom Auftraggeber (Pohl/Rupp 2009, S. 17). Hiernach konnten im Rahmen des Literaturreview keine Randbedingungen identifiziert werden. Da der Prototyp im Rahmen eines Forschungsprojektes realisiert wurde, ist kein Auftraggeber vorhanden, der diese Vorgaben definieren könnte. Die Einbindung des Systems als Modul in ein Entscheidungsunterstützungssystem für die Bonitätsprüfung von Unternehmen wird im Rahmen der Entwicklung nicht vorgenommen, damit der Prototyp nicht als Modul für eine spezifische Instanz eines solchen Systems beschränkt ist. Stattdessen wird das Modul als eigenständiges System konzipiert und implementiert, deren Funktionen in eine Vielzahl von bestehenden Risikomanagementsystemen über-

Dieses Werk ist copyrightgeschützt und darf in keiner Form vervielfältigt werden noch an Dritte weitergegeben werden.
Es gilt nur für den persönlichen Gebrauch.

nommen werden können. Weitere Randbedingungen werden daher ausschließlich argumentativ-deduktiv unter Berücksichtigung des vorliegenden Anwendungsfalls festgelegt:

Die Ergebnisse der automatisierten Textdatenanalyse sollen mobil einsehbar sein, da im Rahmen einer Umfrage auf dem 12. Bundeskongress des BvCM, an welchem „574 Credit Manager, Dienstleister, Wissenschaftler und andere Interessierte“ (Daute 2015, S. 6) teilnahmen, aufgezeigt werden konnte, dass Kreditentscheidungen auch von Vertriebsmitarbeitern bzw. Mitarbeitern des Kreditmanagements, die an Kundengesprächen teilnehmen, getroffen werden (Mengelkamp 2015, S. 9). So können Vertriebsmitarbeiter bzw. Kreditmanager vor bzw. während Kundengesprächen die aktuellsten Informationen aus sozialen Medien, z. B. auf einem Tablet, einsehen. Die erste Anforderung (A_{R1}), welche sich aus dieser Randbedingung ergibt, wird demnach wie folgt formuliert:

A_{R1}: Die Ergebnisse der automatisierten Textdatenanalyse sollen mobil einsehbar sein.

Nach Kleissner (1998, S. 3) ist es bei Prozessen, in deren Verlauf große Datenmengen analysiert werden müssen, sinnvoll, Berechnungen auf einem Server durchführen zu lassen, da diese sehr rechenintensiv sind und demzufolge hohe Anforderungen an die Hardware haben. Die Endgeräte hingegen dienen primär der Anwendungssteuerung und der Ergebnispräsentation. Daher wird die zweite Anforderung (A_{R2}) formuliert als:

A_{R2}: Das System muss auf einer Client-Server Architektur basieren.

Die Randbedingungen sind in Tabelle 6-1 zusammengefasst.

Anforderungsnr.	Beschreibung
A_{R1}	Die Ergebnisse der automatisierten Textdatenanalyse sollen mobil einsehbar sein.
A_{R2}	Das System muss auf einer Client-Server Architektur basieren.

Tabelle 6-1: Randbedingungen

6.2.2.2 Funktionale Anforderungen

Im Folgenden werden die funktionalen Anforderungen beschrieben, welche aufgrund der neuen Daten und der durchzuführenden Stimmungsanalyse bei der Konzeption zusätzlich zu dem in Kapitel 2.1.2 vorgestellten Aufbau eines Entscheidungsunterstützungssystems für die Bonitätsprüfung berücksichtigt werden müssen. Die Anforderungen werden in derjenigen Reihenfolge vorgestellt, in welcher ein Anwender die hieraus resultierenden Funktionen nutzen wird. Zu Beginn werden daher Anforderungen an die Navigation im System vorgestellt (Kapitel 6.2.2.2.1). Die Präsentation der weiteren Anforderungen orientiert sich an dem Prozess der Analyse von Daten aus sozialen Medien, welcher in Abbildung 3-2 dargestellt ist (Kapitel 3.1.1.2). Demzufolge wird unterschieden zwischen Anforderungen an die Datenerfassung (Kapitel 6.2.2.2.2), Anforderungen an die Datenaufbereitung und -analyse (Kapitel 6.2.2.2.3) sowie Anforderungen an die Ergebnispräsentation (Kapitel 6.2.2.2.4).

Dieses Werk ist copyrightgeschützt und darf in keiner Form vervielfältigt werden noch an Dritte weitergegeben werden.
Es gilt nur für den persönlichen Gebrauch.

6.2.2.2.1 Navigation

Hinsichtlich der Navigation konnten drei Anforderungen identifiziert werden. Wichtig ist laut Luna et al. (2010, S. 14), dass die zu konzipierende Anwendung dem Nutzer Interaktionsmöglichkeiten z. B. über ein Navigationsmenü sowie Listen und Panels bereitstellt. Von diesen Elementen ausgehend kann der Nutzer in verschiedene Bereiche der Applikation gelangen (Guerra-Garcia et al. 2011, S. 30; Perrone et al. 2005, S. 224). Im vorliegenden Fall umfasst dies einen Bereich, in welchem z. B. ein Administrator die Analysen von Textdaten aus sozialen Medien, die sich auf kreditnehmende Unternehmen beziehen, auf dem Server verwaltet, sowie einen Bereich zur Administration der Algorithmen, mit Hilfe derer die automatisierte Textdatenanalyse durchgeführt wird:

A_{FN1}: Das System muss einen Navigationsbereich bereitstellen, über den die Datenanalyse zu kreditnehmenden Unternehmen sowie die Algorithmen zur automatisierten Textdatenanalyse administriert werden können.

Um dem Kreditentscheider direkt beim Starten der Anwendung einen Überblick über die Suchbegriffe zu geben, wird außerdem ein Dashboard bereitgestellt, auf welchem der Nutzer eine Übersicht über beobachtete Unternehmen in Form der von Luna et al. (2010, S. 14) geforderten Listen und Panels erhält. Dieses Dashboard kann in weiteren Iterationen des Prototyping an die Bedürfnisse bestimmter Nutzer, z. B. um eine Liste mit allen negativen Beiträgen, in welcher die neuesten an erster Stelle stehen, erweitert werden. Wer die beobachteten Unternehmen und die damit verbundenen Suchbegriffe im Backend definiert, ist von dem jeweiligen Unternehmen zu definieren. Ein Dienstleister, welcher das System betreibt, könnte die Suchen zu Unternehmen z. B. im Backend anlegen.

A_{FN2}: Das System muss ein Dashboard bereitstellen, auf welchem der Nutzer eine Übersicht der beobachteten Unternehmen einsehen kann.

Zudem merken Perrone et al. (2005, S. 226) an, dass der Nutzer bei der Anwendung unterstützt werden sollte. Dies kann z. B. über verfügbare Hilfen in Form von kurzen Dokumentationen zu Funktionen umgesetzt werden. In Abhängigkeit von den Nutzerkenntnissen und der Systemkomplexität könnten unverständliche Funktionen die Nutzerzufriedenheit mindern und Frustration hervorvorrufen. Im Rahmen der Ermittlung des Forschungsstands (Kapitel 3.1) und des Stands der Praxis (Kapitel 3.2) wurde aufgezeigt, dass Stimmungsanalysen von Daten aus sozialen Medien bei Bonitätsprüfungen von Firmenkunden bislang nicht berücksichtigt werden. Daher ist davon auszugehen, dass Kreditentscheider wenige bis keine Kenntnisse in diesen Bereichen besitzen. Diese müssen daher angeleitet werden, um auf Tweets z. B. von negativ bewerteten Unternehmen, zugreifen zu können. Für Administratoren sind Hilfen beim Anlegen von Suchen zu Unternehmen oder Modellen zur Textdatenbewertung einzupflegen. Deshalb wird die dritte Anforderung wie folgt formuliert:

A_{FN3}: Das System muss eine Dokumentation/Hilfe bereitstellen, welche den Nutzer beim Zugriff auf Bewertungen und Tweets der Unternehmen sowie Administratoren bei dem Anlegen von Suchen und Bewertungsmodellen unterstützt.

Die beschriebenen Anforderungen sind in Tabelle 6-2 zusammengefasst.

Dieses Werk ist copyrightgeschützt und darf in keiner Form vervielfältigt werden noch an Dritte weitergegeben werden.
Es gilt nur für den persönlichen Gebrauch.

Anforderungsnr.	Beschreibung
A_{FN1}	Das System muss einen Navigationsbereich bereitstellen, über den die Datenanalyse zu kreditnehmenden Unternehmen sowie die Algorithmen zur automatisierten Textdatenanalyse administriert werden können.
A_{FN2}	Das System muss ein Dashboard bereitstellen, auf welchem der Nutzer eine Übersicht der beobachteten Unternehmen einsehen kann.
A_{FN3}	Das System muss eine Dokumentation/Hilfe bereitstellen, welche den Nutzer beim Zugriff auf Bewertungen und Tweets der Unternehmen sowie Administratoren bei dem Anlegen von Suchen und Bewertungsmodellen unterstützt.

Tabelle 6-2: Anforderungen hinsichtlich der Navigation

6.2.2.2.2 Datenerfassung

Um die Anforderungen an die Datenerfassung darzulegen, wird zuerst erläutert, wie die Daten zu den zu beobachtenden Unternehmen von Twitter mit Hilfe von Suchbegriffen selektiert werden (Anforderung A_{FDE1}). Anschließend wird beschrieben, wie die anhand der Suchstrings selektierten Daten aus sozialen Medien weiter eingeschränkt und von Twitter bezogen werden können (Anforderungen A_{FDE2}, A_{FDE3}, A_{FDE4} und A_{FDE5}).

Die Erfassung der unternehmensbezogenen Daten im Rahmen der Machbarkeitsstudie (Kapitel 4) erfolgte durch eine Stichwortsuche. Weil die meisten sozialen Medien das Erfassen von Daten mit Hilfe von Stichwortsuchen über APIs unterstützen, soll dieser Ansatz auch im Prototyp umgesetzt werden (Baucom et al. 2013, S. 63; Kaur/Kumar 2015, S. 254; Thakor/Sasi 2015, S. 199; Wang et al. 2014, S. 919). Bei vielen sozialen Medien können Nutzer Beiträge, z. B. mit Hilfe von Hashtags (#), kategorisieren oder an bestimmte Nutzer richten (@), was eine weitere Form der thematischen Eingrenzung ermöglicht (Ghiassi et al. 2013, S. 6268). Da die Machbarkeitsstudie und auch die Automatisierung der Textdatenanalyse in den vorangegangenen Kapiteln auf Daten der Plattform Twitter basieren und bei Twitter die Kategorisierung von Tweets mit Hilfe von Hashtags vorherrschend ist, wird die erste Anforderung zur Datenerfassung wie folgt formuliert:

A_{FDE1}: Das System muss dem Nutzer die Möglichkeit bieten, die Daten von Twitter, beschränkt durch eine Suche auf Stichworte/Hashtags mit Unternehmensbezug, zu erhalten.

Da die Daten auf Twitter in verschiedenen Sprachen veröffentlicht werden, muss es im Prototyp weiterhin die Möglichkeit geben, nur Tweets, die in bestimmten Sprachen verfasst sind, zu extrahieren. Twitter gibt zu diesem Zweck für jeden Tweet an, in welcher Sprache dieser formuliert ist (McGuire/Kampf 2015, S. 4). Hieraus ergibt sich die Anforderung:

A_{FDE2}: Das System muss dem Nutzer die Möglichkeit bieten, die Daten von Twitter sprachlich, z. B auf deutsche oder englische Textdaten, zu beschränken.

Um die Analyse von Daten, die den definierten Suchkriterien entsprechen, z. B. aufgrund von Geschäftsereignissen wie einer Vertragskündigung,, beenden zu können, muss es die Möglichkeit geben, die Analyse zeitlich zu beschränken (Baucom et al. 2013, S. 63). Sollte ein bestehender Kreditnehmer die Kreditbeziehung beenden, ist das Erfassen von Daten mit Hilfe der auf ihn abgestimmten Suchbegriffe nicht mehr notwendig. Die für die Suche benötigten Ressourcen, z. B. in Form von Hardware, können in diesem Fall anderweitig verwendet werden. Demzufolge wird die dritte funktionale Anforderung hinsichtlich der Datenerfassung formuliert als:

Dieses Werk ist copyrightgeschützt und darf in keiner Form vervielfältigt werden noch an Dritte weitergegeben werden.
Es gilt nur für den persönlichen Gebrauch.

A_{FDE3}: Das System muss dem Nutzer die Möglichkeit bieten, unternehmensbezogene Analysen zeitlich zu beschränken.

Neben dem Erfassen von Daten und der Navigation in bereits erstellte Datensätze muss das System dem Nutzer ermöglichen, Daten zu löschen, sollten bestimmte Analysen z. B. nicht mehr benötigt werden (Ammelburger/Scherer 2010, 4 f.). Sofern ausschließlich Unternehmen im unteren Ratingbereich beobachtet werden und sich das Rating eines der beobachteten Unternehmen deutlich verbessert, kann eine Analyse der Textdaten aus sozialen Medien dieses Unternehmen beispielsweise nicht mehr notwendig sein. Insbesondere wenn die Textdaten neben den sich verbessernden Ratings vorwiegend neutral sind, sind eine weitere Analyse und die damit einhergehende Beanspruchung von Hardwareressourcen obsolet. Durch das Löschen alter Daten kann zudem die Übersichtlichkeit des Systems erhöht werden, woraus eine weitere Anforderung resultiert:

A_{FDE4}: Das System muss dem Nutzer die Möglichkeit bieten, Daten zu löschen.

Die Datenerfassung muss zudem fortgeführt werden, auch wenn keine Interaktion des Nutzers mit dem System erfolgt (Thakor/Sasi 2015, S. 199). Hierbei wird sichergestellt, dass die kreditnehmenden Unternehmen mit Hilfe der Suchbegriffe einem kontinuierlichen Monitoring unterliegen und Daten in Echtzeit erfasst werden, weshalb folgende Anforderung an das System gestellt wird:

A_{FDE5}: Das System muss fähig sein, Tweets zu definierten Suchbegriffen nutzerunabhängig und kontinuierlich zu erfassen.

Die funktionalen Anforderungen an den Prozess der Datenerfassung sind in Tabelle 6-4 zusammengefasst.

Anforderungsnr.	Beschreibung
A_{FDE1}	Das System muss dem Nutzer die Möglichkeit bieten, die Daten von Twitter, beschränkt durch eine Suche auf Stichworte/Hashtags mit Unternehmensbezug, zu erhalten.
A_{FDE2}	Das System muss dem Nutzer die Möglichkeit bieten, die Daten von Twitter sprachlich, z. B. auf deutsche oder englische Textdaten, zu beschränken.
A_{FDE3}	Das System muss dem Nutzer die Möglichkeit bieten, unternehmensbezogene Analysen zeitlich zu beschränken.
A_{FDE4}	Das System muss dem Nutzer die Möglichkeit bieten, Daten zu löschen.
A_{FDE5}	Das System muss fähig sein, Tweets zu definierten Suchbegriffen nutzerunabhängig und kontinuierlich zu erfassen.

Tabelle 6-3: Anforderungen hinsichtlich der Datenerfassung

6.2.2.2.3 Datenaufbereitung und -analyse

Hinsichtlich der Datenaufbereitung und der Datenanalyse konnten fünf Anforderungen abgeleitet werden. Für die Datenaufbereitung ist von Relevanz, dass das Entscheidungsunterstützungssystem eine Modellkomponente beinhaltet, welche die Textdaten analysiert und Rückschlüsse hinsichtlich der Stimmung aus diesen zieht (Kapitel 2.1.2). Um die Textdaten nicht manuell auswerten zu müssen wie im Rahmen der Machbarkeitsstudie, soll die Stimmungsanalyse automatisiert erfolgen. Hierdurch können Personalkosten und die Analysezeit verringert werden. Sofern die Anzahl der beobachteten Unternehmen sehr groß ist, kann eine manuelle Analyse nicht mehr angemessen bewältigt werden:

Dieses Werk ist copyrightgeschützt und darf in keiner Form vervielfältigt werden noch an Dritte weitergegeben werden.
Es gilt nur für den persönlichen Gebrauch.

A_{FDA1}: Das System muss dem Nutzer die Möglichkeit bieten, Tweets automatisiert zu polarisieren und aggregierte Stimmungsindikatoren für diese zu berechnen.

In Anlehnung an Gonzalez-Rodriguez et al. (2014, S. 638) und Colbaugh/Glass (2011, S. 328) soll die Modellkomponente mit numerischen und nicht mit textuellen Stimmungspolaritäten arbeiten, da die Erkenntnisse der vorangegangenen Kapitel auf ebendiesen Polaritäten basieren. Somit müssen auch die Trainingsdaten für den maschinellen Lernalgorithmus in dieser Form vorliegen:

A_{FDA2}: Das System muss mit numerischen Stimmungspolaritäten arbeiten.

Als Modellkomponente soll zudem dasjenige Textklassifikationsverfahren verwendet werden, welches bei den Laborexperimenten die besten Ergebnisse erzielte (Kapitel 5). Demzufolge müssen im System der Bag-of-Words Algorithmus als Verfahren zur Merkmalsextraktion, das Transformieren/Filtern zur Dimensionsreduktion und die binäre Merkmalsrepräsentation implementiert sein. Außerdem muss die SVM als maschineller Lernalgorithmus den Daten nach der Aufbereitung Stimmungsindikatoren zuweisen:

A_{FDA3}: Das System muss das Transformieren/Filtern, den Bag-of-Words Algorithmus und die binäre Merkmalsrepräsentation sowie die SVM als Modellkomponente beinhalten.

Weiterhin ist sicherzustellen, dass Stimmungsanalysen für Textdaten verschiedener Sprachen durchgeführt werden können (Aisopos et al. 2011, S. 14; Neri et al. 2012, S. 921). Allerdings können sich bestimmte Merkmale hinsichtlich ihrer Bedeutung branchenspezifisch unterscheiden (Loughran/McDonald 2011, S. 36). Daher müssen alternative Verfahren zur Textklassifikation in der Software hinterlegt sein, sodass der Nutzer spezifische Trainingsdatensätze für Unternehmen bestimmter Branchen oder verschiedene Sprachen hinterlegen kann:

A_{FDA4}: Das System muss dem Nutzer die Möglichkeit bieten, mehrere Trainingsdatensätze, z. B. für verschiedene Branchen/Sprachen, zu hinterlegen.

Thakor/Sasi (2015, S. 199) stellen zudem heraus, dass eine kontinuierliche Datenanalyse, welche unabhängig vom Nutzer fortgeführt wird, wichtig ist, um frühzeitig über negative Entwicklungen informiert zu werden und Gegenmaßnahmen zu ergreifen. Die Gegenmaßnahmen könnten im Kontext der Bonitätsprüfung von Lieferantenkrediten z. B. das Herabsetzen eines Kreditlimits, das Verkürzen von Zahlungszielen oder sogar die ausschließliche Lieferung von Waren bei Vorauszahlung sein. Hieraus ergibt sich die fünfte funktionale Anforderung an die Datenaufbereitung und -analyse:

A_{FDA5}: Das System muss fähig sein, Analysen von erfassten Daten nutzerunabhängig fortzusetzen.

Die funktionalen Anforderungen an die Datenaufbereitung und -analyse sind in Tabelle 6-4 aufgelistet:

Anforderungsnr.	Beschreibung
A_{FDA1}	Das System muss dem Nutzer die Möglichkeit bieten, Tweets automatisiert zu polarisieren und aggregierte Stimmungsindikatoren für diese zu berechnen.
A_{FDA2}	Das System muss mit numerischen Stimmungspolaritäten arbeiten.
A_{FDA3}	Das System muss Funktionen für den Bag-of-Words Algorithmus, das Transformieren/Filtern und die binäre Merkmalsrepräsentation sowie die SVM als Modellkomponente beinhalten.

Dieses Werk ist copyrightgeschützt und darf in keiner Form vervielfältigt werden noch an Dritte weitergegeben werden.
Es gilt nur für den persönlichen Gebrauch.

A_{FDA4}	Das System muss dem Nutzer die Möglichkeit bieten, mehrere Trainingsdatensätze, z. B. für verschiedene Sprachen/Branchen, zu hinterlegen.
A_{FDA5}	Das System muss fähig sein, Analysen von erfassten Daten nutzerunabhängig fortzusetzen.

Tabelle 6-4: Anforderungen hinsichtlich der Datenaufbereitung und der Analyse

6.2.2.2.4 Ergebnispräsentation

Damit Kreditentscheider die Daten nutzen können, um aktuelle Hinweise für ein kreditnehmendes Unternehmen zu erhalten, müssen diese verdichtet werden. Ein erster Überblick kann nach Lin et al. (2014, S. 894) mit Hilfe einer graphischen Zusammenfassung der Daten bereitgestellt werden. Im vorliegenden Fall bedeutet dies, dass die Stimmungsindikatoren in aggregierter Form, z. B. auf Wochen oder Monatsbasis, im Zeitverlauf dargestellt werden. Negative oder positive Entwicklungen können vom Kreditentscheider dann direkt von der Grafik abgelesen werden:

A_{FE1}: Das System muss die Stimmungsindikatoren graphisch darstellen.

Da anhand des Fallbeispiels der Backstube Siebrecht GmbH aufgezeigt werden konnte, dass auch ein einzelner Tweet relevante Informationen beinhalten kann, muss ein Kreditentscheider zudem die Möglichkeit haben, sich die Textinhalte der Tweets bei Bedarf durchzulesen (Kapitel 4.4). Weiterhin kann in sozialen Medien jeder, auch anonym, Informationen bzw. Falschinformationen veröffentlichen (Husmann 2017). Anhand der Textinhalte hat der Nutzer die Möglichkeit, deren Wahrheitsgehalt anhand von weiteren Quellen zu prüfen bzw. das Autorenprofil einzusehen und dessen Authentizität zu beurteilen. Demnach ist die zweite Anforderung an die Ergebnispräsentation:

A_{FE2}: Das System muss die Textdaten tabellarisch darstellen.

Die dargestellten Daten müssen zudem nach Stichworten durchsucht und gefiltert werden können (Luna et al. 2010, S. 15; Kappel et al. 2000, S. 170; Rode/Rosson 2003, S. 26). Der Nutzer hat so die Möglichkeit, sich z. B. ausschließlich negativ oder positiv bewertete Tweets sowie Tweets in einem bestimmten Zeitraum anzeigen zu lassen:

A_{FE3}: Das System muss ein Durchsuchen der Daten ermöglichen.

A_{FE4}: Das System muss ein Filtern der Daten ermöglichen.

Die Datenzusammenfassung und Darstellung muss außerdem auf besondere, herausragende Informationen hinweisen, sodass diese nicht übersehen werden (Kappel et al. 2000, S. 170; Rode/Rosson 2003, S. 26). Neben dem graphischen Anzeigen von Stimmungsindikatoren laut Anforderung A_{FE1}, anhand derer sich negative und positive Stimmungen schnell erkennen lassen, wird hierunter auch das Informieren des Kreditentscheiders über neue Beiträge zu einem Unternehmen gefasst:

A_{FE5}: Das System muss auf neue Einträge von Analysen hinweisen.

Weiterhin fordern McGuire/Kampf (2015, S. 4), dass der Nutzer die Möglichkeit hat, Daten zu exportieren, um diese in Drittoberflächen weiterzuverarbeiten oder Dritten zur Verfügung zu stellen, die keinen Systemzugang haben. Es wird daher festgelegt, dass der Export der Textdaten und Stimmungsindika-

Dieses Werk ist copyrightgeschützt und darf in keiner Form vervielfältigt werden noch an Dritte weitergegeben werden.
Es gilt nur für den persönlichen Gebrauch.

toren im CSV-Format erfolgen muss, um diese mit gängiger Bürosoftware oder statistischen Analyseprogrammen weiterverarbeiten zu können.

A_{FE6}: Das System muss die Daten als CSV-Datei exportieren.

Tabelle 6-5 beinhaltet eine Zusammenfassung der Anforderungen mit Bezug zur Ergebnispräsentation.

Anforderungsnr.	Beschreibung
A_{FE1}	Das System muss die Stimmungsindikatoren graphisch darstellen.
A_{FE2}	Das System muss die Textdaten tabellarisch darstellen.
A_{FE3}	Das System muss ein Durchsuchen der Daten ermöglichen.
A_{FE4}	Das System muss ein Filtern der Daten ermöglichen.
A_{FE5}	Das System muss auf neue Einträge von Analysen hinweisen.
A_{FE6}	Das System muss die Daten als CSV-Datei exportieren.

Tabelle 6-5: Anforderungen hinsichtlich der Ergebnispräsentation

6.2.2.3 Qualitätsanforderungen

Im Rahmen der Literaturstudie konnten fünf relevante Qualitätsanforderungen identifiziert werden, die in Tabelle 6-6 zusammengefasst sind. Anforderungen an die Sicherheit wurden als nicht relevant erachtet und werden daher nicht weiter berücksichtigt. Diese Einschränkung wird vorgenommen, da die Entscheidungsunterstützung für die Bonitätsprüfung von Firmenkunden basierend auf Daten aus sozialen Medien und deren automatisierter Stimmungsanalyse im Vordergrund stehen soll. Sicherheitsrelevante Anforderungen, wie z. B. ein Passwortschutz, eine Benutzerverwaltung oder eine Verschlüsselung der Daten, umfassen keine für die Kreditentscheidung relevanten Funktionen.

Nach Luna et al. (2010, 13 ff.) und Perrone et al. (2005, 226 ff.) erhöht sich die Nutzerzufriedenheit und damit auch die Bereitschaft zur Nutzung, wenn Komponenten flexibel angepasst werden können, da so auf Nutzerbedürfnisse auch im laufenden Betrieb eingegangen werden kann. Sollte die Modellkomponente im praktischen Einsatz z. B. Defizite aufweisen, muss diese ausgetauscht werden können, ohne dass weitere Systemkomponenten hiervon beeinflusst werden. Gleiches gilt für die Benutzungsoberfläche, sofern relevante Funktionen fehlen, und diese durch eine überarbeitete Version ersetzt werden soll. Die Anbindung von weiteren sozialen Medien, in welchen sich relevante Hinweise finden lassen, sollte ebenfalls schnell umzusetzen sein. A_{Q1} fordert daher die Modularität des Systems, sodass einzelne Komponenten unabhängig vom übrigen System verändert werden können. Die Modularität gewährleistet zudem, dass eine Einbindung der Komponenten als Modul in bestehende Risikomanagementsysteme mit wenig Aufwand verbunden ist. Kreditentscheidern können die Daten aus sozialen Medien daher in den bekannten Anwendungssystemen, z. B. neben Analysen von Jahresabschlüssen und Zahlungserfahrungen, bereitgestellt werden:

A_{Q1}: Das System muss insbesondere hinsichtlich der Anbindung an soziale Medien, Benutzungsoberfläche und Modellkomponente modular sein.

Die Portierbarkeit stellt eine weitere Anforderung dar, da das System nicht ausschließlich für ein Unternehmen konzipiert werden soll und sich z. B. die genutzten Betriebssysteme sowie Endgeräte unter-

Dieses Werk ist copyrightgeschützt und darf in keiner Form vervielfältigt werden noch an Dritte weitergegeben werden.
Es gilt nur für den persönlichen Gebrauch.

scheiden können. Demzufolge muss das System sowohl von Servern bzw. Desktop PCs z. B. mit Windows oder Linux Betriebssystemen als auch von mobilen Endgeräten mit z. B. Android oder iOS Betriebssystemen unterstützt werden (Kappel et al. 2000, 168 ff.):

A_{Q2}: Das System muss portierbar sein.

Nach Romano (2009, S. 1674) sollten die Verarbeitungsgeschwindigkeit und damit einhergehend die Ladezeiten so ausgeprägt sein, dass für den Nutzer keine langen Leer- und Wartezeiten anfallen, um die Nutzerzufriedenheit nicht zu beeinträchtigen. Insbesondere bei der Verarbeitung von großen Datenmengen, die bei dem Monitoring von vielen kreditnehmen Unternehmen anfallen, ist dieses Kriterium von Bedeutung:

A_{Q3}: Das System sollte eine hohe Performance aufweisen.

Außerdem müssen die Daten langfristig zu Dokumentationszwecken gespeichert werden. Hierbei ist sicherzustellen, dass die Datenkonsistenz gewährleistet ist (Rode/Rosson 2003, S. 28). Insbesondere da in den MaCM definiert ist, dass Unterlagen, die für die Bonitätsprüfung herangezogen wurden, für einen festen Zeitraum systematisch aufzubewahren sind, ist diese Anforderung im vorliegenden Anwendungsfall von Bedeutung, auch wenn sie sicher auf viele weitere Systeme zutrifft und sehr allgemein formuliert ist (Bundesverband Credit Management e.V. 2016, S. 14):

A_{Q4}: Das System muss die Datenkonsistenz waren.

Die letzte Qualitätsanforderung bezieht sich auf die Systemverfügbarkeit. Damit das System Kreditentscheidern jederzeit zur Verfügung steht, sollte dieses immer erreichbar sein. Der Zugriff auf die aktuellsten Informationen und damit einhergehend die Ausführbarkeit der Aufgaben ist somit sichergestellt (Salini/Kanmani 2012, S. 2800). Die Schnittstellen von sozialen Medien, wie z. B. Twitter, übermitteln die Daten außerdem in Echtzeit (Twitter 2017c). Daten, die in einem Zeitraum übermittelt werden, in welchem das System nicht verfügbar ist, werden daher nicht erfasst, wofür im Rahmen der Konzeption eine Lösung erarbeitet werden muss. Demzufolge muss das System auch die Anforderung A_{Q5} erfüllen:

A_{Q5}: Das System muss dauerhaft verfügbar sein.

Anforderungsnr.	Beschreibung
A_{Q1}	Das System muss, insbesondere hinsichtlich der Anbindung an soziale Medien, Benutzungsoberfläche und Modellkomponente, modular sein.
A_{Q2}	Das System muss portierbar sein.
A_{Q3}	Das System sollte eine hohe Performance aufweisen.
A_{Q4}	Das System muss die Datenkonsistenz wahren.
A_{Q5}	Das System muss dauerhaft verfügbar sein.

Tabelle 6-6: Qualitätsanforderungen

6.3 Konzeption

Um die Randbedingungen A_{R1} (Die Ergebnisse der automatisierten Textdatenanalyse sollen mobil einsehbar sein) und A_{R2} (Das System muss auf einer Client-Server Architektur basieren) zu erfüllen,

Dieses Werk ist copyrightgeschützt und darf in keiner Form vervielfältigt werden noch an Dritte weitergegeben werden.
Es gilt nur für den persönlichen Gebrauch.

wurde festgelegt, dass das System als Webanwendung entwickelt wird. Da der Zugriff auf Webanwendungen über Browser erfolgen kann, welche den Internetzugriff auch von mobilen Endgeräten aus ermöglichen, können Kreditentscheidungen von Verantwortlichen, z. B. direkt in Gesprächen beim Kunden, getroffen werden (Klau 1995, S. 275). Webanwendungen unterliegen weiterhin dem Client-Server Prinzip (Bosch 2004, S. 54). Berechnungen werden hierbei auf einem Server durchgeführt, wohingegen die Steuerung der Anwendung vom Client, z. B. von mobilen Endgeräten oder Desktop PCs mit Internetverbindung, aus erfolgen kann. Aufgrund der Tatsache, dass Webanwendungen über Webserverprozesse realisiert werden, ist zudem die dauerhafte Verfügbarkeit der Anwendung (Anforderung A_{Q5}) gewährleistet, sofern der Webserver erreichbar ist und das Endgerät eine Internetverbindung aufbauen kann (Moczar 2005, S. 117).

Inwiefern die weiteren Anforderungen erfüllt werden, wird gemäß der Drei-Schichten-Architektur in Anlehnung an Elmasri/Navathe (2002, 43 ff), differenziert nach Benutzungsoberfläche (Kapitel 6.3.1), Anwendungsebene (Kapitel 6.3.2) und Datenbankebene (Kapitel 6.3.3), vorgestellt. Die Benutzungsoberfläche stellt hierbei die Benutzungsschnittstelle dar, die laut Power (2002, S. 17) in einem Entscheidungsunterstützungssystem, wie in Kapitel 2.1.2 erläutert, enthalten sein muss. Im Rahmen der Ausführungen zur Anwendungsebene werden die in Kapitel 2.1.2 beschriebenen Kommunikations- und Modellkomponenten vorgestellt (Power 2002, S. 17). Die erforderliche Datenbankkomponente des Entscheidungsunterstützungssystems wird bei den Ausführungen zur Datenbankebene aufgegriffen.

6.3.1 Benutzungsoberfläche

Um die Benutzungsoberfläche zu erläutern, werden zuerst die Navigationselemente in Kapitel 6.3.1.1 vorgestellt. Anschließend wird dargelegt, wie Unternehmensanalysen anhand von Textdaten aus sozialen Medien durchgeführt werden (Kapitel 6.3.1.2). In Kapitel 6.3.1.3 wird abschließend beschrieben, wie Bewertungsmodelle angelegt werden, mit Hilfe derer eine Einteilung der Textdaten in die Klassen negativ, neutral oder positiv vorgenommen wird.

Während der Ausführungen zur Benutzungsoberfläche werden Screenshots anstelle von erstellten Mockups präsentiert, um dem Leser einen tieferen Einblick in den Prototyp zu geben. So wird auch vermieden, dass Inhalte erst in Form von Skizzen und nach der Implementierung erneut als Screenshot angeführt werden müssen, was nur wenig Mehrwert bieten würde.

6.3.1.1 Navigation

Der laut A_{FN1} erforderliche Navigationsbereich umfasst drei Menüpunkte und ist in jeder Ansicht der Anwendung im linken Bereich der Benutzungsoberfläche abgebildet. Ein Screenshot des Navigationsbereichs ist in Abbildung 6-3 dargestellt. Der erste Menüpunkt (Unternehmen) führt den Nutzer auf das laut A_{FN2} erforderliche Dashboard, auf welchem eine Liste mit angelegten Suchen zu gegenwärtig beobachteten Unternehmen dargestellt ist. Sofern sehr viele Unternehmen beobachtet werden, könnten auf diesem Dashboard auch nur die neu identifizierten negativen Beiträge angezeigt werden, um Kreditentscheidern relevante Informationen noch schneller zur Verfügung zu stellen. Über den zweiten Menüpunkt (RapidMiner) gelangt der Nutzer in einen Bereich, in welchem Trainingsdaten für die Text-

Dieses Werk ist copyrightgeschützt und darf in keiner Form vervielfältigt werden noch an Dritte weitergegeben werden.
Es gilt nur für den persönlichen Gebrauch.

datenanalyse mit Hilfe von maschinellen Lernalgorithmen hochgeladen werden können. RapidMiner ist der Name des Softwarepakets, welches genutzt wurde, um die Datenvorverarbeitung sowie die SVM in den Prototyp einzubinden. Die Funktionen und technischen Eigenschaften werden im Rahmen der Erläuterungen zur Anwendungsebene des Prototyps in Kapitel 6.3.2 sowie der Implementierung in Kapitel 6.4 beschrieben. Der letzte Menüpunkt (Herunterfahren) ermöglicht es dem Nutzer, den Prototyp auszuschalten. Das Herunterfahren könnte nur für ausgewählte Nutzer, z. B. Administratoren, verfügbar sein. Je nach Rollenverteilung im Unternehmen müsste diese Funktion demnach mit Hilfe eines Berechtigungskonzepts, welches in der Konzeption des vorliegenden Prototyps nicht berücksichtigt wird, für Nutzer, die keine Administrationsrechte besitzen, deaktiviert werden. Diese würden die Arbeit mit dem Prototyp z. B. durch das Schließen ihres Browserfensters oder über eine Logout-Funktion beenden.

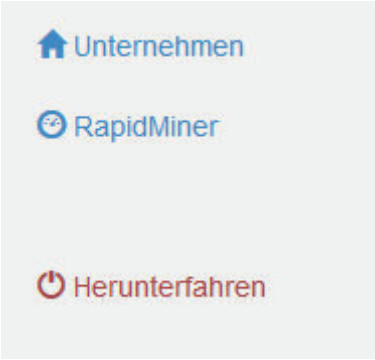

Abbildung 6-3: Navigationsbereich

6.3.1.2 Analyse von Unternehmen und Modellanwendung

Ein Ausschnitt des Dashboards, welches zusätzlich zu einem Klick in der Navigationsleiste auf „Unternehmen“ als Startseite des Prototyps beim Aufrufen der Webseite angezeigt wird, ist in Abbildung 6-4 dargestellt. Auf dem Dashboard werden in Listenform die angelegten Suchen mit Nummer, Name, sozialen Medien, welche durchsucht werden, sowie Anzahl der Einträge und aktuellem Status (Aktiv oder Inaktiv) angezeigt. Die Sortierung erfolgt hierbei chronologisch nach Anlagedatum. Alternative Sortierfunktionen könnten in Abstimmung mit Anwendern umgesetzt werden. Über die integrierte Suchfunktion im Browser kann ein Nutzer auch direkt nach einem Unternehmensnamen suchen und muss nicht die gesamte Liste betrachten. Als soziales Medium ist in Abbildung 6-4 ausschließlich Twitter angegeben, da dies die einzige implementierte Datenquelle darstellt. Bei mehreren sozialen Medien könnten diese z. B. durch kleine Symbole dargestellt werden. Denkbar ist auch eine Auflistung mit Namen, was eine Vergrößerung des Feldes im Dashboard zur Folge hätte. Zusätzlich sind auf dem Dashboard am rechten Rand Aktionssymbole eingeblendet. Über das Zahnrad lassen sich die Einstellungen der Suche wie z. B. der Suchbegriff ändern. Über das Papierkorb-Symbol lassen sich angelegte Suchen, wie von Anforderung A_{FDE4} gefordert, löschen. Ein gelber Stern neben der Anzahl der Einträge weist den Nutzer gemäß Anforderung A_{FE5} darauf hin, dass seit dem letzten Aufruf der Analyse neue Textbeiträge erfasst und ausgewertet wurden, die er noch nicht eingesehen hat. Bei der Suche zur

Dieses Werk ist copyrightgeschützt und darf in keiner Form vervielfältigt werden noch an Dritte weitergegeben werden.
Es gilt nur für den persönlichen Gebrauch.

Conergy AG in Abbildung 6-4 ist der gelbe Stern beispielsweise sichtbar. Nicht ersichtlich sind Datum und Uhrzeit des letzten Textbeitrags sowie Datum und Uhrzeit der letzten Nutzeraktualisierung, damit die Abbildung lesbar bleibt. Das vollständige Dashboard ist in Anhang d dargestellt. Hier ist auch ersichtlich, dass auf dem Dashboard ein Hinweis mit Informationstexten zum Dashboard und zur Funktionsweise des Systems angezeigt wird. Auf den im Folgenden erklärten Seiten sind weitere Hinweistexte eingefügt, um die Anforderung A_{FN3} hinsichtlich der Dokumentation und Hilfe zu erfüllen. Weiterhin ist auf dem Dashboard eine erste Funktion zum CSV-Export aller Suchparameter angeführt, um Anforderung A_{FE6} zu erfüllen. Der Export der Daten und Stimmungsindikatoren wird später aufgegriffen.

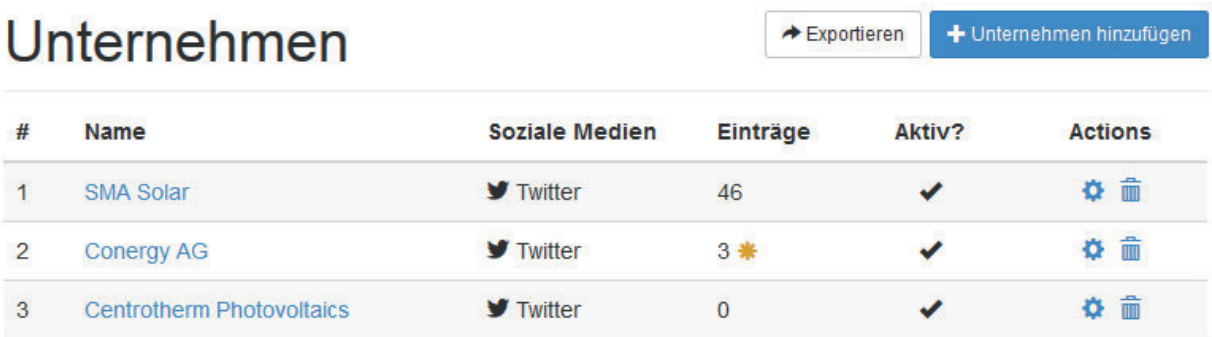

Abbildung 6-4: Ausschnitt vom Dashboard

Beim Klicken auf den Button „Unternehmen hinzufügen“ auf dem Dashboard gelangt der Nutzer auf eine Eingabemaske, in welcher die Definition der Suchbegriffe, die Auswahl der zu durchsuchenden sozialen Medien (im Beispiel ist nur Twitter implementiert), die sprachliche Beschränkung und die zeitliche Beschränkung gemäß der Anforderungen A_{FDE1}, A_{FDE2} und A_{FDE3} erfolgen können (Abbildung 6-5). Sofern Unternehmen nicht einzeln, sondern z. B. aufgrund von vorhandenen Stammdaten gesammelt ins System eingepflegt werden sollen, ist eine Importfunktion an dieser Stelle denkbar. Mit Hilfe dieser müssten Suchbegriffe anhand der vorhandenen Stammdatenstruktur des bestehenden Risikomanagementsystems, eventuell unterstützt durch eine manuelle Kalibrierung der Suchbegriffe, angelegt werden können.

Dieses Werk ist copyrightgeschützt und darf in keiner Form vervielfältigt werden noch an Dritte weitergegeben werden.
Es gilt nur für den persönlichen Gebrauch.

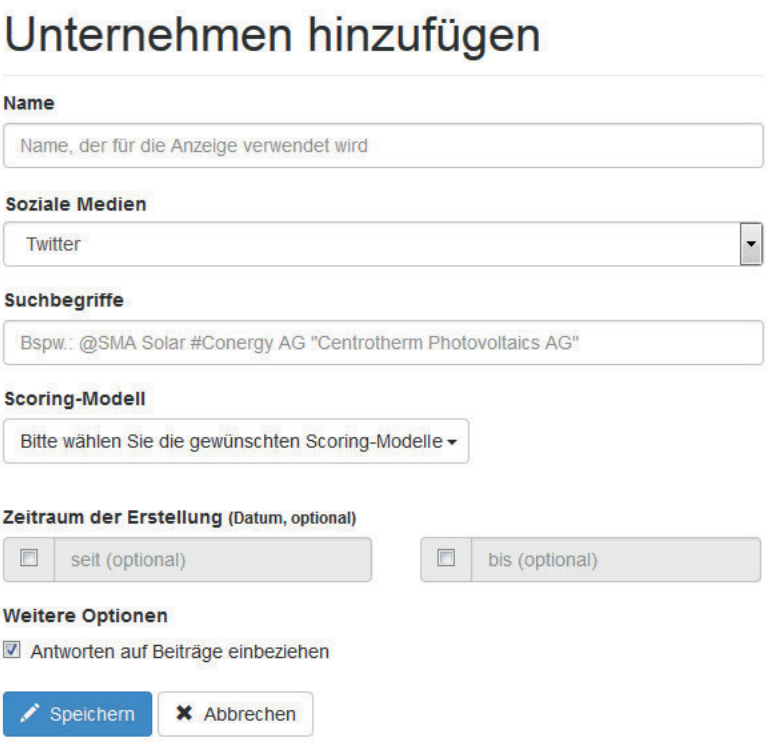

Abbildung 6-5: Unternehmen hinzufügen

Über das folgende Dropdownmenü (Scoring-Modell) können Scoring-Modelle zur automatisierten Textdatenbewertung ausgewählt werden, die von der SVM, welche im Kapitel 6.3.2 (Anwendungsebene) erläutert wird, basierend auf Trainingsdaten berechnet wurden. Die Auswahl könnte auch von einem Administrator des Systems vorgenommen werden, wenn Kreditentscheider ausschließlich auf bestehende Analysen zugreifen und diese nicht selbst konfigurieren. Zu diesem Zweck müsste erhoben werden, welche Nutzer Zugriff auf welche Funktionen benötigen. Anschließend müssten diese Regeln in einem Berechtigungskonzept umgesetzt werden. Das aufgeklappte Dropdownmenü ist in Abbildung 6-6 dargestellt. Hier können z. B. Modelle für deutschsprachige oder englischsprachige Tweets ausgewählt werden. Für jede Analyse kann immer nur ein Modell zur Analyse von Daten einer Sprache selektiert werden. Es werden nur Textdaten in Sprachen berücksichtigt, für welche ein Modell ausgewählt wurde, um Anforderung A_{FDE2} zu erfüllen. In der Abbildung sind zwei Modelle basierend auf deutschsprachigen Tweets und eines basierend auf englischsprachigen Tweets dargestellt. Der Nutzer könnte hier z. B. auch ein Modell, welches für eine bestimmte Branche konzipiert wurde, wählen. Denkbar sind auch Modelle für spezifische Datenquellen, sofern weitere soziale Medien in den Prototyp eingebunden werden. Mit Hilfe dieser Auswahlmöglichkeit wird die Anforderung A_{FDA4} erfüllt. Wie die Modelle erstellt werden, wird zu einem späteren Zeitpunkt erläutert. Nach der Auswahl des Scoring-Modells sind auf der Seite zum Hinzufügen von Unternehmen Felder angeführt, anhand derer der Zeitraum der Analyse gemäß Anforderung A_{FDE3} begrenzt werden kann (Abbildung 6-5). Außerdem kann der Nutzer wählen, ob nur Tweets, in denen der Suchbegriff enthalten ist, berücksichtigt werden, oder ob auch Antworten in die Analyse einbezogen werden sollen.

Dieses Werk ist copyrightgeschützt und darf in keiner Form vervielfältigt werden noch an Dritte weitergegeben werden.
Es gilt nur für den persönlichen Gebrauch.

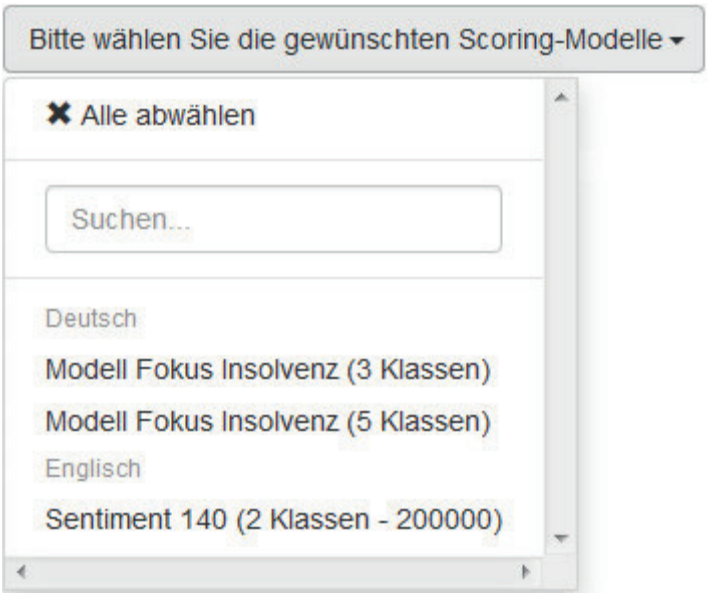

Abbildung 6-6: Auswahl der Scoring-Modelle

Nach dem Speichern einer Suche werden die Prozesse zur Datenerfassung und Analyse auf Anwendungsebene angestoßen, die in Kapitel 6.3.2 erläutert werden. Der Nutzer wird zurück auf das Dashboard geführt. Durch das Klicken auf den Namen einer Suche gelangt er in die Detailansicht zu diesem Suchbegriff. Die Detailansicht zu dem Suchbegriff SMA Solar ist als Beispiel in Abbildung 6-7 dargestellt. In der Kopfzeile sind neben dem Namen Aktionsfelder angezeigt, über welche die Suche angehalten, die bereits erfassten Textdaten und berechneten Stimmungsindikatoren gelöscht, die Textdaten und Stimmungsindikatoren exportiert, die Suchparameter bearbeitet oder die gesamte Suche mitsamt den Suchparametern und Daten gelöscht werden kann.

Das Stoppen der Suche ermöglicht es dem Nutzer, Systemressourcen für andere Analysen, die gegenwärtig von höherer Bedeutung sind, freizustellen, sodass diese eine höhere Verarbeitungsgeschwindigkeit aufweisen. Die Verteilung von Systemressourcen und damit die Performance des Systems, die nach Anforderung A_{Q3} hoch sein soll, kann auf diese Weise vom Nutzer gesteuert werden. Gleiches gilt für das Leeren von bestehenden Einträgen bzw. das Löschen von Suchen mitsamt den Parametern, sodass historische Daten nicht unnötigerweise Speicherplatz beanspruchen. Über den Druckknopf „Exportieren“ werden die Textdaten, Zeitstempel und der vom System berechnete Stimmungsindikator im CSV-Format exportiert, um Anforderung A_{FE6} zu erfüllen. „Bearbeiten“ ermöglicht das Ändern aller Parameter, welche in Abbildung 6-5 dargestellt sind, um die Suche gemäß der Anforderungen A_{FDE1}, A_{FDE2} und A_{FDE3} anpassen zu können.

Unterhalb der Kopfzeile sind Metadaten zur Analyse abgebildet. Im mittleren Bereich der Detailansicht werden die numerischen Stimmungsindikatoren graphisch dargestellt. In Abhängigkeit von der Bildschirmgröße werden Mittelwerte z. B. auf Tages-, Wochen-, oder Monatsbasis gebildet, sodass alle Daten im Graph enthalten sind, um Anforderung A_{FE1} zu erfüllen. Die X-Achse bildet die Daten hierbei chronologisch, von links nach rechts, dem Zeitverlauf entsprechend ab. Auf der Y-Achse sind die Stimmungsindikatoren angeführt. Die schattierten Flächen im Graph geben an, in welchem Bereich sich die Stimmungsindikatoren befinden, anhand derer der Stimmungsindikator errechnet wurde. Unter dem

Dieses Werk ist copyrightgeschützt und darf in keiner Form vervielfältigt werden noch an Dritte weitergegeben werden.
Es gilt nur für den persönlichen Gebrauch.

Graph sind die Textdaten mit Zeitstempel und Stimmungsindikator in tabellarischer Form dargestellt, sodass Anforderung A_{FE2} abgedeckt ist.

Die Stimmungsindikatoren können für die Anzeige im Graph außerdem zeitlich eingeschränkt werden. Hierzu kann der Nutzer mit der Maus einen Bereich im Graph markieren. Alle Daten außerhalb dieses Bereiches werden daraufhin im Graph und auch in der Tabelle ausgeblendet. Die Daten innerhalb des markierten Bereichs werden über die gesamte Bildschirmbreite angezeigt, sodass ein detaillierteres Betrachten des Stimmungsverlaufs in einem spezifischen Zeitfenster möglich ist. Die Daten können außerdem über Funktionen, die über die Pfeile in der Kopfzeile der Tabelle aufgerufen werden, sortiert und gefiltert werden. So kann sich der Nutzer z. B. alle negativ bewerteten Einträge zuerst anzeigen lassen. Auf diese Weise sind die Anforderungen A_{FE3} und A_{FE4} bzgl. des Sortierens und Filterns der Daten umgesetzt. Die Detailansicht erfüllt außerdem Anforderung 3.3 der MaCM, in welcher gefordert ist, dass die Kennzahlen regelmäßig erhoben und an die verantwortliche Funktion berichtet werden (Kapitel 2.1.2) (Bundesverband Credit Management e.V. 2016, S. 12). Da in sozialen Medien auch Falschinformationen veröffentlicht werden können, hat der Nutzer die Möglichkeit, über Links, die Beiträgen hinzugefügt werden können, die Authentizität der Inhalte, z. B. durch das Betrachten der Quellen, zu prüfen. Dies ermöglicht es, die Zuverlässigkeit der Quellen, die nach Anforderung 3.2 der MaCM gefordert ist, zu verifizieren, sodass ausschließlich wahre Informationen bei der Kreditentscheidung berücksichtigt werden (Kapitel 2.1.2) (Bundesverband Credit Management e.V. 2016, S. 12).

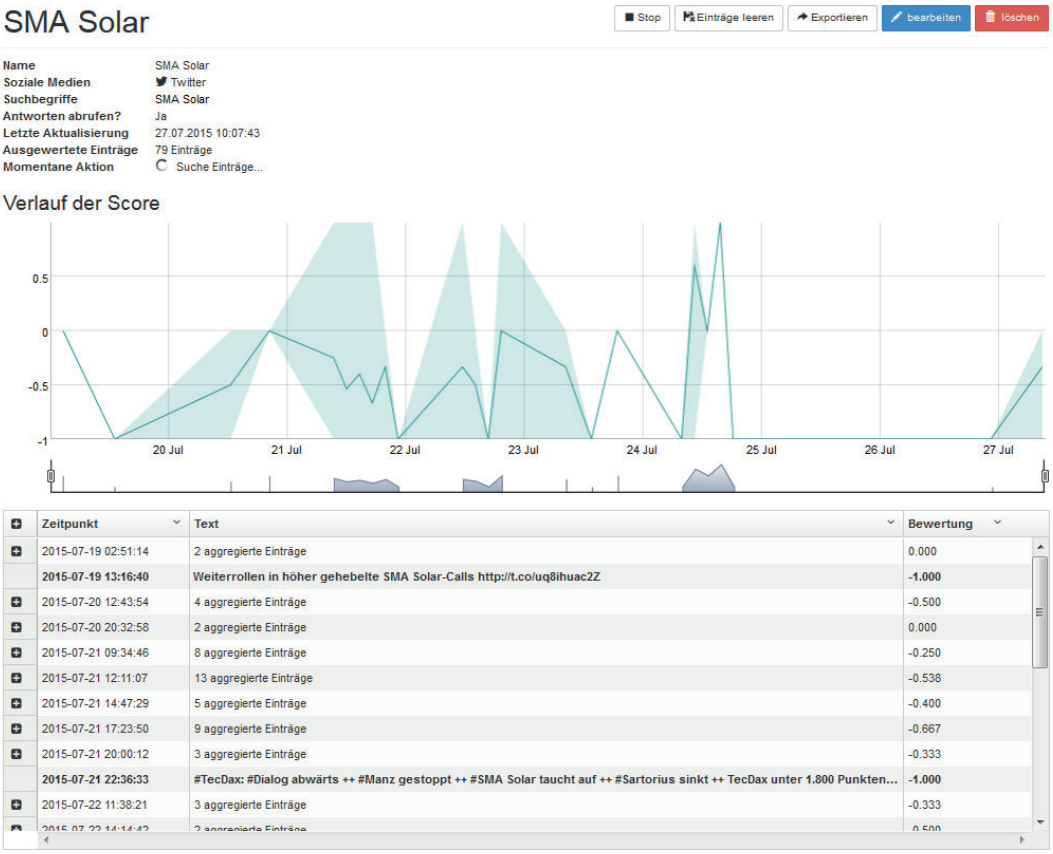

Abbildung 6-7: Detailansicht SMA Solar

Dieses Werk ist copyrightgeschützt und darf in keiner Form vervielfältigt werden noch an Dritte weitergegeben werden.
Es gilt nur für den persönlichen Gebrauch.

Anhand der Ausführungen wird zudem deutlich, dass der Prototyp, in Anlehnung an Anforderung A_{FDA2}, auf Basis von numerischen Stimmungspolaritäten arbeitet. Dies ist im Graph sowie auch in der tabellarischen Darstellung erkennbar, in welchen die Zahlenwerte abzulesen sind.

6.3.1.3 Modellerstellung

Über einen Klick auf „Rapid Miner“ in der Navigationsleiste (Abbildung 6-3) gelangt der Nutzer, z. B. ein Administrator, in eine Ansicht, in welcher alle Modelle zur automatisierten Textdatenbewertung in einer Liste dargestellt sind (Abbildung 6-8). In der Liste sind Nummer, Name des Modells, die Sprache und der aktuelle Status, welcher angibt, ob die Modellberechnung bereits abgeschlossen wurde, dargestellt. Weiterhin sind der Dateipfad/Speicherort sowie die Präzision des Modells einsehbar. Die Präzision ist als vierstellige Zahl angegeben. Ist diese Zahl z. B. 8234, bedeutet dies, dass das Modell bei einer Kreuzvalidierung eine Klassifikationsgenauigkeit von 82,34 % erzielte. Diese Parameter sind in Abbildung 6-8 nicht abgebildet, damit die Abbildung lesbar bleibt. Ein Bildschirmfoto der vollständigen Anzeige ist in Anhang e angeführt. Hier ist außerdem ein Hinweisfeld sichtbar, in welchem der Nutzer darüber informiert wird, in welchem Format eine Datei mit Trainingsdaten vorliegen muss, um diese über „Trainingsdaten hochladen“ als neuen Datensatz hinzufügen zu können. Klickt der Nutzer auf dieses Feld, öffnet sich ein neues Fenster, welches in Abbildung 6-9 dargestellt ist.

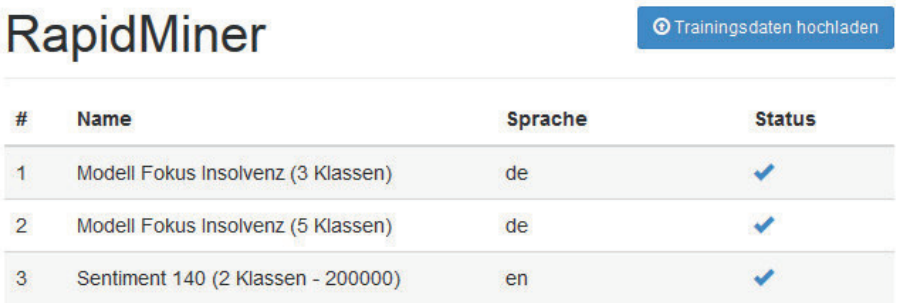

Abbildung 6-8: Modellübersicht des Prototyps

Um neue Trainingsdaten hochzuladen, muss zuerst der Name des Modells angegeben werden. So hat der Nutzer die Möglichkeit, Modelle für spezifische Branchen/Sprachen zu hinterlegen, sodass Anforderung A_{FDA4} abgedeckt ist. Anschließend muss festgelegt werden, in welcher Sprache die Daten vorliegen, damit das Modell beim Anlegen von Analysen bei der richtigen Sprache zur Auswahl angeführt wird. Im dritten Schritt kann der Nutzer über „Durchsuchen“ die entsprechende Datei im Explorer auswählen. Diese muss im CSV- oder ZIP-Format vorliegen, wie in dem Hilfetext angegeben ist. Durch das Betätigen von „OK“ berechnet die SVM nach der Datenvorverarbeitung ein Modell basierend auf den Daten der hochgeladenen Datei. Dieses kann beim Anlegen einer Analyse ausgewählt werden, sofern die Berechnung abgeschlossen ist.

Dieses Werk ist copyrightgeschützt und darf in keiner Form vervielfältigt werden noch an Dritte weitergegeben werden.
Es gilt nur für den persönlichen Gebrauch.

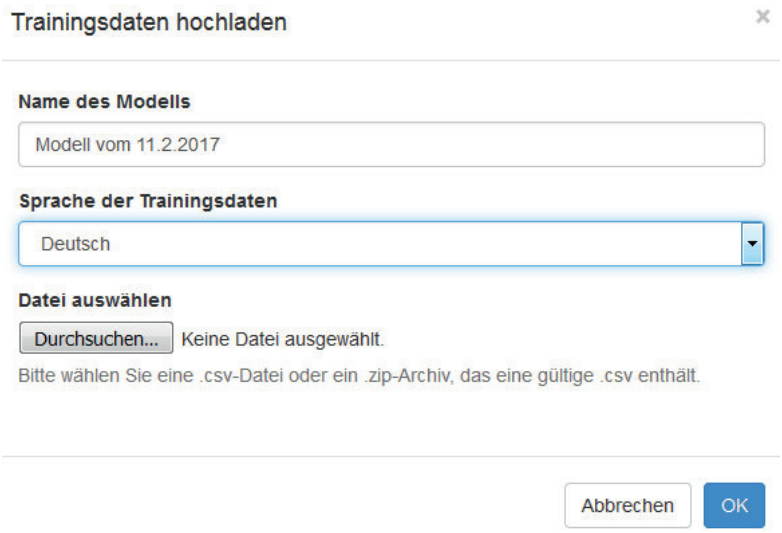

Abbildung 6-9: Trainingsdaten hochladen

6.3.2 Anwendungsebene

Sofern der Nutzer die Suchparameter über das Fenster „Unternehmen hinzufügen“ der Benutzungsoberfläche spezifiziert und die Eingaben über „OK“ bestätigt hat (Abbildung 6-5), muss das System laut den Anforderungen A_{FDE1}, A_{FDE2} und A_{FDE3} damit beginnen, die Tweets von Twitter zu beziehen, welche den Suchbegriff beinhalten. Weiterhin darf das System nur Textdaten erfassen, welche in Sprachen verfasst wurden, für die der Nutzer ein Bewertungsmodell bei der Suche angegeben hat. Außerdem sind Einschränkungen des Analysezeitraums zu beachten, sofern dieser vom Nutzer festgelegt wurde. Um diese Anforderungen auf Anwendungsebene erfüllen zu können, werden die Streaming API und die REST API von Twitter in den Prototyp eingebunden (Twitter 2017b, 2017c).

Die Streaming API liefert ausschließlich Daten, die den überlieferten Suchparametern entsprechen, in Echtzeit zurück (Twitter 2017c). Neben den Textdaten werden auch Metadaten wie z. B. der laut Anforderung A_{FDE2} erforderliche Sprachparameter und der laut Anforderung A_{FDE3} erforderliche Zeitstempel zurückgeliefert. Das Datenvolumen ist hierbei auf ein Prozent der gesamten bei Twitter veröffentlichten Tweets beschränkt. Es ist daher davon auszugehen, dass die Volumengrenze im vorliegenden Anwendungsfall nicht überschritten wird. Sollte der Webserver allerdings kurzfristig nicht erreichbar sein, entstehen Lücken im Datensatz, sodass ggf. wichtige Informationen verloren gehen.

Aus diesem Grund wird zusätzlich die REST API verwendet (Twitter 2017b). Die REST API liefert, ähnlich wie die Streaming API, Tweets, die über Suchbegriffe ausgewählt werden können, mitsamt Metadaten zurück. In den Metadaten sind auch die erforderlichen Angaben zur Sprache und dem Veröffentlichungszeitpunkt des Tweets enthalten. Zusätzlich zur Echtzeitübermittlung werden aber auch historische Daten über einen Zeitraum von zwei Wochen bereitgestellt, sodass diese bei einem Serverausfall nachgetragen werden. Analysen, die Daten berücksichtigen sollen, die in weiter zurückliegenden Zeiträumen veröffentlicht wurden, sind allerdings nicht möglich. Außerdem sind, im Gegensatz zur Streaming API, nur 15 Anfragen in einem Zeitfenster von 15 Minuten möglich (Twitter 2017b). Die

Dieses Werk ist copyrightgeschützt und darf in keiner Form vervielfältigt werden noch an Dritte weitergegeben werden.
Es gilt nur für den persönlichen Gebrauch.

Datenerfassungsmöglichkeiten dieser Schnittstelle sind daher sehr begrenzt. Sollen eine Vielzahl von Unternehmen beobachtet werden, kann dies über die Schnittstelle daher nicht bewältigt werden. Die Streaming API stellt daher die primäre Datenbezugsquelle dar, wohingegen die REST API historische Daten beim Anlegen einer Suche und bei einem Serverausfall bereitstellt, sofern dies aufgrund der Restriktionen möglich ist.

Mit Hilfe der Verwendung dieser Schnittstellen werden außerdem die Anforderungen A_{FDE5} sowie 4.3.1 und 4.3.2 der MaCM erfüllt, die eine kontinuierliche nutzerunabhängige Datenerfassung zu definierten Suchbegriffen bzw. den Bestandskunden und Kreditnehmern von Unternehmen fordern (Bundesverband Credit Management e.V. 2016, S. 15).

Um die von den Schnittstellen überlieferten Daten gemäß der Anforderungen A_{FDA1}, A_{FDA2} und A_{FDA3} automatisiert mit Hilfe des Bag-of-Words Algorithmus zur Merkmalsextraktion, dem Transformieren/Filtern zur Dimensionsreduktion, der binären Merkmalsrepräsentation und der SVM als maschinellen Lernalgorithmus numerisch zu polarisieren, werden diese Techniken in den Prototyp eingebunden.

Die Funktionen der Datenaufbereitung und die SVM werden hierbei in Form einer Softwarebibliothek, die während der Ausführungen zur Implementierung (Kapitel 6.4) näher erläutert wird, im Prototyp umgesetzt. Auf Grundlage der vom Nutzer bereitgestellten Trainingsdaten (Abbildung 6-9) berechnet die Softwarebibliothek Bewertungsmodelle, die der Nutzer anschließend den Analysen zuweisen kann (Abbildung 6-6). Für jeden Tweet wird hierbei auf Grundlage der Metadaten analysiert, mit Hilfe welches Modells dieser bewertet werden muss. Anschließend werden der Tweet und die Metadaten in der Datenbank gespeichert. Sollte kein Bewertungsmodell für die Sprache, in welcher der Tweet verfasst ist, für die Analyse definiert worden sein, wird der Tweet verworfen. Nach der Analyse mit Hilfe der Datenvorverarbeitungsschritte und der SVM wird der Stimmungsindikator des Tweets, der bislang nicht angegeben war, in der Datenbank gespeichert. Auf Grundlage der so bereitgestellten Funktionen können die in Echtzeit übermittelten Daten gemäß Anforderung A_{FDA5} nutzerunabhängig und fortwährend analysiert werden. Hierbei werden die Analysen nacheinander durchlaufen. Für die aktuell ausgewählte Analyse wird geprüft, ob neue Daten erfasst wurden und analysiert werden müssen. Sofern alle Daten verarbeitet wurden, wird die nächste Analyse in der Warteschlange verarbeitet. Dieser Prozess, welcher in Abbildung 6-10 dargestellt ist, wird zur Laufzeit des Prototyps nie beendet, sodass ständig nach neuen Daten gesucht wird und diese analysiert werden. Das Speichern in der Datenbank ist in der Abbildung bewusst ohne die Angabe von spezifischen Datenfeldern, welche die Datenbank enthält, angeführt. Die Details zu diesem Prozessschritt werden in Kapitel 6.3.3 erläutert. Um die Anforderung A_{Q3} nach einer hohen Systemperformance jederzeit zu erfüllen, sind die Datenerfassung und die Analyse eng aufeinander abgestimmt. Im Rahmen dieser Abstimmung wird darauf geachtet, dass Daten, sofern diese zu schnell von den Schnittstellen übertragen werden, zuerst gespeichert und anschließend in Blöcken polarisiert werden. Ansonsten könnten diese verloren gehen bzw. dem Nutzer ohne Analyse und damit einhergehend ohne numerische Polarität präsentiert werden.

Dieses Werk ist copyrightgeschützt und darf in keiner Form vervielfältigt werden noch an Dritte weitergegeben werden.
Es gilt nur für den persönlichen Gebrauch.

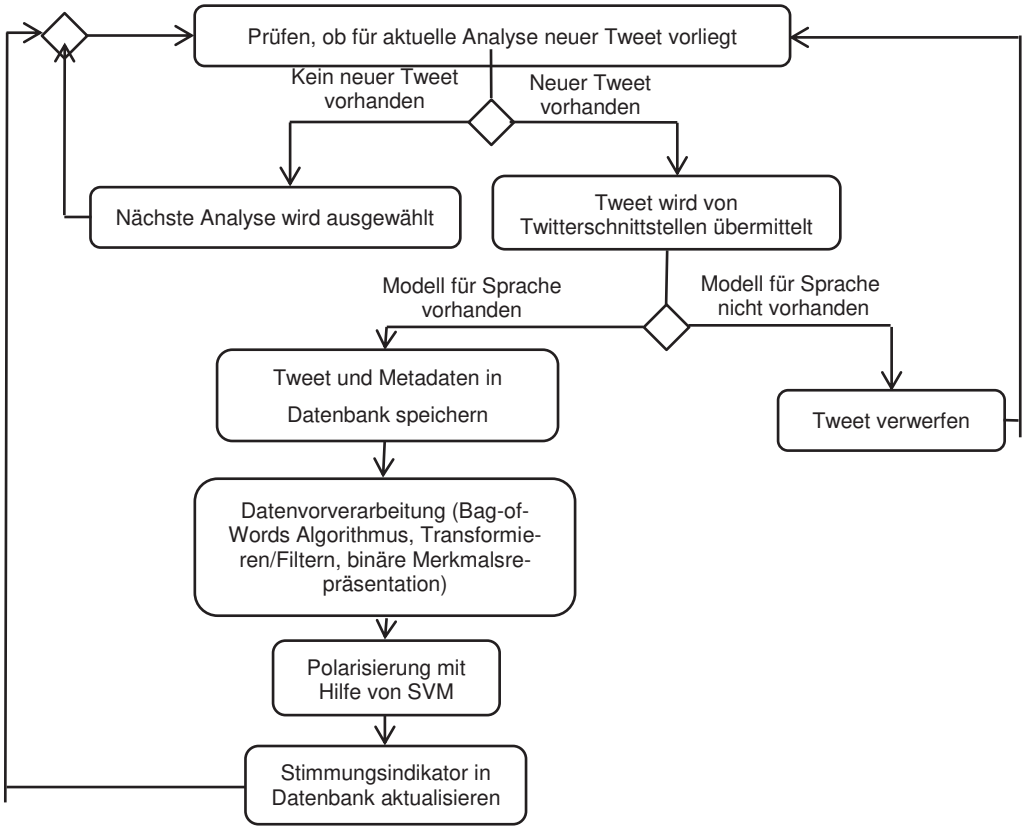

Abbildung 6-10: Nutzerunabhänige Analyse

6.3.3 Datenbankebene

Um die Anforderung A_{Q4} hinsichtlich der Datenkonsistenz sowie die Anforderung 4.2.5 der MaCM bzgl. der systematischen Aufbewahrung zu erfüllen, werden alle Daten, die vom Prototyp verarbeitet werden, in einer relationalen Datenbank gespeichert (Bundesverband Credit Management e.V. 2016, S. 14; Mertens et al. 2017, 45 f.). Ob und wann die Daten gemäß Anforderung A_{FDE4} gelöscht werden, kann jeder Anwender daher individuell definieren.

Das Modell der Datenbank ist in Form eines Entity-Relationship-Modells (ERM), nach den Vorgaben von Mertens et al. (2017, 43 f.), in Abbildung 6-11 dargestellt:

Dieses Werk ist copyrightgeschützt und darf in keiner Form vervielfältigt werden noch an Dritte weitergegeben werden.
Es gilt nur für den persönlichen Gebrauch.

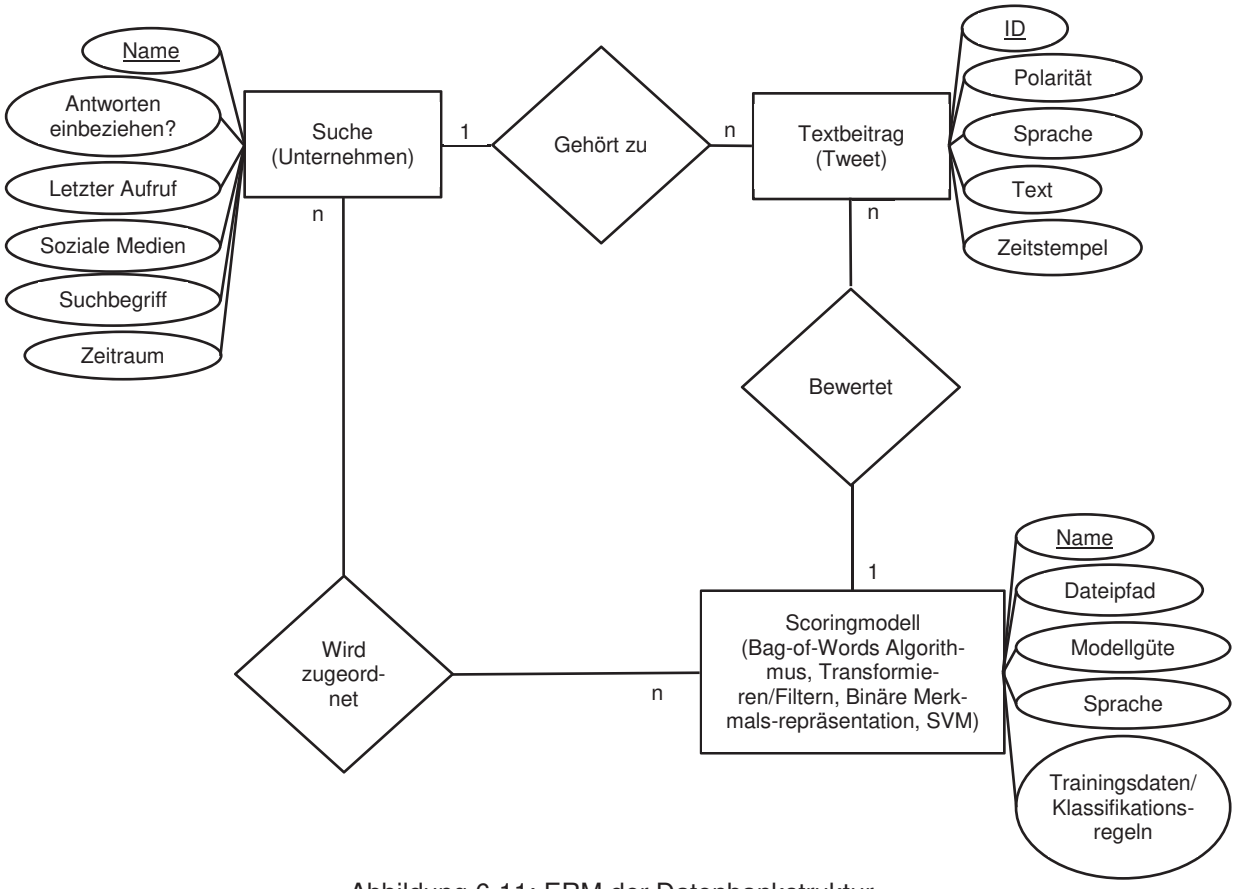

Abbildung 6-11: ERM der Datenbankstruktur

Die über die Benutzungsoberfläche angelegten Suchbegriffe (Abbildung 6-5), die im vorliegenden Szenario Unternehmen umfassen, werden im ERM als Entität „Suche (Unternehmen)“ dargestellt. Diese enthalten den Namen der Suche als Primärschlüssel, einen Parameter „Antworten einbeziehen?“, der angibt, ob nur selektierte Tweets oder auch die Antworten auf diese berücksichtigt werden sollen, sowie das Datum des letzten Aufrufs, die zu durchsuchenden sozialen Medien, den Suchbegriff und den Zeitraum der Suche. Der Primärschlüssel ist in Abbildung 6-11 für Entitäten immer zuerst angeführt und unterstrichen. Alle weiteren Attribute folgen in alphabetischer Reihenfolge. Der Parameter „Letzter Aufruf“ wird benötigt, um gemäß Anforderung A_{FE5} ermitteln zu können, ob seit dem letzten Aufruf neue relevante Tweets für die Suche über die Schnittstellen identifiziert werden konnten. Die sozialen Medien sind nicht als Entität im ERM angeführt, da diese nicht in der Datenbank hinterlegt sind. Stattdessen ist im Quellcode der Schnittstellenzugriff implementiert, sodass die Schnittstellen wie in Abbildung 6-5 dargestellt beim Anlegen von Suchen ausgewählt werden können. Die Nutzereingabe wird im Attribut „Soziale Medien“ gespeichert. Die Attribute Suchbegriff und Zeitraum ermöglichen die von den Anforderungen A_{FDE1} und A_{FDE2} geforderten Einschränkungen mit Hilfe von Stichworten/Hashtags bzw. die zeitliche Einschränkung. Ein Attribut für einen übergreifenden Stimmungsscore, der anhand der Textbeiträge berechnet wird, ist nicht vorgesehen, da dieser bei jedem identifizierten Textbeitrag neu berechnet werden müsste. Die Berechnung erfolgt daher immer, wenn ein Nutzer sich die Detailansicht der Suche anzeigen lässt.

Dieses Werk ist copyrightgeschützt und darf in keiner Form vervielfältigt werden noch an Dritte weitergegeben werden.
Es gilt nur für den persönlichen Gebrauch.

Die Entität „Suche (Unternehmen)“ besitzt Relationen zu beiden weiteren Entitäten, welche Textbeiträge (Tweets) sowie Scoringmodelle umfassen. Einer Suche können beliebig viele (n) Textbeiträge (Tweets) zugeordnet werden. Ein Textbeitrag (Tweet) kann von beliebig vielen Suchen erfasst werden. So sind zum Beispiel im untenstehenden Tweet die Unternehmensnamen Verivox und FlexStrom enthalten, sodass dieser Tweet bei Analysen zu jedem der beiden Unternehmen erfasst würde:

„Verivox weiter in der Kritik: FlexStrom will konsequent gegen fragwürdige Darstellungen des Verkaufsportals vorgehen http://bit.ly/zckeMx“ (Perspektive Mittelstand 2012)

Da der Textbeitrag (Tweet) aber für jede Suche einzeln von der Schnittstelle übermittelt und in der Datenbank abgelegt wird, ist im ERM eine 1:n Beziehung dargestellt. Ein physisch in der Datenbank vorhandener Textbeitrag (Tweet) wird demzufolge nur einer Suche zugeordnet. Ein Textbeitrag (Tweet) enthält eine ID als Primärschlüssel sowie eine Polarität, einen Parameter, der auf die Sprache hinweist, in welcher der Tweet verfasst ist, sowie den Textinhalt und einen Zeitstempel, in welchem das Veröffentlichungsdatum hinterlegt ist. Textbeiträge (Tweets) werden über die Schnittstellen der sozialen Medien extrahiert, sofern sie den Suchbegriff, welcher bei den Suchen (Unternehmen) als Attribut angegeben ist, enthalten. Im vorliegenden Prototyp ist ausschließlich der Zugriff auf die Twitterschnittstelle eingearbeitet. Die ID wird automatisch vom System vergeben und fortwährend inkrementiert. Die Polarität eines Textbeitrags ist beim Import über die Schnittstelle mit NaN angegeben. Der Sprachparameter wird von der Twitterschnittstelle übermittelt und in der Datenbank für jeden Tweet hinterlegt. Bei der Einbindung von weiteren sozialen Medien ist zu prüfen, ob diese ebenfalls einen Sprachparametern übermitteln oder ob dieser z. B. mit Hilfe einer Sprachanalyse bestimmt werden muss. Anhand dieses Parameters erfolgt die sprachliche Beschränkung nach Anforderung A_{FDE2}. Der Text bzw. Inhalt des Tweets und der Zeitstempel werden ebenfalls von den Twitterschnittstellen bereitgestellt. Sofern der Zeitstempel nicht innerhalb des bei der Suche angegebenen Zeitraums liegt, wird der Textbeitrag (Tweet) nicht in der Datenbank abgelegt, sondern verworfen, um Anforderung A_{FDE3} zu erfüllen.

Die zweite Relation der Entität „Suche (Unternehmen)“ besteht zur Entität „Scoringmodell“. Einer Suche können beliebig viele Scoringmodelle für verschiedene Sprachen zugeordnet werden. Zu beachten ist hierbei, dass nur ein Scoringmodell für jede Sprache ausgewählt werden kann. Hierzu ist das Attribut „Sprache“ den Scoringmodellen beigefügt und in der Datenbank hinterlegt. Bei der Zuordnung von Scoringmodellen zu den Suchen ist in der Benutzungsoberfläche die Auswahl auf ein Modell pro Sprache limitiert (Abbildung 6-5). Der Primärschlüssel eines Scoringmodells ist der Name, der vom Nutzer vergeben werden kann (Abbildung 6-9). Der Dateipfad ist außerdem angegeben, um das Modell aus dem Prototyp extrahieren und bei Bedarf in andere Applikationen einbinden zu können. Die Modellgüte, die auf Grundlage einer Kreuzvalidierung berechnet wird, ist ebenfalls in der Datenbank hinterlegt. Weiterhin sind dem Modell die Klassifikationsregeln zugeordnet, welche auf Basis der Trainingsdaten mit Hilfe der Datenvorverarbeitungstechniken und der SVM berechnet werden.

Dieses Werk ist copyrightgeschützt und darf in keiner Form vervielfältigt werden noch an Dritte weitergegeben werden.
Es gilt nur für den persönlichen Gebrauch.

Eine weitere Relation besteht zwischen den Textbeiträgen (Tweets) und Scoringmodellen. Hierbei werden beliebig viele (n) Tweets von einem Scoringmodell bewertet. Bei dieser Bewertung wird die Polarität der Textbeiträge aktualisiert und auf den von dem Scoringmodell berechneten numerischen Wert gesetzt. Die Anforderung nach numerischen Stimmungspolaritäten (A_{FDA2}) ist somit auch auf Datenbankebene abgebildet. Es ist auch möglich, dass ein Textbeitrag (Tweet), der auf einem sozialen Medium, z. B. Twitter, veröffentlicht wurde, von mehreren Scoringmodellen bewertet wird. Dieser Fall tritt ein, wenn derselbe Textbeitrag (Tweet) im Rahmen mehrerer Suchen identifiziert wurde und diesen Suchen verschiedene Scoringmodelle zugewiesen sind. Gleichsam wie bei der Beschreibung der Relation zu „Suchen (Unternehmen)“ und „Textbeiträgen (Tweets)“ würde dieser Textbeitrag (Tweet) mehrfach über die Schnittstellen übermittelt und auch mehrfach, nämlich einmal pro Suche, gespeichert werden. Ein physisch in der Datenbank vorhandener Textbeitrag (Tweet) wird demzufolge nur von einem Scoringmodell bewertet, weshalb diese Darstellung im ERM in Abbildung 6-11 gewählt wurde.

6.4 Implementierung

Die Webanwendung, welche gemäß Anforderung A_{R2} auf dem Client-Server Prinzip basiert, wird in Java implementiert. Da in Java entwickelte Anwendungen plattformübergreifend eingesetzt werden können, ist die Anforderung A_{Q1} nach der Portierbarkeit des Systems auf Serverseite erfüllt (Deck/Neuendorf 2010, 13 ff.). Die Endnutzer können auf die Anwendung über einen Webbrowser zugreifen. In Abbildung 6-12 sind die technischen Komponenten des Prototyps graphisch dargestellt. Die einzelnen Bereiche der Systemkonzeption, welche die Benutzungsoberfläche, Anwendungsebene und Datenbankebene umfassen, sind als Kästen dargestellt. Innerhalb dieser Kästen kann eine weitere Untergliederung erfolgen. In den Prototyp eingebundene Open Source Softwarebibliotheken sind in den Systembereichen mit Hilfe von Ordnersymbolen kenntlich gemacht.

Für die Implementierung der Benutzungsoberfläche wird das Angular JS Framework verwendet (Majid/Mirzaei 2015, 4 f.). Das Framework greift auf das Model-View-Controller (MVC) Prinzip zurück, nach welchem jede Änderung an den Daten, die durch die Modell-Ebene repräsentiert werden, auf der Benutzungsoberfläche, der View-Ebene, präsentiert wird. Gleichsam wird jede Nutzereingabe an das Model bzw. die Datenbank übertragen. Ein Controller auf Anwendungsebene fungiert hierbei als Koordinator zwischen verschiedenen Systemkomponenten und ist dafür verantwortlich, dass keine Inkonsistenzen zwischen Daten in der Datenbank und Daten, die auf der Benutzungsoberfläche angezeigt werden, entstehen (Chandermani 2015, S. 8).

Um die Anwendungsebene zu implementieren, wurde auf das Play Framework zurückgegriffen (Play Framework 2017). Dieses ist für die Java und Scala basierte Entwicklung von Webanwendungen konzipiert. Weiterhin können Schnittstellen von Drittanbietern wie z. B. Twitter mit wenig Aufwand eingebunden werden.

Dieses Werk ist copyrightgeschützt und darf in keiner Form vervielfältigt werden noch an Dritte weitergegeben werden.
Es gilt nur für den persönlichen Gebrauch.

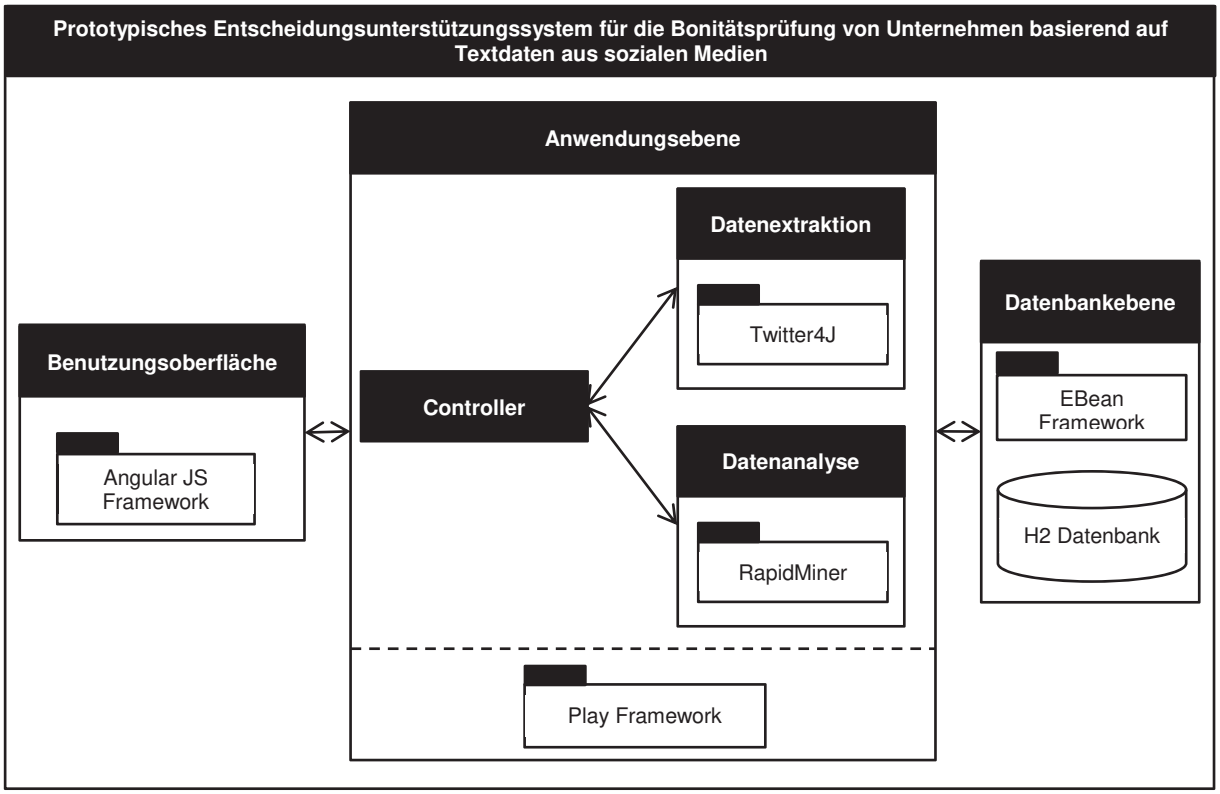

Abbildung 6-12: Technischer Aufbau des Prototyps

Damit soziale Medien ohne großen Aufwand in den Prototyp eingebunden werden können, sind die Basisklassen SocialNetwork, SocialUser und SocialEntry implementiert (Abbildung 6-13). Die Klasse SocialNetwork enthält z. B. eine Funktion, um Schnittstellenanfragen basierend auf Suchparametern und Objekten der Klasse SocialUser zu versenden, sodass Objekte der Klasse SocialEntry von der Schnittstelle empfangen werden. Die Klasse SocialUser umfasst unter anderem den Benutzernamen sowie das Passwort, sofern dieses beim Schnittstellenaufruf notwendig sein sollte. Objekte der Klasse SocialEntry enthalten Variablen, in welchen Daten wie der Textbeitrag, der Zeitstempel, der Sprachparameter sowie der Stimmungsindikator gespeichert werden können. Neben den Variablen ist zudem angegeben, von welchem Datentyp diese sind.

Für jedes soziale Medium, von welchem der Prototyp Daten beziehen soll, muss eine Unterklasse angelegt werden, welche die vorgegebenen Funktionen und Variablen erbt, die Basisklassen aber auch erweitern kann. Dies erhöht die Wartbarkeit des Systems. Hierfür enthält die Klasse SocialNetwork die Funktion getInstance. Diese kann aufgerufen werden, um unter Angabe eines Namens jeweils eine Unterklasse für jede Basisklasse anzulegen. Um mit Twitter zu kommunizieren, werden z. B. die Klassen TwitterNetwork als Unterklasse von SocialNetwork, TwitterUser als Unterklasse von SocialUser und TwitterEntry als Unterklasse von SocialEntry kreiert (Abbildung 6-13). Auf diese Weise können dem Prototyp neue soziale Medien hinzugefügt werden, was dessen Modularität erweitert, wie von Anforderung A_{Q1} gefordert. Die Klassen sind nicht ausschließlich für die Schnittstellenkommunikation zuständig, sondern enthalten auch Funktionen, um Daten in der Datenbank abzulegen.

Dieses Werk ist copyrightgeschützt und darf in keiner Form vervielfältigt werden noch an Dritte weitergegeben werden.
Es gilt nur für den persönlichen Gebrauch.

Weiterhin wird die Twitter4J Bibliothek in das Play Framework integriert, um deren Funktionen in den Twitter-Klassen verwenden zu können (Twitter4J 2017). Die Bibliothek beinhaltet Java-Funktionen, um die Such- und Authentifizierungsparameter mit Hilfe der REST-API sowie der Streaming API zu übermitteln und die Antworten, welche Twitter basierend auf den Schnittstellenanfragen sendet, zu verarbeiten. Außerdem enthält die Bibliothek Funktionen, um die Schnittstellenlimitierungen zu berücksichtigen. Sofern die Limite erreicht sind, werden die Anfragen pausiert. Diese werden fortgesetzt, sofern das Benutzerkonto wieder über ein freies Kontingent zum Senden von Schnittstellenanfragen verfügt.

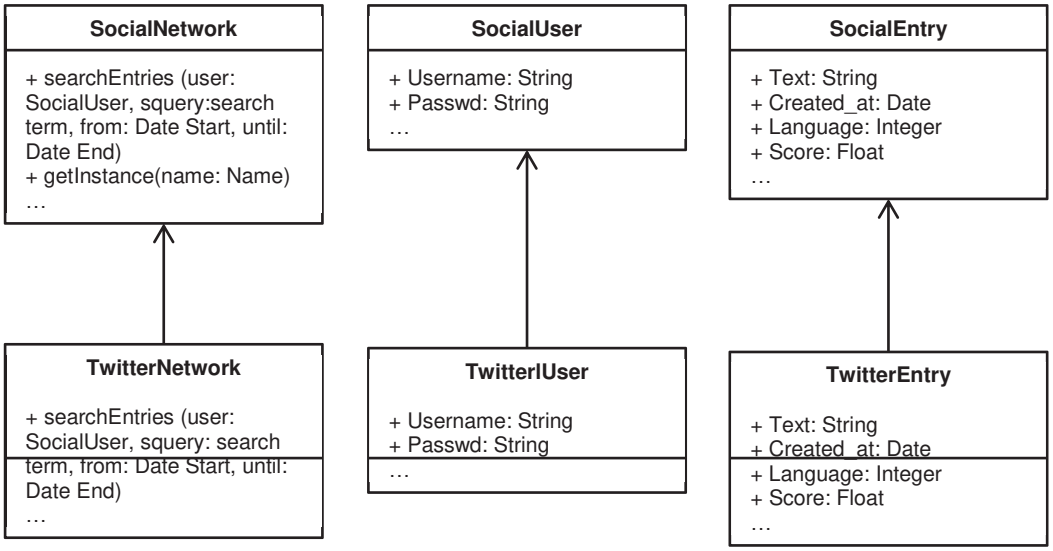

Abbildung 6-13: Auszug aus dem Klassendiagramm

Mit Hilfe der RapidMiner Bibliothek werden der Bag-of-Words Algorithmus, das Transformieren/Filtern sowie die binären Merkmalsrepräsentation und die SVM implementiert (RapidMiner GmbH 2017b). Hierbei wurde die Version 5 gewählt, da diese eine quelloffene Java-Bibliothek mit allen notwendigen Funktionen beinhaltet. Durch die Verwendung dieser Bibliothek können Komponenten des Scoringmodells ausgetauscht werden, wobei der Programmieraufwand gering gehalten wird. Dies verstärkt den modularen Aufbau des Systems (A_{Q1}). So bietet RapidMiner z. B. eine Vielzahl von Datenvorverarbeitungstechniken sowie maschinellen Lernalgorithmen an (RapidMiner GmbH 2017a, 105 ff.).

Auf Datenbankebene wird das EBean Framework eingesetzt (EBean 2017). Das Java-Framework kann über Java Database Connectivity (JDBC) Treiber mit jeder Datenbank kommunizieren, für welche diese Treiber entwickelt wurden (Samaschke 2005, 419 f.). Das Austauschen des Datenbankmoduls, ohne die übrigen Komponenten des Prototyps zu verändern, ist demzufolge gemäß Anforderung A_{Q1} möglich. Damit der Prototyp bei Bedarf auch lokal auf einem Rechner ohne Datenbankserver ausgeführt werden kann, wird die H2-Datenbank verwendet. Diese relationale Datenbank ist in Java geschrieben und verwaltet im sogenannten Embedded Mode alle Tabellen in einer Datei, was die Portierbarkeit des Systems erhöht (H2 Datenbank 2015).

Dieses Werk ist copyrightgeschützt und darf in keiner Form vervielfältigt werden noch an Dritte weitergegeben werden.
Es gilt nur für den persönlichen Gebrauch.

6.5 Evaluation

Um zu evaluieren, inwiefern der Prototyp Kreditentscheider bei unternehmensbezogenen Bonitätsprüfungen unterstützen kann, werden in Kapitel 6.5.1 zunächst Laborexperimente durchgeführt, mit Hilfe derer die technische Funktionsfähigkeit des Prototyps analysiert wird. Anschließend erfolgt die Evaluation der fachlichen Eignung in Kapitel 6.5.2 unter Einbezug von Experten aus der Praxis.

6.5.1 Evaluation der technischen Funktionsfähigkeit

In Kapitel 6.5.1.1 werden die Evaluationskriterien und -verfahren erläutert, die in den Laborexperimenten angewandt werden. Daraufhin erfolgt in Kapitel 6.5.1.2 die Diskussion der Ergebnisse, anhand derer Handlungsempfehlungen für eine Überarbeitung der Software in einer zweiten Iteration des Prototyping abgeleitet werden.

6.5.1.1 Evaluationskriterien und -verfahren

Das zentrale Rahmenwerk, um die Qualität von Anwendungssystemen zu evaluieren, ist die Norm 25010 der internationalen Organisation für Standardisierung (ISO) (ISO 2011; ISO 25000 Portal 2017). Die Qualität eines Anwendungssystems lässt sich demnach anhand des Umfangs, in welchem das System die Anforderungen verschiedener Interessengruppen, z. B. Entwickler, Investoren oder Nutzer, erfüllt, messen. Diese Anforderungen lassen sich in folgende Kategorien untergliedern (ISO 2011):

- Funktionale Stabilität
- Leistungseffizienz
- Kompatibilität
- Benutzbarkeit
- Verlässlichkeit
- Sicherheit
- Wartbarkeit
- Portabilität

Da Sicherheitsaspekte wie z. B. eine Benutzerverwaltung mitsamt Berechtigungskonzept und passwortgeschütztem Zugriff nicht Bestandteil der Entwicklung sind, wird diese Kategorie vernachlässigt (Kapitel 6.3). Im Vordergrund steht die Eignung des Prototyps, Kreditentscheider bei ihrer Tätigkeit zu unterstützen. Die Wartbarkeit wird ebenfalls nicht weiter betrachtet. Um die Wartbarkeit beurteilen zu können, sollte in einer zweiten Iteration des Prototyping evaluiert werden, wie umfangreich der Aufwand wäre, neue Anforderungen in die Anwendungssoftware einzuarbeiten. Im Rahmen dieser zweiten Iteration sollte ebenfalls die Modularität, die nach A_{Q1} insbesondere in Bezug auf die Benutzungsoberfläche, das Scoringmodell und die Anbindung an soziale Medien gefordert wird, durch Implementierung geänderter Varianten dieser drei Komponenten analysiert werden.

Dieses Werk ist copyrightgeschützt und darf in keiner Form vervielfältigt werden noch an Dritte weitergegeben werden.
Es gilt nur für den persönlichen Gebrauch.

Da eine Evaluation auch dazu dient, die „geschaffenen Artefakte gegen die anfangs definierten Ziele“ (Österle et al. 2010, 4 f.) zu überprüfen, werden die in Kapitel 6.2.2 definierten Anforderungen den Kategorien der ISO-Norm 25010 zugeordnet. So kann die Qualität des Anwendungssystems hinsichtlich der ISO-Kategorien anhand des Grades, zu welchem die Anforderungen der jeweiligen ISO-Kategorie erfüllt sind, beurteilt werden. Die Zuordnung der Anforderungen zu den ISO-Kategorien wurde von zwei Wissenschaftlern durchgeführt. Nicht übereinstimmende Zuordnungen wurden in einer anschließenden Diskussion thematisiert, woraufhin eine endgültige Entscheidung getroffen wurde. Das Ergebnis ist in Tabelle 6-7 zusammengefasst. In der ersten Spalte sind die berücksichtigen ISO-Kategorien aufgelistet. In den Spalten zwei und drei sind die Anforderungsnummern und die ausformulierten Anforderungen, die den ISO-Kategorien zugeordnet sind, dargestellt.

ISO-Kategorie	Anforderungsnummer	Anforderungstext
Funktionale Stabilität	A_{FN1}	Das System muss einen Navigationsbereich bereitstellen, über den die Datenanalyse zu kreditnehmenden Unternehmen sowie die Algorithmen zur automatisierten Textdatenanalyse administriert werden können.
	A_{FN2}	Das System muss ein Dashboard bereitstellen, auf welchem der Nutzer eine Übersicht der beobachteten Unternehmen einsehen kann.
	A_{FDE1}	Das System muss dem Nutzer die Möglichkeit bieten, die Daten von Twitter, beschränkt durch eine Suche auf Stichworte/Hashtags mit Unternehmensbezug, zu erhalten.
	A_{FDE2}	Das System muss dem Nutzer die Möglichkeit bieten, die Daten von Twitter sprachlich, z. B. auf deutsche oder englische Textdaten, zu beschränken.
	A_{FDE3}	Das System muss dem Nutzer die Möglichkeit bieten, unternehmensbezogene Analysen zeitlich zu beschränken.
	A_{FDE4}	Das System muss dem Nutzer die Möglichkeit bieten, Daten zu löschen.
	A_{FDE5}	Das System muss fähig sein, Tweets zu definierten Suchbegriffen nutzerunabhängig und kontinuierlich zu erfassen.
	A_{FDA1}	Das System muss dem Nutzer die Möglichkeit bieten, Tweets automatisiert zu polarisieren und aggregierte Stimmungsindikatoren für diese zu berechnen.
	A_{FDA2}	Das System muss mit numerischen Stimmungspolaritäten arbeiten.
	A_{FDA3}	Das System muss Funktionen für den Bag-of-Words Algorithmus, das Transformieren/Filtern und die binäre Merkmalsrepräsentation sowie die SVM als Modellkomponente beinhalten.
	A_{FDA4}	Das System muss dem Nutzer die Möglichkeit bieten, mehrere Trainingsdatensätze, z. B. für verschiedene Sprachen/Branchen, zu hinterlegen.
	A_{FDA5}	Das System muss fähig sein, Analysen von erfassten Daten nutzerunabhängig fortzusetzen.
	A_{FE1}	Das System muss die Stimmungsindikatoren graphisch darstellen.
	A_{FE2}	Das System muss die Textdaten tabellarisch darstellen.
	A_{FE3}	Das System muss ein Durchsuchen der Daten ermöglichen.
	A_{FE4}	Das System muss ein Filtern der Daten ermöglichen.
	A_{FE5}	Das System muss auf neue Einträge von Analysen hinweisen.
Leistungseffizienz	A_{Q3}	Das System sollte eine hohe Performance aufweisen.
Kompatibilität	A_{FE6}	Das System muss die Daten als CSV-Datei exportieren.
Benutzbarkeit	A_{R1}	Die Ergebnisse der automatisierten Textdatenanalyse sollen mobil einsehbar sein.
	A_{FN3}	Das System muss eine Dokumentation/Hilfe bereitstellen, welche den Nutzer beim Zugriff auf Bewertungen und Tweets der Unternehmen sowie Administratoren bei dem Anlegen von Suchen und Bewertungsmodellen unterstützt.
Verlässlichkeit	A_{Q4}	Das System muss die Datenkonsistenz wahren.
	A_{Q5}	Das System muss dauerhaft verfügbar sein.
Portabilität	A_{R2}	Das System muss auf einer Client-Server Architektur basieren.
	A_{Q2}	Das System muss portierbar sein.

Tabelle 6-7: Zuordnung der Anforderungen zu Kategorien der ISO-Norm 25010

Dieses Werk ist copyrightgeschützt und darf in keiner Form vervielfältigt werden noch an Dritte weitergegeben werden.
Es gilt nur für den persönlichen Gebrauch.

Für jede der ISO-Kategorien und Anforderungen werden in einem der folgenden Unterkapitel die Testverfahren erläutert, welche durchgeführt wurden, um diese zu evaluieren. Die vorgestellten Verfahren, die zur Evaluation angewandt werden, sind den dynamisch analysierenden, simulierend experimentellen oder strukturiert prüfenden Evaluationsmethoden zuzuordnen (Hevner et al. 2004, S. 86).

6.5.1.1.1 Funktionale Stabilität

Eine Anwendungssoftware lässt sich als funktional stabil bezeichnen, wenn sie die erforderlichen Aufgaben vollständig, korrekt und angemessen erfüllen kann (ISO 2011; ISO 25000 Portal 2017). Die Angemessenheit bezieht sich hierbei auf den Grad, zu welchem die Funktionen, die von der Software bereitgestellt werden, die Aufgaben für den Nutzer vereinfachen oder verbessern. Um die Angemessenheit bewerten zu können, sind demzufolge (langfristige) Studien notwendig, in denen z. B. die Zeit zur Kreditentscheidung sowie die Qualität dieser mit den Werten von gegenwärtig durchgeführten Bonitätsprüfungsprozessen verglichen werden. Dieses Kriterium wird daher im Rahmen der Evaluation nicht weiter betrachtet und sollte nach einer zweiten Iteration des Prototyping mit Hilfe von Kreditentscheidern, welche die Software nutzen, evaluiert werden.

Die funktionale Vollständigkeit und Korrektheit wird evaluiert, indem geprüft wird, inwiefern die dem funktionalen Kriterium zugeordneten Anforderungen erfüllt sind (Tabelle 6-7). Zu diesem Zweck werden Suchen zu allen DAX 30-Unternehmen angelegt. Für jede dieser Suchen wird Folgendes geprüft:

- Kann gemäß A_{FN1} über den Navigationsbereich zu den Detailansichten navigiert werden?
- Werden die Suchen gemäß A_{FN2} auf dem Dashboard angezeigt?
- Werden Daten, welche durch die angegebenen Stichworte beschränkt sind, gemäß A_{FDE1} von Twitter bezogen?
- Werden die Daten gemäß A_{FDE2} durch Auswahl entsprechender Bewertungsmodelle sprachlich beschränkt?
- Werden die Daten bei Angabe von Zeitparametern gemäß A_{FDE3} zeitlich beschränkt?
- Werden die Daten gemäß A_{FDE5} nutzerunabhängig und kontinuierlich erfasst?
- Werden gemäß A_{FDA1} und A_{FDA2} automatisch numerische (aggregierte) Stimmungsindikatoren mit Hilfe der laut A_{FDA3} definierten Komponenten (Bag-of-Words Algorithmus, Transformation/Filtern, binäre Merkmalsrepräsentation, SVM) für die Daten berechnet?
- Wird die Analyse der erfassten Daten gemäß A_{FDA5} nutzerunabhängig und kontinuierlich fortgesetzt?
- Werden die Stimmungsindikatoren gemäß A_{FE1} graphisch dargestellt?
- Werden die Textdaten gemäß A_{FE2} tabellarisch dargestellt?
- Können die Daten gemäß A_{FE3} durchsucht werden?
- Können die Daten gemäß A_{FE4} gefiltert werden?

Dieses Werk ist copyrightgeschützt und darf in keiner Form vervielfältigt werden noch an Dritte weitergegeben werden.
Es gilt nur für den persönlichen Gebrauch.

- Weist das System gemäß A_{FE5} auf neue Einträge der Analysen hin?
- Werden die Daten beim Klick auf den entsprechenden Button gemäß A_{FDE4} gelöscht?

Weiterhin werden Suchen zu folgenden zehn unpopulären Suchbegriffen, mit Bezug zum Standort Göttingen, an welchem die Studien durchgeführt werden, angelegt, da einzelne Tweets aufgrund der hohen Anzahl an Textbeiträgen zu DAX 30-Unternehmen nur schwer identifiziert werden können:

- Universität Göttingen ZHG
- Universitätskatalog SUB
- Lern- und Studiengebäude Göttingen
- Sportaktivitäten am IFL
- Discgolf Bahn Göttingen
- Gänselieseltreff
- Die Göttinger Sieben
- Göttinger Schillerwiesen
- Parkhaus am Carré

Anschließend werden für jeden dieser Suchbegriffe zehn Tweets veröffentlicht. Indem analysiert wird, ob die veröffentlichten Tweets von dem Prototyp erfasst werden, kann gemäß A_{FDE1} (Das System muss dem Nutzer die Möglichkeit bieten, die Daten von Twitter, beschränkt durch eine Stichwortsuche/Hashtagsuche, zu beziehen) und A_{FDE5} (Das System muss fähig sein, Tweets zu definierten Suchbegriffen nutzerunabhängig und kontinuierlich zu erfassen) festgestellt werden, welcher Anteil der veröffentlichten Textbeiträge für Bonitätsprüfungen zur Verfügung stehen würde.

Um zu evaluieren, ob die funktionale Vollständigkeit und Korrektheit auch auf A_{FDA4} (Das System muss dem Nutzer die Möglichkeit bieten, mehrere Trainingsdatensätze, z. B. für verschiedene Sprachen/Branchen, zu hinterlegen) zutrifft, werden Bewertungsmodelle mit 100, 200, 500, 1000, 2000, 3000, 5000 und 7071 (Datenbestand der Machbarkeitsstudie) Trainingsdatensätzen generiert. Anschließend wird geprüft, ob sich diese Modelle für Analysen auswählen und mit deren Hilfe Stimmungspolaritäten berechnen lassen. Außerdem wird geprüft, ob sich die Modellerstellung über den Navigationsbereich gemäß A_{FN1} erreichen lässt.

6.5.1.1.2 Leistungseffizienz

Der Leistungseffizienz wurde ausschließlich die Anforderung A_{Q3} (Das System sollte eine hohe Performance aufweisen) zugeordnet. Der Leistungseffizienz sind das Zeitverhalten, die Ressourcennutzung und die Kapazität (maximale Limits) einer Anwendungssoftware untergeordnet (ISO 2011; ISO 25000 Portal 2017). Um das Zeitverhalten beurteilen zu können, wird für das Anlegen und Ausführen von Suchen zu den DAX 30-Unternehmen sowie das Generieren von Bewertungsmodellen im Rahmen der Prüfung der funktionalen Stabilität (Kapitel 6.5.1.1.1) die Zeit erhoben, die für die Bearbeitung der

Dieses Werk ist copyrightgeschützt und darf in keiner Form vervielfältigt werden noch an Dritte weitergegeben werden.
Es gilt nur für den persönlichen Gebrauch.

Aufgaben vom System benötigt wird. Bei den Suchen zu jedem der DAX 30-Unternehmen wird zehn Mal die Anzahl an Tweets, die innerhalb einer Minute bewertet wird, gemessen. Außerdem wird die Hardwareauslastung hinsichtlich des beanspruchten Arbeitsspeichers und des Prozessors auf dem in Kapitel 6.5.1.2 beschriebenen System erfasst, um die Ressourcennutzung bewerten zu können. Die Grenzen der Systemkapazität werden analysiert, indem alle Analysen zu den DAX 30-Unternehmen gleichzeitig gestartet werden. Sollten diese vom Prototyp ohne Einschränkung verarbeitet werden können, werden weitere Unternehmen, z. B. aus dem MDAX oder SDAX, bestimmt, zu welchen Suchen angestoßen werden. Weiterhin wird evaluiert, inwiefern eine Erhöhung der Textdokumente im Korpus, der beim Kreieren eines Trainingsmodells verwendet wird, das System überlastet. Sofern die in Kapitel 6.5.1.1.1 definierten Testansätze sich durchführen lassen, wird die Anzahl der Textdokumente im Korpus in jeder neuen Iteration um 10000 erhöht.

6.5.1.1.3 Kompatibilität

Die Kompatibilität ist laut ISO-Norm 25010 in die Bereiche Koexistenz und Interoperabilität untergliedert (ISO 2011; ISO 25000 Portal 2017). Die Koexistenz repräsentiert den Grad, zu welchem die Anwendungssoftware in einer (Hardware-)Umgebung neben weiteren Softwareprodukten betrieben werden kann, ohne diese negativ zu beeinflussen. Neben dem Port, welchen der entwickelte Prototyp auf dem Server belegt, um von Clienten aus erreichbar zu sein, sind negative Auswirkungen hinsichtlich anderer Systeme auf die Hardwarebeanspruchung beschränkt. Die Evaluation zur Leistungseffizienz (Kapitel 6.5.1.1.2) liefert daher Hinweise, welche Hardware das entwickelte Anwendungssystem benötigt, die weiteren Anwendungen nicht zur Verfügung steht. Die Koexistenz ist daher im Einzelfall anhand der zugrunde liegenden Hardware und der parallel auf der (Hardware)Umgebung zu betreibenden Systeme zu beurteilen und wird daher nicht betrachtet.

Die Interoperabilität beschreibt den Grad, zu welchem das System Informationen mit Drittsystemen austauschen kann. In der Anforderung A_{FE6} ist festgelegt, dass es eine Möglichkeit geben muss, die Textdaten und die automatisiert berechneten Stimmungsindikatoren in einer CSV-Datei zu exportieren. Die Daten können dann mit anderen Programmen, wie z. B. SPSS oder Microsoft Excel, weiterverarbeitet werden. Um die Exportfunktion zu evaluieren, wird diese für zehn Suchbegriffe/Analysen ausgeführt. Anschließend wird geprüft, ob die CSV-Datei alle Datensätze fehlerfrei beinhaltet.

6.5.1.1.4 Benutzbarkeit

Die Benutzbarkeit lässt sich in sechs Unterkategorien gliedern (ISO 2011; ISO 25000 Portal 2017):

- Erkennbare Angemessenheit
- Erlernbarkeit
- Bedienbarkeit
- Benutzerfehlerschutz
- Ästhetik der Benutzungsoberfläche
- Zugänglichkeit

Dieses Werk ist copyrightgeschützt und darf in keiner Form vervielfältigt werden noch an Dritte weitergegeben werden.
Es gilt nur für den persönlichen Gebrauch.

Erkennbare Angemessenheit lässt sich ausschließlich mit Hilfe von Anwendern erfassen, da diese beurteilen müssen, inwiefern das Anwendungssystem hinsichtlich ihrer Bedürfnisse zufriedenstellend ist. Da eine Nutzung von Anwendern in der Evaluation aufgrund des prototypischen Systemstatus nicht vorgesehen ist, wird die erkennbare Angemessenheit nicht untersucht. Gleiches gilt für die Erlernbarkeit, deren Evaluation die Einbindung von Kreditentscheidern erfordert, da ermittelt werden muss, inwiefern Anwender die Software selbstständig, frühzeitig und richtig benutzen. Die Bedienbarkeit ist ein Indikator dafür, wie einfach eine Software genutzt werden kann. Um diese zu evaluieren, wird die Länge der Klickpfade zum Anlegen einer Suche und zum Anlegen eines Bewertungsmodells erfasst. Je länger ein Klickpfad ist, desto komplexer ist die Bedienung für die Anwender (Koch et al. 2014, 101 ff.). Matsuo et al. (2003, 55 ff.) berichten, dass Nutzer Klickpfade mit 0-6 Klicks als sehr ungezwungen oder ungezwungen empfinden. Pfade mit 4-8 Klicks werden neutral bewertet, wohingegen Pfade mit >6 Klicks als zu lang oder deutlich zu lang empfunden werden. Da Nutzer die Länge unterschiedlich empfinden, gibt es Überschneidungen zwischen den Bereichen. Um die Bedienbarkeit der zentralen Funktionen des Prototyps beurteilen zu können, werden folgende Anwendungsfälle bzgl. der Länge der Klickpfade von der Einstiegssicht (Dashboard) aus evaluiert, mit deren Hilfe alle Funktionen des Prototyps abgedeckt sind:

- Erstellen einer Suche
- Einsehen von Suchergebnissen einer Suche
- Exportieren von Suchergebnissen einer Suche
- Erstellen eines Trainingsmodells

Der Benutzerfehlerschutz, welcher angibt, inwiefern ein System Nutzer vor Fehlern bewahrt, wird analysiert, indem während der Funktionstests auftretende Fehlermeldungen oder Warnmeldungen insbesondere vor kritischen Aktionen, wie z. B. dem Löschen von Daten, sowie Dokumentationen und Hilfen gemäß A_{FN3} erfasst werden. Anschließend wird beurteilt, ob während der Tests zur funktionalen Stabilität Bedienfehler aufgetreten sind, die durch entsprechende Hinweistexte hätten verhindert werden können. Hinsichtlich der Ästhetik der Benutzungsoberfläche wird ermittelt, inwiefern aktuelle Standards, z. B. zur Farbgebung, zum Kontrast oder zu Abstandsverhältnissen, eingehalten werden, da ein ästhetisches Design die wahrgenommene Nutzungskomplexität reduziert (Galitz 2007, S. 141). Standards werden jedoch nicht vorgegeben. Beurteilt wird ausschließlich, ob dem Design Richtlinien zugrunde liegen und diese konsequent eingehalten werden, sodass z. B. Buttons ein identisches Layout besitzen (Galitz 2007, S. 449). Die Zugänglichkeit umfasst Angaben darüber, inwiefern ein System von Personen mit unterschiedlichen Fähigkeiten und Charakteristika genutzt werden kann. Beispielsweise könnte ein System eine Vorlesefunktion beinhalten, die auch einem Blinden die Nutzung ermöglicht. Da die Nutzer auf das System über einen Browser zugreifen, ist die Bedienung eines Endgeräts mit Internetbrowser die einzige Zugangsvoraussetzung. Da im System keine spezifischen Funktionen eingearbeitet wurden, welche die Nutzung z. B. für Menschen mit Behinderungen ermöglichen, wird dieser Aspekt von der Evaluation ausgeschlossen. Hinsichtlich der Zugänglichkeit wird laut A_{R1} gefordert, dass das System mobil, z. B. von Smartphones oder Tablets aus, einsetzbar sein muss und demzufolge ein ortsunabhängiger Zugriff erforderlich ist. Hierzu wird bei der Evaluation der Portabilität (Kapitel

Dieses Werk ist copyrightgeschützt und darf in keiner Form vervielfältigt werden noch an Dritte weitergegeben werden.
Es gilt nur für den persönlichen Gebrauch.

6.5.1.1.6) getestet, inwiefern sich mit Hilfe verschiedener Internetbrowser auf das System zugreifen lässt.

6.5.1.1.5 Verlässlichkeit

Die Verlässlichkeit eines Systems lässt sich anhand der Ausgereiftheit, der Fehlertoleranz, der Verfügbarkeit und der Wiederherstellbarkeit beurteilen (ISO 2011; ISO 25000 Portal 2017). Die Verfügbarkeit des Prototyps, die nach Anforderung A_{Q5} dauerhaft gewährleistet sein muss, wird maßgeblich durch die Erreichbarkeit des Webservers beeinflusst. Sollte dieser nicht eingeschaltet sein oder sollte ein Client keine Internetverbindung aufbauen können, ist die Verfügbarkeit eingeschränkt. Um die Verfügbarkeit zu evaluieren, müsste demnach die Zuverlässigkeit des eingesetzten Webservers sowie die Stabilität der Internetverbindung der Clienten analysiert werden. Da sich diese Parameter in Abhängigkeit von der gewählten Hardware/Softwareumgebung bzw. dem Standort der Clienten und deren Möglichkeit, eine Internetverbindung aufzubauen, unterscheiden und der Prototyp daher nur indirekt auf die Verfügbarkeit hin getestet werden könnte, wird dieser Bereich nicht weiter betrachtet.

Die Ausgereiftheit beschreibt den Grad, zu welchem ein Anwendungssystem die ihm übertragenen Aufgaben unter normalen Bedingungen fehlerfrei ausführt (ISO 2011; ISO 25000 Portal 2017). Die Fehlertoleranz gibt an, inwiefern ein System trotz Hardware oder Softwarefehler weiterhin funktioniert. Dahingegen beschreibt die Wiederherstellbarkeit, welche Daten aufgrund von Unterbrechungen oder Fehlfunktionen korrumpiert sind und inwiefern der Ausgangszustand des Systems wiederhergestellt werden kann (ISO 2011). Der Verlässlichkeit wurden die Anforderungen A_{Q4} (Das System muss die Datenkonsistenz waren) sowie A_{Q5} (Das System muss dauerhaft verfügbar sein) zugeordnet. Um die drei genannten Unterkategorien unter Berücksichtigung der Anforderungen zu evaluieren, wird während der gesamten Evaluation erfasst, wie häufig Fehler während der Nutzung auftreten. Um die Fehlertoleranz und die Wiederherstellbarkeit zu erfassen, wird während laufender Analysen zehnmal die Internetverbindung des Servers getrennt und wieder verbunden. Weiterhin wird der Server zehnmal während laufender Analysen vom Stromnetz getrennt, sodass dieser abstürzt. Anschließend wird analysiert, ob die Daten, die bis zum Auftreten der simulierten Fehler erfasst waren, noch vorhanden sind und ob der Prototyp sich in dem Zustand befindet, in welchem er vor den Unterbrechungen von Internet- oder Stromverbindung war. Um den Zustand zu prüfen, werden alle Funktionen, die im Rahmen der funktionalen Stabilität geprüft wurden, getestet. Außerdem wird dokumentiert, ob die vor den simulierten Fehlern ausgeführten Analysen fortgesetzt werden.

6.5.1.1.6 Portabilität

Portabilität zeichnet sich dadurch aus, dass ein Anwendungssystem mit wenig Aufwand in verschiedenen Umgebungen, z. B. auf unterschiedlichen Betriebssystemen, installiert und ausgeführt werden kann (ISO 2011; ISO 25000 Portal 2017). Weiterhin kann die Portabilität den Grad umschreiben, zu welchen ein Softwareprodukt ein anderes, welches denselben Zweck hat, in derselben Umgebung ersetzen kann. Da gegenwärtig kein Softwareprodukt existiert, welches Bonitätsprüfungen von Unternehmen basierend auf Textdaten aus sozialen Medien durchführt, wird die Portabilität ausschließlich in Bezug auf die Möglichkeit, den Prototyp auf verschiedenen Betriebssystemen zu betreiben, evaluiert, wie in

Dieses Werk ist copyrightgeschützt und darf in keiner Form vervielfältigt werden noch an Dritte weitergegeben werden.
Es gilt nur für den persönlichen Gebrauch.

Anforderung A_{Q2} gefordert ist. Hierzu wurden aus den gängigen Betriebssystemen Windows, Linux und Mac OS X die zum Zeitpunkt der Evaluation aktuellsten Versionen (Windows 10, Ubuntu 16.04 sowie macOS Sierra (10.12)) ausgewählt (Odendahl et al. 2010, S. 22; Microsoft 2017; Ubuntu 2017; Apple Inc. 2017).

Anforderung A_{R2}, in der definiert ist, dass der Prototyp auf einer Client-Server Architektur basieren muss, wurde im Rahmen der Konzeption und Implementierung berücksichtigt. Diesbezüglich wird evaluiert, inwiefern auf den Prototyp von Clientenseite aus mit Hilfe verschiedener Browser zugegriffen und dieser genutzt werden kann. Zu diesem Zweck wurden die aktuellsten Versionen der vier weltweit am weitesten verbreiteten Webbrowser (Chrome 56.0, Internet Explorer 11.0, Safari 10.0 und Firefox 52.0) mit jedem der Betriebssysteme kombiniert (Statistisches Bundesamt 2017). Während dieser Tests wird geprüft, ob sich das Dashboard anzeigen lässt, ob sich Suchen anlegen sowie deren Detailansicht anzeigen lassen und ob sich Trainingsmodelle berechnen lassen.

6.5.1.1.7 Zusammenfassung

Nach der Zuordnung der Anforderungen zu den ISO 25010-Kriterien wurden für jedes Kriterium Evaluationsverfahren entwickelt, um zu prüfen, inwiefern die Kriterien von dem entwickelten Anwendungssystem erfüllt werden (Tabelle 6-7). Die Zuordnung der Evaluationsverfahren zu den ISO 25010-Kriterien ist in Tabelle 6-8 zusammengefasst:

ISO 25010-Kategorie	Tests
Funktionale Stabilität	Tweets zu DAX 30-Unternehmen erfassen
	Jeweils 10 Tweets zu 10 unpopulären Suchbegriffen veröffentlichen und analysieren, ob diese vom Prototyp erfasst werden
	Trainingsmodelle mit 100, 200, 500, 1000, 2000, 3000, 5000 und 7071 Datensätzen berechnen
Leistungseffizienz	Zeitmessung der Funktionsausführung (Datenerfassung/-analyse sowie Trainingsmodellberechnung)
	Hardwareauslastung bei Funktionstests messen
	Analysieren, wie viele Unternehmen (DAX 30, MDAX, SDAX …) gleichzeitig beobachtet werden können
	Analysieren, wie sich das System bei Trainingsmodellen mit 100, 200, 500, 1000, 2000, 3000, 5000 und 7071 sowie weiteren Iterationen mit +10000 Datensätzen verhält
Kompatibilität	Für 10 Suchbegriffe testen, ob die Exportfunktion die Daten fehlerfrei ausgibt
Benutzbarkeit	Komplexität von Klickpfaden für die Datenerfassung/-analyse und Trainingsmodellberechnung erfassen
	Fehlermeldungen, Warnmeldungen, Hilfetexte insbesondere bei kritischen Aktionen, wie z. B. dem Löschen von Daten, analysieren
	Analysieren, inwiefern sich die optische Gestaltung an aktuellen Standards, z. B. hinsichtlich Farbgebung, Kontrast und Abstandsverhältnissen, orientiert
Verlässlichkeit	Auftreten von Fehlern während der Funktionstests erfassen
	10 Versuche mit anschließender Funktionsanalyse, in welchen die Internetverbindung getrennt und wiederhergestellt wird
	10 Versuche mit anschließender Funktionsanalyse, in welchen der Server zum Absturz gebracht und neu gestartet wird
Portabilität	Analysieren, ob sich die Software mit den Betriebssystemen Windows 10, Ubuntu 16.04 sowie macOS Sierra (10.12) und den Browsern Chrome 56.0, Internet Explorer 11.0, Safari 10.0 und Firefox 52.0 betreiben lässt

Tabelle 6-8: Zusammenfassung der Evaluationskriterien und –verfahren

Dieses Werk ist copyrightgeschützt und darf in keiner Form vervielfältigt werden noch an Dritte weitergegeben werden.
Es gilt nur für den persönlichen Gebrauch.

6.5.1.2 Diskussion der Ergebnisse und Handlungsempfehlungen

Im Folgenden werden die Ergebnisse der Softwaretests für jede ISO-Kategorie präsentiert. Des Weiteren wird anhand der Ergebnisse diskutiert, inwiefern der Prototyp anders gestaltet werden könnte, um während der Tests aufgezeigte Defizite zu beheben. Die Tests wurden auf einem Rechner mit zwei Kernen, 2,4 Ghz Prozessorleistung pro Kern und vier GB Arbeitsspeicher durchgeführt. In Kapitel 6.5.1.2.7 werden die Handlungsempfehlungen kurz zusammengefasst.

6.5.1.2.1 Funktionale Stabilität

Die funktionale Vollständigkeit und Korrektheit hinsichtlich der Anforderungen A_{FN1}, A_{FN2}, A_{FDE1}, A_{FDE2}, A_{FDE3}, A_{FDE4}, A_{FDE5}, A_{FDA1}, A_{FDA2}, A_{FDA3}, A_{FDA4}, A_{FDA5}, A_{FE1}, A_{FE2}, A_{FE3}, A_{FE4} und A_{FE5} kann im Rahmen der Tests für jedes der DAX 30-Unternehmen bestätigt werden und ist demnach gegeben. Die einzige Einschränkung der Testergebnisse ist, dass für jedes der Dax 30-Unternehmen die Daten im letzten Schritt der Funktionsevaluation gelöscht wurden, um Anforderung A_{FDE4} zu prüfen. Demzufolge wurde jede Suche zu einem der DAX 30-Unternehmen auf dem Prototyp ausgeführt, ohne das weitere Prozesse parallel Ressourcen beanspruchten. In Kapitel 6.5.1.2.2 wird im Rahmen der Kapazitätsevaluation geprüft, wo die Grenzen des Prototyps bei der Parallelisierung der Suchen liegen. Alle nach den Anforderungen erforderlichen Funktionen sind vorhanden.

Die zehn Tweets, die jeweils zu den Suchbegriffen Universität Göttingen, Universitätskatalog SUB, Lern- und Studiengebäude Göttingen, Sportaktivitäten am IFL, Discgolf Bahn Göttingen, Gänselieseltreff, Die Göttinger Sieben und Göttinger Schillerwiesen veröffentlicht wurden, konnten von den entsprechenden Suchen, die vor den Veröffentlichungen im Prototyp angelegt wurden, erfasst werden. Lediglich Tweets zum Suchbegriff Parkhaus am Carré wurden trotz einer entsprechenden Suche nicht von der Schnittstelle an den Prototyp übermittelt. Offensichtlich können Sonderzeichen, wie z. B. das é nicht korrekt verarbeitet werden, sodass Tweets, welche diese Sonderzeichen enthalten, den entsprechenden Suchen nicht zugeordnet werden. In einer weiteren Iteration des Prototyping ist daher sicherzustellen, dass diese Suchbegriffe korrekt verarbeitet werden können. Z. B. könnten entsprechende Sonderzeichen vom Prototyp in die korrekte HTML-Schreibweise umgewandelt werden (é in é), bevor die Übermittlung der Suchparameter mit Hilfe der Schnittstelle erfolgt.

Die Funktionalitäten, um Anforderung A_{FDA4} (Das System muss dem Nutzer die Möglichkeit bieten, mehrere Trainingsdatensätze, z. B. für verschiedene Sprachen/Branchen, zu hinterlegen.) vollständig und korrekt zu erfüllen, sind ebenfalls vorhanden, stoßen aber mit Hilfe der verwendeten Hardwarekonfiguration für die Evaluation schnell an Grenzen. Trainingsdatensätze mit 100, 200 und 500 Textbeiträgen ließen sich berechnen und anschließend in Suchen auswählen, was zeigt, dass die notwendigen Funktionen vollständig und korrekt implementiert sind. Trainingsdatensätze mit einer größeren Anzahl an Textbeiträgen konnten vom Prototyp jedoch nicht verarbeitet werden. In Kapitel 6.5.1.2.2 werden diese Kapazitätsgrenzen analysiert. Weiterhin werden Ansätze diskutiert, um diese auszuräumen.

Dieses Werk ist copyrightgeschützt und darf in keiner Form vervielfältigt werden noch an Dritte weitergegeben werden.
Es gilt nur für den persönlichen Gebrauch.

6.5.1.2.2 Leistungseffizienz

Die Ergebnisse der Zeitmessungen für die Suche des nach alphabetischer Rangfolge ersten DAX 30-Unternehmens (Adidas) sind in Tabelle 6-9 dargestellt. Die Anzahl der erfassten und bewerteten Tweets pro Minute schwankt demnach zwischen 282 und 393. Im Durchschnitt werden für den Suchbegriff Adidas 349,3 Tweets pro Minute erfasst und bewertet. Die Tabellen für die übrigen 29 DAX 30-Unternehmen sind in Anhang f angeführt. Insgesamt ergibt sich eine durchschnittliche Anzahl von 310,41 Tweets pro Minute, die vom Prototyp verarbeitet werden. Da, wie in Kapitel 6.3.2 beschrieben, eine Pufferung der von den Schnittstellen übermittelten Daten vorgenommen wird, weil die automatische Bewertung ressourcenintensiv ist, könnte die Verarbeitung mit Hilfe von weiteren Hardwareressourcen beschleunigt werden. Außerdem könnten Limite der Twitterschnittstellen greifen, sofern zu viele Suchen gleichzeitig ausgeführt werden, was bei den durchgeführten Tests jedoch nicht passierte (Twitter 2017a). Sollten die angefragten Daten die kostenfrei verfügbaren Limite überschreiten, könnte auf kostenpflichtige Anbieter von Twitterdaten, wie z. B. GNIP, zurückgegriffen werden, welche einen unlimitierten Zugriff bereitstellen (GNIP 2016a). Welche Kosten hierbei anfallen, lässt sich nicht feststellen. Erst nach dem Schildern des Anwendungsfalls und der voraussichtlich benötigten Datenmenge erstellt GNIP ein Angebot (GNIP 2016b).

Minute	Anzahl der erfassten und bewerteten Tweets
1	282
2	354
3	351
4	351
5	352
6	353
7	393
8	351
9	351
10	355

Tabelle 6-9: Zeitmessung der Suche zu Adidas (Ø 349,3 Tweets/Minute)

Während der Tests wurde eine minimale Prozessorbeanspruchung von 1,24 GHz gemessen. Die maximale Auslastung lag bei 2,83 GHz. Der Arbeitsspeicher wurde vom Prototyp konstant mit 3,8 GB in Anspruch genommen. Hierbei ist anzumerken, dass immer nur eine Suche gleichzeitig ausgeführt wurde, was auch aufgrund der Implementierungsweise, welche verschiedene Suchen in einer Schleife durchläuft (Abbildung 6-10), vorgegeben ist. Nennenswert ist, dass der zur Verfügung stehende Arbeitsspeicher von vier GB nahezu vollständig in Anspruch genommen wird. Da laufende Prozesse wie z. B. das Betriebssystem ebenfalls Arbeitsspeicher benötigen, ist dieser vollständig ausgelastet. Eine Erhöhung des Arbeitsspeichers sollte demnach die erste Maßnahme sein, sofern die zugrunde liegende Hardware verbessert werden soll.

Die Ergebnisse der Kapazitätsanalyse zeigen, dass sich ein bis drei Suchen ohne Fehlermeldungen anlegen und ausführen lassen. Sofern vier bis 19 Suchen gleichzeitig vom Prototyp verarbeitet werden mussten, war die Funktionalität deutlich eingeschränkt. So wurde z. B. das Dashboard, auf welchem die

Dieses Werk ist copyrightgeschützt und darf in keiner Form vervielfältigt werden noch an Dritte weitergegeben werden.
Es gilt nur für den persönlichen Gebrauch.

Suchen mit Metadaten angezeigt werden, zum Teil ohne die Suchliste eingeblendet. Sofern 20 oder mehr DAX 30-Unternehmen gleichzeitig beobachtet werden, wurde weder das Dashboard dargestellt noch wurden der Datenimport und die Bewertung weitergeführt. Obwohl die Suchen nacheinander verarbeitet werden, ist der Prototyp mit den Datenmengen offensichtlich überlastet. Neben weiteren Hardwareressourcen könnte das Einplanen von Pufferzeiten zwischen dem Abarbeiten aufeinanderfolgender Suchen sicherstellen, dass die Funktionsfähigkeit gewährleistet wird. Ein Debugging könnte Aufschluss über diejenige Komponente geben, welche die fehlerfreie Ausführung des Prototyps beeinträchtigt.

Die Zeiten zur Berechnung der Trainingsmodelle mit 100, 200 sowie 500 Trainingsdatensätzen lagen ohne Ausnahme unter einer Stunde. Da die Webseite manuell aktualisiert werden muss, um den aktuellen Bearbeitungsstand zu erfassen, wurde auf eine sekunden- oder minutengenaue Zeitermittlung verzichtet. Insbesondere da Bewertungsmodelle in praktischen Anwendungsfällen nicht kontinuierlich neu berechnet werden, ist eine genauere Zeiterfassung nicht zielführend. Anzumerken ist, dass sich alle Berechnungszeiten gegenüber denjenigen aus Kapitel 5.3 deutlich unterscheiden. Der Prototyp benötigt für die Datenverarbeitungsprozesse aufgrund der verschiedenen miteinander interagierenden Softwarekomponenten wesentlich länger für die Datenverarbeitung als die Software RapidMiner, welche in den Laborexperimenten genutzt wurde. Bewertungsmodelle mit 1000 oder mehr Trainingsdatensätzen ließen sich mit dem Prototyp auf der genutzten Hardware nicht berechnen. Die Bewertungsmodellberechnung erforderte eine minimale Prozessorleistung von 1,61 GHz bei einer maximalen Auslastung von 2,8 GHz. Der Arbeitsspeicher wurde vollständig beansprucht. Die Bereitstellung leistungsfähigerer Hardware würde diese Kapazitätseinschränkungen beheben. So konnte z. B auf dem Rechner, auf welchem der Prototyp entwickelt wurde (vier Kerne mit jeweils 2,6 GHz sowie 12 GB Arbeitsspeicher), die Berechnung von Modellen mit allen zur Verfügung stehenden Trainingsdatensätzen durchgeführt werden.

Die Anforderung A_{Q3} nach einer hohen Performance des Systems ist demnach nur gegeben, sofern dem Rechner, auf welchem das System betrieben wird, geeignete Hardwarekomponenten zugrunde liegen. Weiterhin ist zu prüfen, ob die Limitierungen der Twitterschnittstellen praktischen Anforderungen genügen oder ob kostenpflichtige Datenanbieter in den Prototyp eingebunden werden sollten. Bei einer großen Anzahl von Suchen bzw. Trainingsdatensätzen für die Bewertungsmodellberechnung ist außerdem zu analysieren, ob sich die Defizite ausschließlich mit adäquater Hardware beheben lassen oder ob die entsprechenden Codezeilen überarbeitet werden sollten, um die Funktionsabläufe innerhalb des Prototyps zu verbessern. Eine Möglichkeit ist z. B. die Parallelisierung, im Rahmen derer die Suchen auf verschiedene Prozessorkerne verteilt werden könnten.

6.5.1.2.3 Kompatibilität

Die Tests zur Kompatibilität fielen ohne Ausnahme positiv aus. Die Ergebnisse der Analyse zu den nach alphabetischer Sortierung ersten zehn DAX 30-Unternehmen ließen sich fehlerfrei über die entsprechende Funktion exportieren, sodass A_{FE6} erfüllt ist. In den exportierten CSV-Dateien waren alle Attribute der Tweets sowie die automatisch berechneten Stimmungsindikatoren enthalten, sodass diese mit anderen Programmen weiterverarbeitet werden können.

Dieses Werk ist copyrightgeschützt und darf in keiner Form vervielfältigt werden noch an Dritte weitergegeben werden.
Es gilt nur für den persönlichen Gebrauch.

6.5.1.2.4 Benutzbarkeit

Die Längen der Klickpfade zu den in Kapitel 6.5.1.1.4 definierten Anwendungsfällen sind in Tabelle 6-10 zusammengefasst.

Anwendungsfall	Länge des Klickpfades
Erstellen einer Suche	6
Einsehen von Suchergebnissen einer Suche	1 / 3 sofern der Suchbegriff über die Browsersuche identifiziert wird
Exportieren von Suchergebnissen einer Suche	3 / 5 sofern der Suchbegriff über die Browsersuche identifiziert wird
Erstellen eines Trainingsmodells	8

Tabelle 6-10: Länge der Klickpfade

Demnach sind die ersten drei genannten Anwendungsfälle alle innerhalb von null bis sechs Klicks ausführbar. Dies wird von Nutzern als angenehm oder sehr angenehm empfunden (Matsuo et al. 2003, 55 ff.). Lediglich einige Anwender betrachten bereits die Klickpfade mit fünf oder sechs Klicks als neutral und nicht mehr angenehm. Fünf bzw. sechs Klicks werden für die ersten drei Anwendungsfälle aber nur zum Erstellen einer Suche und zum Exportieren von Suchergebnissen benötigt, sofern vor dem Export der Suchbegriff über die browserinterne Suche identifiziert wird. Da diese Tätigkeiten nicht zwingend von Kreditentscheidern, sondern z. B. von Systemadministratoren ausgeführt werden, müssen die Endanwender zum Einsehen von Suchergebnissen ausschließlich Klickpfade mit einem Klick bzw. drei Klicks nutzen, sofern sie zu Suchbegriffen über die Suche der Internetbrowser navigieren. Dies wird durchweg als angenehm oder sehr angenehm empfunden.

Zum Erstellen eines Trainingsmodells werden hingegen acht Klicks benötigt, was von vielen Anwendern als zu lang angesehen wird (Matsuo et al. 2003, 55 ff.). Nur wenige ordnen Klickpfade mit einer Klickanzahl von acht noch im neutralen Bereich ein. Aufgrund der Konfiguration, welche z. B. das Auswählen der Trainingsdaten sowie deren Sprache umfasst, die beim Erstellen eines Trainingsmodells vorgenommen werden muss, ist die hohe Klickanzahl unumgänglich. Da Trainingsmodelle in der Regel nur selten neu angelegt werden und diese Tätigkeit z. B. von einem Systemadministrator vorgenommen werden kann, werden Kreditentscheider, die diese Funktion nicht nutzen, in ihrer Arbeit nicht durch den langen Klickpfad zum Anlegen eines Modells beeinträchtigt.

Um Benutzer vor Fehlern zu bewahren, werden auf dem Dashboard sowie beim Anlegen von Trainingsmodellen gemäß Anforderung A_{FN3} Informationstexte angezeigt, welche über die Funktionalität der jeweiligen Seite aufklären. Auf dem Dashboard ist z. B. ein Hinweis eingeblendet, in welchem steht, dass eine Liste von den überwachten Unternehmen angezeigt wird. Außerdem werden Nutzer darüber informiert, dass neue Unternehmen mit den dazugehörigen Suchbegriffen definiert und zur Überwachung angelegt werden können, woraufhin das System die Textbeiträge von den sozialen Medien bezieht und automatisch Stimmungsindikatoren für diese berechnet. Auf der Einstiegsseite, um neue Trainingsmodelle anzulegen, wird beschrieben, wie die CSV-Datei, in welcher die Trainingsdaten hinterlegt sind, strukturiert sein muss, damit der Prototyp diese verarbeiten kann. Außerdem wird beim Löschen von Suchen eine Sicherheitsabfrage eingeblendet, welche der Nutzer erneut bestätigen muss, bevor die Suche und die damit verbundenen Daten endgültig gelöscht werden (Abbildung 6-14). Bedienungsfehler sind während der Tests nicht aufgetreten, allerdings waren alle Personen, welche die

Dieses Werk ist copyrightgeschützt und darf in keiner Form vervielfältigt werden noch an Dritte weitergegeben werden.
Es gilt nur für den persönlichen Gebrauch.

Tests durchgeführt haben, mit dem System vertraut bzw. haben eine umfangreiche Einweisung erhalten. Im praktischen Einsatz sind Nutzer daher zu schulen bzw. es ist zu evaluieren, inwiefern weitere Informationstexte oder Sicherheitsabfragen notwendig sind, um eine fehlerfreie Bedienung zu gewährleisten. Das Löschen von Trainingsdaten kann nur von Administratoren auf Datenbankebene vorgenommen werden, sodass für diese Funktion keine Sicherheitsabfrage implementiert ist.

Abbildung 6-14: Sicherheitsabfrage vor dem Löschen von Suchen/Unternehmen

Um eine ästhetische Gestaltung der Benutzungsoberfläche zu realisieren, was die wahrgenommene Nutzungskomplexität reduziert, wurde auf Bootstrap zurückgegriffen (Bootstrap 2017b). Bootstrap ist eine Softwarebibliothek, welche Vorlagen für die Gestaltung von Weboberflächen umfasst. Durch Einbindung und Anwendung dieser Bibliothek wird gewährleistet, dass z. B. Abstandsverhältnisse, Kontraste sowie die Verträglichkeit der verwendeten Farben aktuellen Designstandards entsprechen. Weiterhin sind durch Anwendung der Vorlagen von Bootstrap Designelemente wie z. B. Druckknöpfe, Symbole, Aufklappmenüs und Links im gesamten Prototyp einheitlich gestaltet (Bootstrap 2017a).

6.5.1.2.5 Verlässlichkeit

Im Rahmen der Tests zur Analyse der Fehlertoleranz sowie der Wiederherstellbarkeit konnten keine Fehlfunktionen festgestellt werden. Bei den zehn Trennungen der Internetverbindung wurde die Datenerfassung und Analyse ausgesetzt, da der Prototyp nicht mehr auf die Schnittstelle von Twitter zugreifen konnte. Nach dem Wiederherstellen der Internetverbindung nahm der Prototyp die Datenbeschaffung und Analyse in allen zehn Versuchen wieder auf. Identische Ergebnisse brachten die Tests zur Wiederherstellbarkeit hervor. Die Datenbeschaffung und Analyse konnte in allen zehn Tests, in welchen der Rechner zum Absturz gebracht und anschließend neu gestartet wurde, ohne Datenverlust fortgesetzt werden. Die Datenkonsistenz des Systems nach Anforderung A_{Q4} ist demnach gegeben. Die dauerhafte Verfügbarkeit ist wie in Kapitel 6.5.1.1.5 beschrieben gewährleistet, sofern der Server erreichbar ist und der Client eine Internetverbindung aufbauen kann. Anhand der Testergebnisse wird deutlich, dass die Verfügbarkeit des Prototyps auch nach einem Serverabsturz bzw. einer serverseitig getrennten Internetverbindung wiederhergestellt werden kann, ohne dass die Funktionalität des Prototyps durch den Absturz oder die getrennte Internetverbindung beeinträchtigt ist.

Hinsichtlich der Ausgereiftheit des Systems lässt sich aufgrund der Testergebnisse hingegen festhalten, dass Verbesserungsbedarf besteht. So konnten während der Funktionstests folgende Fehler identifiziert werden:

- Nachdem laufende Suchen gestoppt wurden, konnten diese in manchen Fällen nicht wieder gestartet werden. Der Fehler trat insbesondere bei vielen parallel ausgeführten Suchen auf.

Dieses Werk ist copyrightgeschützt und darf in keiner Form vervielfältigt werden noch an Dritte weitergegeben werden.
Es gilt nur für den persönlichen Gebrauch.

- Sofern der oben genannte Fehler auftritt, kann die Suche nicht mehr gelöscht werden.
- Die Unternehmensliste auf dem Dashboard wird nicht angezeigt, sofern zu viele Suchen parallel ausgeführt werden (Kapitel 6.5.1.2.2). In Abhängigkeit von der Anzahl an Tweets, die für die Suchen erfasst und bewertet werden, tritt der Fehler in manchen Fällen schon bei vier gleichzeitig ausgeführten Suchen auf.
- Sofern die Unternehmensliste auf dem Dashboard nicht mehr angezeigt wird, kann nach einem Neustart des Internetbrowser nicht mehr auf den Prototyp zugegriffen werden.

Diesbezüglich sollte evaluiert werden, inwiefern sich diese Fehler allein durch weitere Hardwareressourcen verringern lassen. Sofern dies nicht erfolgreich ist, können die fehlerhaften Funktionen des Prototyps (Stoppen/Starten von Suchen und die Anzeige auf dem Dashboard) in einer zweiten Iteration des Prototypings besser mit den übrigen Funktionen des Prototyps abgestimmt werden.

6.5.1.2.6 Portabilität

Hinsichtlich der Anforderungen A_{Q2} und A_{R2}, welche die Portabilität des Prototyps auf verschiedene serverseitige Betriebssysteme sowie Browser auf Seiten der Clienten verlangen, ergeben sich einige Einschränkungen. Der Prototyp funktioniert auf dem Linuxsystem (Ubuntu 16.04) mit drei getesteten Browsern ohne Fehler. Um den Prototyp auf Windows 10 betreiben zu können, mussten die Pfadangaben in der Datei bin/smt, vom Wurzelverzeichnis des Prototyps ausgehend, angepasst werden. Die Zeichen \\ in der auf Linux entwickelten Version mussten hierfür durch / ersetzt werden. Anschließend ließ sich der Prototyp starten und es konnte mit den Browsern Chrome 56.0, Firefox 52.0 sowie Internet Explorer 11.0 auf diesen zugegriffen werden. Da der Anbieter Apple Inc. den Browser Safari 10.0 nicht für Linux- und Windowsplattformen bereitstellt, konnte dieser nicht evaluiert werden (Apple Inc. 2016). Anzumerken ist, dass der Browser und Prototyp auf demselben Betriebssystem installiert waren. Auf dem Betriebssystem macOS Sierra (10.12) konnte der Prototyp nicht eingesetzt werden. Offensichtlich sind die Eigenschaften dieses Betriebssystems im Vergleich zur Linux-Distribution, auf welcher der Prototyp entwickelt wurde, zu unterschiedlich, als dass ein Portieren ohne größere Änderungen am Code möglich ist. Die Ergebnisse sind in Tabelle 6-11 zusammengefasst. Ein Haken (✔) symbolisiert, dass der Prototyp mit Hilfe des angegebenen Betriebssystems und Browsers betrieben werden kann. Das Symbol ⊘ deutet darauf hin, dass die Kombination aus Betriebssystem und Browser nicht verwendet werden kann, um den Prototyp zu nutzen.

		Betriebssystem		
		macOS X Sierra (10.12)	Ubuntu 16.04	Windows 10
Browser	Chrome 56.0	⊘	✔	✔
	Firefox 52.0	⊘	✔	✔
	Internet Explorer 11.0	⊘	✔	✔
	Safari 10.0	⊘	⊘	⊘

Tabelle 6-11: Ergebnisse der Portabilitätsevaluation

Dieses Werk ist copyrightgeschützt und darf in keiner Form vervielfältigt werden noch an Dritte weitergegeben werden.
Es gilt nur für den persönlichen Gebrauch.

6.5.1.2.7 Zusammenfassung der Handlungsempfehlungen

Mit Hilfe der Tests konnte aufgezeigt werden, inwiefern die Software Defizite aus technischer Sicht aufweist. Die hieraus in den vorangegangenen Kapiteln 6.5.1.2.1 bis 6.5.1.2.6 abgeleiteten Handlungsempfehlungen werden im Folgenden kurz zusammengefasst:

Die in den Suchstrings übermittelten Sonderzeichen sollten in ein mit den Schnittstellen der Datenlieferanten kompatibles Format umgewandelt werden. Gegenwärtig können Suchstrings z. B. mit dem Sonderzeichen é nicht von der Twitterschnittstelle verarbeitet werden. Dies macht sich daran bemerkbar, dass keine Textbeiträge/Tweets zu der übermittelten Suchanfrage erfasst werden.

Darüber hinaus sollten weitere Datenquellen eingebunden werden, um die Datenerfassung zu verbessern. Neben weiteren Datenquellen kann auch eine kostenpflichtige Schnittstelle von Twitter eingebunden werden, um eine Garantie zu haben, dass alle Tweets, die den Suchstrings entsprechen, erfasst werden.

Um die Ursache der Fehlermeldungen in den Kapiteln 6.5.1.2.2 und 6.5.1.2.5 zu identifizieren, sollte neben einem Debugging auch der Betrieb des Prototyps mit leistungsfähigeren Hardwareressourcen getestet werden. Sofern die Fehlermeldungen seltener auftauchen, wenn die Hardwareausstattung des zugrunde liegenden Rechners erweitert wird, sollte beim praktischen Einsatz auf entsprechend leistungsfähige Server zurückgegriffen werden. Sofern die Gründe für die Fehlermeldungen in der Software identifiziert werden, sind die entsprechenden Codestellen anzupassen. Anschließend ist erneut zu evaluieren, inwiefern die Fehlermeldungen weiterhin auftreten. Als einen ersten Lösungsansatz könnten Pufferzeiten zwischen dem Umschalten des Prototyps von einer aktiven Suche auf die nächste eingeplant werden, da die Konflikte häufiger auftreten, sofern mehrere Suchen parallel ausgeführt werden. Denkbar ist auch eine Auslagerung einzelner Suchen auf verschiedene Prozessorkerne, sodass die Last verteilt wird.

Inwiefern die in die Software eingebundenen Nutzerhinweise sowie Sicherheitsabfragen z. B. vor dem Löschen einer Suche ausreichend sind, ist mit einem Feldexperiment und unerfahrenen Nutzern zu evaluieren. Nutzerschulungen vor dem praktischen Einsatz des Systems sollten ebenfalls durchgeführt werden, sofern sich herausstellt, dass die Software z. B. aufgrund der Unerfahrenheit von Kreditentscheidern mit Stimmungsanalysen nicht intuitiv zu bedienen ist.

Wenn die Software auf Macintosh-Umgebungen betrieben werden soll, sind größere Investitionen notwendig, da die Portabilität nur für linux- und windows-basierte Umgebungen gewährleistet ist. Welches Betriebssystem auf dem Endgerät der Nutzer, die über einen Browser auf den Prototyp zugreifen, installiert ist, ist hingegen irrelevant.

6.5.2 Evaluation der fachlichen Eignung

Um die fachliche Eignung zu evaluieren, wird zunächst der Aufbau der durchgeführten qualitativen Querschnittsanalyse in Kapitel 6.5.2.1 erläutert (Wilde/Hess 2007, S. 282). Anschließend erfolgt die Präsentation der Ergebnisse und die Ableitung von Handlungsempfehlungen zur Verbesserung des Prototyps (Kapitel 6.5.2.2).

Dieses Werk ist copyrightgeschützt und darf in keiner Form vervielfältigt werden noch an Dritte weitergegeben werden.
Es gilt nur für den persönlichen Gebrauch.

6.5.2.1 Aufbau der qualitativen Querschnittsanalyse

Für die Befragung von Experten aus der Praxis im Anwendungsgebiet der Bonitätsprüfung von Unternehmen wurde ein Leitfaden erstellt, der in Tabelle 6-12 abgebildet ist.

Nach einer Begrüßung und Gesprächseinführung (Block A) wird der Prototyp den Experten in einer Live-Präsentation vorgestellt (Block B). Während der Live-Vorführung wird gezeigt, wie die Startseite mit dem Dashboard gestaltet ist. Außerdem wird eine Suche zu einem Unternehmen angelegt und die Detailansicht mit dem Stimmungsgraph und der Tabelle, in welcher die Textdaten dargestellt sind, wird gezeigt und erläutert. Nach der Live-Präsentation werden die Experten darum gebeten, ihre Einschätzung der vorgestellten Software hinsichtlich der Nutzung bei Bonitätsprüfungen von Unternehmen zu kommunizieren (Block C). Zu Beginn wird deshalb erfasst, inwiefern sich die Gesprächspartner grundsätzlich die Einführung eines Entscheidungsunterstützungssystems für die Bonitätsprüfung von Unternehmen basierend auf Textdaten aus sozialen Medien in ihrem Unternehmen vorstellen können. Anschließend wird erhoben, welche weiteren Funktionalitäten ein solches System haben müsste, bzw. welche Funktionalitäten nicht benötigt werden. Bei informellen Diskussionen während der Entwicklung des Prototyps wurde häufig thematisiert, inwiefern auf dem Dashboard z. B. eine Zusammenfassung der aktuellsten negativen Nachrichten zu den beobachteten Unternehmen sinnvoll ist. Außerdem wurde die Anmerkung geäußert, dass eine automatische Benachrichtigung von Risikoverantwortlichen, z. B. beim Unterschreiten einer bestimmten Schwelle über einen zu definierenden Zeitraum von einem Stimmungsindikator, erfolgen könnte. Daher wird explizit nachgefragt, inwiefern solche Funktionen gewünscht sind. Außerdem wird erfasst, inwiefern das System als Modul in bestehende Risikomanagementsysteme eingebunden werden müsste und wie die zu beobachtenden Unternehmen definiert und entsprechende Suchen angelegt werden sollten. Denkbar ist, dass Firmenkunden aus den Stammdaten des anwendenden Unternehmens extrahiert und für die extrahierten Kunden Suchen kalibriert werden. Zuletzt wird in Block D gefragt, ob die Experten abschließende Anmerkungen haben. Nach Aufnahme dieser erfolgt eine Danksagung für die Teilnahme.

Bei den Expertenbefragungen wird explizit darauf verzichtet, die Erstellung der Bewertungsmodelle vorzustellen und zu diskutieren. Im Vordergrund soll die Anwendung des Systems aus Sicht eines Kreditentscheiders stehen. In Bezug auf die Modellerstellung wird lediglich erfasst, inwiefern diese z. B. durch einen Dienstleister erfolgen soll, welcher auch das System betreiben und die Kalibrierung der Suchen vornehmen könnte.

Eine erste Expertenbefragung fand im Rahmen eines Workshops statt. Dieser wurde von einem Unternehmen ausgerichtet, welches eine Standardsoftware vertreibt, die Kreditverantwortliche bei deren Entscheidungsfindung bzgl. der Kreditvergabe an Unternehmen unterstützt. In dem Workshop waren Vertreter von Unternehmenskunden aus der Versicherungsbranche des veranstaltenden Unternehmens eingeladen, um sich über Compliance und Optimierungspotentiale unternehmensinterner Prozesse auszutauschen. Für die Vorstellung der Forschungsergebnisse insbesondere aus der Machbarkeitsstudie (Kapitel 4), sowie der Automatisierung der Textdatenanalyse (Kapitel 5) und des Prototyps sowie einer anschließenden Diskussion, zur Erfassung von Expertenmeinungen zum Prototyp, stand ein Zeitfenster von 45 Minuten zur Verfügung.

Dieses Werk ist copyrightgeschützt und darf in keiner Form vervielfältigt werden noch an Dritte weitergegeben werden.
Es gilt nur für den persönlichen Gebrauch.

Block	Inhalt
A	**Einführung** • Begrüßung der Teilnehmer und Danksagung für die Bereitschaft zur Teilnahme • Kurzvorstellung des Gesprächsleiters • Bitte um kurze Vorstellung der/des Gesprächspartner/s • Zusammenfassung des Ablaufs, der Rahmenbedingungen, der Inhalte sowie der Zielstellung des Forschungsprojekts
B	**Livepräsentation des Prototyps** • Startseite/Dashboard • Anlegen einer (Unternehmens-)suche • Detailansicht mit Graph und Tabelle

C	**Diskussion (Einstiegsfragen)**
	• Können Sie sich vorstellen, ein solches System, z. B. als Modul in einem bestehenden Entscheidungsunterstützungssystem für die Bonitätsprüfung von Firmenkunden, in Ihrem Unternehmen einzusetzen?
	• Welche weiteren Funktionalitäten würden Sie sich wünschen/müsste ein solches System haben?
	  o Inwiefern ist die Unternehmensübersicht auf dem Dashboard hilfreich? Ist ggf. eine Übersicht mit allen negativen Beiträgen sinnvoll?
	  o Inwiefern ist eine automatische Benachrichtigung bei negativen Nachrichten zu bestimmten Unternehmen, z. B. per E-Mail, sinnvoll?
	• Inwiefern sollte das System als Modul in bestehende Risikomanagementsysteme eingebunden werden?
	• Wie sollten Suchen definiert werden? Sollten z. B. Stammdaten aus bestehenden Risikomanagementsystemen übernommen werden, auf Basis derer Suchbegriffe kalibriert werden?
	• Sollten Trainingsmodelle von einem Dienstleister oder eigenen Angestellten erstellt werden?

D	**Abschluss** • Gibt es abschließend noch etwas, was Sie anmerken möchten? • Danksagung für Teilnahme

Tabelle 6-12: Leitfaden für die Expertenbefragung

An dem Workshop nahmen neben einem wissenschaftlichen Mitarbeiter der Universität Göttingen, welcher für die Gestaltung und Gesprächsführung während des Zeitfensters von 45 Minuten verantwortlich war, und vier Mitarbeitern des Unternehmens, welches den Workshop organisierte, zehn Experten aus Versicherungsunternehmen teil. An diese richtete sich die Vorstellung der Forschungsergebnisse und die anschließende Diskussion/Befragung. Eine anonymisierte Liste der Teilnehmer ist in Tabelle 6-13 dargestellt. Neben der Funktion der Experten in der ersten Spalte ist in der zweiten Spalte die Mitarbeiteranzahl des Unternehmens angeführt, bei welchem die Experten angestellt sind. Bei der Funktion der Experten ist immer die Bezeichnung der Position, welche die Unternehmen selber verwenden, notiert. Um keine eindeutige Identifikation der Unternehmen zu ermöglichen, ist die Mitarbeiteranzahl mit den Werten < 100, 100 – 1000, 1000 – 10000, 10000 – 100000 sowie > 100000 angegeben. Die Anzahl der Mitarbeiter, welche die kleinste Kategorie (< 100) begrenzt, wird demnach mit zehn multipliziert, um die obere Grenze der Mitarbeiteranzahl der nächsten Kategorie zu ermitteln. Die größte Kategorie hat keine obere Grenze. In der dritten Spalte ist das Land angegeben, in welchem die Unternehmen ihren Hauptsitz haben. Die Diskussion, welche 30:08 Minuten dauerte, wurde mit einem Diktiergerät aufgezeichnet, transkribiert und mit Hilfe der Software MaxQDA 11+ in Anlehnung an die von Mayring (2015) vorgestellte Methodik zur qualitativen Inhaltsanalyse kodiert. Sofern sich Stellen im Transkript mehreren Kategorien zuordnen lassen, wurden diese diskutiert. Im Rahmen der Diskussion wurde eine endgültige Entscheidung getroffen, sodass jede Aussage genau einer Kategorie zugeordnet ist.

Dieses Werk ist copyrightgeschützt und darf in keiner Form vervielfältigt werden noch an Dritte weitergegeben werden.
Es gilt nur für den persönlichen Gebrauch.

Funktion der Experten im Unternehmen	Anzahl Mitarbeiter	Hauptsitz des Unternehmens
Leiter/in Underwriting Garantie und Kaution	>100000	Frankreich
Manager/in Underwriting	< 100	Großbritannien
Prokurist/in	10000 - 100000	Deutschland
Koordinator/in Nicht-Tarifgeschäft; versicherungstechnische Prozesse	10000 - 100000	Deutschland
Angestellte/r Abteilung Delkredere	10000 - 100000	Deutschland
Leiter/in Warenkreditversicherung	1000 - 10000	Deutschland
Leiter/in Kreditmanagement	1000 - 10000	Deutschland
Projektleiter/in Warenkreditversicherung	1000 - 10000	Deutschland
Kreditanalyst/in Warenkreditversicherung	10000 - 100000	Schweiz
Head of Solution Management	10000 - 100000	Schweiz

Tabelle 6-13: Workshopteilnehmer/innen

Um zu prüfen, inwiefern sich in weiteren Interviews neue Erkenntnisse gewinnen lassen, wurden Experten einzeln befragt, bis sich die Inhalte ausschließlich wiederholten. Glaser (1978, S. 53) fordert dieses Vorgehen z. B. bei der Durchführung von Befragungen. Sofern sich keine neuen Erkenntnisse gewinnen lassen, ist eine theoretische Sättigung erreicht. In weiteren Gesprächen wurden ein/e Referent/in für Kreditsysteme und -prozesse sowie ein/e Angestellte/r des Kreditmanagements eines Leasing und Factoring Unternehmens mit 100 – 1000 Mitarbeitern sowie der/die Head of Credit Management eines Abrechnungsdienstleisters in der Logistikbranche mit ebenfalls 100 – 1000 Mitarbeitern interviewt. Beide Unternehmen haben ihren Hauptsitz in Deutschland.

6.5.2.2 Ergebnisse der qualitativen Querschnittsanalyse und Handlungsempfehlungen

Die Datenauswertung nach Mayring (2015) zeigt, dass sich die Aussagen der Experten in vier Kategorien (Grundsätzliche Einschätzungen, neue Anforderungen/Funktionen, Herausforderungen und Einschränkungen) einteilen lassen. 16 Textstellen im Transskript enthalten grundsätzliche Einschätzungen der Experten, in denen diese erläutern, inwiefern sie sich eine Einbindung der mit Hilfe von Stimmungsanalysen aufbereiteten Textdaten aus sozialen Medien in Bonitätsprüfungen von Unternehmen vorstellen können (Kapitel 6.5.2.2.1). In 23 Textstellen nennen die Experten konkrete Anforderungen/Funktionen, die sie sich zusätzlich wünschen bzw. für notwendig erachten (Kapitel 6.5.2.2.2). Herausforderungen, die bei der Nutzung von Textdaten aus sozialen Medien bei Bonitätsprüfungen von Unternehmen bewältigt werden müssen, haben die auswertenden Wissenschaftler 48-mal in den Expertenaussagen identifiziert (Kapitel 6.5.2.2.3). Aus den Herausforderungen leiten sich zum Teil weitere Anforderungen ab. Die letzte Kategorie umfasst Einschränkungen (3 Nennungen) wie z. B. Anwendungsfälle, in welchen sich die Textdaten aus sozialen Medien nicht nutzen lassen, die von den Experten benannt worden sind (6.5.2.2.4).

6.5.2.2.1 Grundsätzliche Einschätzung

Die grundsätzlichen Einschätzungen der Experten zur Einbindung von Textdaten aus sozialen Medien in Bonitätsprüfungen von Unternehmen sind ausnahmslos positiv. Ein/e Experte/in äußerte z. B., dass eine Kollegin Daten von Twitter bereits nutzt, um sich über die finanzielle Stabilität von Unternehmen zu informieren, und diese sicherlich sehr interessiert an der vorgestellten Software wäre. Ein Zitat der Aussage ist in Tabelle 6-14 neben der Expertennummer 1 angeführt. Die Expertennummern wurden im

Dieses Werk ist copyrightgeschützt und darf in keiner Form vervielfältigt werden noch an Dritte weitergegeben werden.
Es gilt nur für den persönlichen Gebrauch.

Transskript nach Reihenfolge, in welcher die Teilnehmenden die erste Aussage trafen, vergeben. Die Nummer lässt daher keine Zuordnung zu den Experten in Tabelle 6-13 zu. Weitere Nummern wurden an die Experten in den Einzelinterviews fortlaufend vergeben. Nach kurzer Rückfrage seitens des Workshop-Leiters wurde deutlich, dass die erwähnte Kollegin sich alle Tweets, die sie mit dem Unternehmen in Verbindung bringt, durchliest. Der Prototyp könnte dieser Kreditsachbearbeiterin mit Hilfe einer Vorselektion ausschließlich negative Beiträge präsentieren, sodass diese weniger Zeit benötigt, um Bonitätsprüfungen durchzuführen.

Eine Vielzahl der Experten merkte an, dass die Textdaten aus sozialen Medien eine zusätzliche Informationsquelle darstellen, die bisher nicht erfasst wird. Mehrfach lässt sich dem Transkript entnehmen, dass insbesondere die Aggregation einer Vielzahl von Quellen wie z. B. regionaler Zeitungen einen Vorteil der sozialen Medien darstellt, was die bisherige Informationsbasis von unternehmensbezogenen Bonitätsprüfungen verbessern würde (Experten 3, 5, 9(1), 9(2) und 13 in Tabelle 6-14).

Experte/in 4 wies darauf hin, dass Bonitätsprüfungen mit aktuellen Entwicklungen Schritt halten müssen. Eine Einbindung der neuen Datenquellen sei demnach ratsam, da ansonsten die Ergebnisse der Prüfungen nicht mehr der tatsächlichen finanziellen Situation der Unternehmen entsprächen (Tabelle 6-14). Der/Die Experte/in mit der Nummer 8 nahm konkreten Bezug zum vorgestellten Prototyp und hält insbesondere die Kombination der Stimmungsindikatoren, die graphisch dargestellt werden, mit der Möglichkeit einzelne Tweets zu betrachten und sich diese durchzulesen, für einen sehr guten Ansatz (Tabelle 6-14). Experte/in Nummer 10 hob hervor, dass die Informationen ergänzend zu bisherigen Bonitätsprüfungsverfahren genutzt werden sollten, diese Ergänzung aber „sehr sinnvoll“ sei (Tabelle 6-14). Experte/in Nummer 11 kann sich zudem vorstellen, dass eine entsprechende Softwarelösung in dem Unternehmen eingesetzt werden würde, sofern diese ausgereift ist.

Es konnte keine Expertenaussage identifiziert werden, in welcher ein/e Experte/in den Nutzen von Textdaten aus sozialen Medien bei Bonitätsprüfungen von Unternehmen grundsätzlich in Frage stellt.

Experte/in	Aussage
1	„Also ich kann mir das durchaus vorstellen, weil also ich weiß eine Kollegin von mir, die ist sowieso viel auf Twitter unterwegs und die macht das so an sich schon. Also die wär da sicherlich sehr interessiert dran.“
3	„Ich hab eine Insolvenz gehabt in Norddeutschland, das war in Mecklenburg, also das war auch ein Kaff, da möcht ich nicht tot überm Zaun hängen, aber, was ich damit sagen will, da waren also wirklich so auf Bundesebene war da nichts zu finden, auch so bei größeren Zeitungen oder sonst irgendwas gar nichts, aber hier die lokale Dorfklitsche, die hat da wirklich quasi jeden Tag ein aktuelles Update darüber gegeben, wie die Insolvenz gerade verläuft, wie viel Mitarbeiter gerade abgebaut werden und wie da der aktuelle Stand ist. Das heißt allein mal, das mal mit zu verfolgen, auch mal in so ner Situation, einfach mal um zu wissen, was wird da im Augenblick da gerade, was passiert da gerade. Dafür ist das in jedem Fall wertvoll. Und, wie gesagt, grundsätzlich spricht nichts gegen zusätzliche Informationen, also ich bin da ja auch immer der Meinung man kann nie zu viele Informationen haben.“
4	„Also das gesamte Thema Kreditprüfung ist nen bisschen old school unterwegs glaube ich noch, aber muss, muss mit Schritt halten eigentlich mit der Entwicklung, sonst wird die Distanz zwischen der echten Bonität und dem, was festgestellt wird in der Kreditprüfung immer größer, weil die Welt einfach viel schneller dreht.“
5	„Das Interessante, was ich von vielen Versicherungsnehmern, Kunden so bei uns im Haus wahrnehme, dass da fehlt ja ne gewisse Information. Also viele kleine Kunden würden sagen ja auf der Baustelle haben wir das doch schon lange erfahren, da gab es doch schon so Rumoren, die haben da doch schon drüber geredet, dass das da den Bach runtergeht. Ja, die Baustelle ist teurer geworden, der Auftrag ist teurer geworden, kann denn der Auftraggeber sich das leisten? Diese Informationsquelle fehlt uns noch systematisch ja, wir haben die wir haben die Auftraggeber-Auftragnehmer-Seite so auf Management-Ebene, wir haben mit Banken und Finanzierer über die Auskunfteien mit drin, aber das ist im Prinzip eine neue, relativ unabhängige Information über das Zahlungsverhalten da aus der Buchhaltung. Aber das ist neu. Das ist auch nicht das, was in den in den Börsennachrichten verkündet wird also ich find das auch spannend bei den, bei den großen Adressen, weil wir ja auch nicht alle mehr Zeit haben da alle, alle sonstigen Medien durchzuführen und alle Zeitungsberichte zu lesen ja, das kann man partiell mal machen, aber mehr als drei Zeitungen kriegt man da halt nicht auf die Reihe.“

Dieses Werk ist copyrightgeschützt und darf in keiner Form vervielfältigt werden noch an Dritte weitergegeben werden.
Es gilt nur für den persönlichen Gebrauch.

Experte/in	Aussage
8	„Also diese, dieses Instrument Index in Verbindung mit den Einzeltweets könnte für den einen, für den Anfang doch schon sehr gut funktionieren.“
9(1)	„Also, grundsätzlich finde ich es eine super Idee, weil ich mein per se ist das zusätzliche Information, die existiert und die wir bisher nicht abgreifen können, geschweige denn strukturiert.“
9(2)	„Man kann häufig in der Lokalpresse, da werden vielleicht auch die Twitteraccounts von so lokalen Zeitungen interessant, weil die sind dann wirklich da näher dran, weil da läuft der Mitarbeiter, wo läuft der hin der Mitarbeiter? Der läuft zur Lokalzeitung, ist ja klar. Also das halt ich tatsächlich für eine relativ interessante Quelle, zu der wir überhaupt keinen Zugriff haben.“
10	„Also als ergänzende Information finde ich das auch sehr sinnvoll.“
11	„Ich glaube, dass grundsätzlich die Idee super ist und auch, dass, wenn sowas ausgefeilt zur Verfügung stehen würde, könnte ich mir vorstellen, dass wir das auch nutzen würden.“
13	„Also grundsätzlich, Herr Mengelkamp, halte ich das für eine sehr sinnvolle Sache. Das ist sicherlich die Perspektive, die wir uns versprechen, weil Branchen leiden nun mal oder besonders das Kreditmanagement unter veralteten Informationen und hier haben wir eine Möglichkeit, wirklich Informationen, die aktuell sind, dann zu erhalten.“

Tabelle 6-14: Grundsätzliche Einschätzungen der Experten zur Verwendung von Textdaten aus sozialen Medien in Bonitätsprüfungen von Unternehmen

6.5.2.2.2 Neue Anforderungen/Funktionen

Aus manchen Aussagen der Experten lassen sich Anforderungen an den Prototyp ableiten, die bei einer Weiterentwicklung in Form neuer Funktionen eingearbeitet werden sollten. Experte/in Nummer 2 hat z. B. gefragt, inwiefern sich Trendänderungen erkennen lassen (Tabelle 6-15). In einer Diskussion, die auf das in Tabelle 6-15 dargestellte Zitat folgte, wurde deutlich, dass eine automatische Benachrichtigung erfolgen soll, sofern sich die Stimmungsindikatoren eines Unternehmens ändern und z. B. über einen bestimmten Zeitraum hinweg unter einen zu definierenden Schwellenwert fallen. Denkbar wäre, dass ein Kreditentscheider automatisch eine Benachrichtigung per E-Mail erhält, sofern der Stimmungsindikator eines für ihn relevanten Unternehmens mehr als zwei Stunden in Folge unter -0,9 fällt. Welche zeitlichen und numerischen Schwellenwerte kritisch sind, könnte z. B. in Abhängigkeit von der Branche definiert werden.

Experte/in Nummer 5(1) merkte an, dass eine Funktion, mit Hilfe derer der geographische Ursprung der Tweets bestimmt werden kann, sinnvoll wäre. Die 1 in Klammern weist darauf hin, dass sich die erste Aussage in Tabelle 6-15, welche diesem/r Experte/in zugeordnet ist, auf diesen Aspekt bezieht. Insbesondere bei kleinen, regional agierenden Unternehmen könnte so die Anzahl an Textbeiträgen eingeschränkt werden (Tabelle 6-15). Da über die Twitterschnittstelle der geographische Standort, von welchem aus ein Tweet veröffentlicht wurde, mitgeliefert wird, könnte z. B. unter dem Graphen mit dem Stimmungsverlauf und der Tabelle mit den Textdaten die Einbindung eines Kartendienstes, z. B. Google Maps, erfolgen, sodass der Standort des veröffentlichenden Profils eingesehen werden kann. Filterfunktionen, mit Hilfe derer ausschließlich Tweets aus einem bestimmten Kartenbereich angezeigt werden, könnten ebenfalls implementiert werden. Derselbe/Dieselbe Experte/in wünschte sich außerdem historische Daten, die mehrere Monate oder Jahre zuvor in der Vergangenheit veröffentlicht wurden (Experte/in 5(2) in Tabelle 6-15). Experte/in 11(2) äußerte dies ebenfalls (Tabelle 6-15). In den vorgestellten Anwendungsfällen waren historische Daten nur für einen Zeitraum von sieben Tagen, für welchen die Daten kostenlos über die Twitterschnittstelle bezogen werden können, verfügbar. Sofern die Daten rückwirkend bezogen werden, könnten diese auch bei Neukundenprüfungen genutzt werden.

Dieses Werk ist copyrightgeschützt und darf in keiner Form vervielfältigt werden noch an Dritte weitergegeben werden.
Es gilt nur für den persönlichen Gebrauch.

Ein/e weitere/r Experte/in (Nummer 8) forderte die Nachverfolgbarkeit der Informationen bis zur untersten Ebene (Tabelle 6-15). In dem vorgestellten Prototyp kann zwar der Textinhalt des Tweets eingesehen werden, das Aufrufen des Originaltweets auf der Twitterseite sowie das Nachverfolgen von Quellen, z. B. durch Öffnen angegebener Links direkt aus dem Prototyp heraus, ist aber nicht möglich. In einer Überarbeitung des Prototyps ist demnach auf das Originaldokument zu referenzieren. Außerdem muss eine Funktion implementiert werden, mit Hilfe derer Links automatisch vom Prototyp erkannt und nach Nutzeraufforderung geöffnet werden können.

Experte/in Nummer 9 äußerte zudem, dass eine andere mathematische Vorgehensweise bei der Score-Ermittlung besser geeignet sein könnte (Tabelle 6-15). In dem Prototyp wird der Graph dynamisch in Abhängigkeit von der Bildschirmgröße und des zeitlichen Abstands der Tweets gezeichnet. Sofern sehr viele Tweets in einem Zeitraum veröffentlicht werden, stellen diese einen Punkt im Graphen dar, wohingegen ein Datenpunkt auch aus einem einzigen Tweet bestehen kann, sofern in den angrenzenden Zeiträumen davor und danach keine Beiträge kreiert wurden. Der/Die Experte/in schlug in der weiteren Diskussion vor, einen Datenpunkt z. B. immer basierend auf 100 nacheinander veröffentlichten Tweets zu berechnen, um so die Vergleichbarkeit der Datenpunkte zu verbessern. Um diese Änderung vorzunehmen, ist eine Anpassung oder ein Austausch der Softwarebibliothek, mit Hilfe derer der Graph gezeichnet wird, notwendig. Diese sollte daher ohne großen technischen Aufwand verändert werden können. Alternativ ist auch eine Funktion denkbar, mit Hilfe derer ein Nutzer über die graphische Oberfläche Parametereinstellungen vornehmen kann, welche die Berechnung der Trendlinie beeinflussen.

Experte/in Nummer 11(2) forderte zudem, dass kenntlich gemacht wird, aus welchem sozialen Medium welche bzw. wie viele Textbeiträge kommen (Tabelle 6-15). In zukünftigen Suchen können dann Medien, in welchen nur wenige relevante Inhalte identifiziert wurden, ausgeschlossen werden. Der/Die Experte/in merkte zudem an, dass in der Detailansicht die vollständigen Stammdaten angezeigt werden sollten. Da das Modul in ein bestehendes Entscheidungsunterstützungssystem, in welchem die Stammdaten hinterlegt sind, eingebunden werden soll, wird dieser Aspekt nicht als zusätzliche Anforderung aufgenommen. Da die Daten aus sozialen Medien z. B. einer bestehenden Kreditakte hinzugefügt würden, sind die Stammdaten in einer praktischen Anwendung einsehbar.

Weiterhin erwähnten die Experten, dass Daten aus sozialen Medien auch für Bonitätsprüfungen von Privatpersonen genutzt werden könnten. Da bereits in Kapitel 3 die Eingrenzung auf Bonitätsprüfungen von Unternehmen erfolgte, werden diesbezüglich aber keine weiteren Anforderungen abgeleitet.

Experte/in	Aussage
2	„Würde eventuell auch gehen, dass man, wenn man jetzt so Firmen definiert, die da auf der Liste drauf sind, dass man sagt pass mal auf hier habe ich aber auch mal einen ganz anderen Trend?“
5(1)	„Was ich auf jeden Fall noch sinnvoll finden würde ist, wir haben ja nun in der Regel Kunden im gesamten Bundesgebiet und so in der regionalen Presse, klar kann ich das über Google auch irgendwie selbst recherchieren. Im Tagesgeschäft habe ich zum einen nicht die Zeit und vielleicht auch nicht bei jeder Verbindung jetzt die Muße das jetzt nochmal selbst zu überprüfen, wenn das da auch irgendwo mitberücksichtigt wird, also wenn ein Kunde irgendwo im Freiburger Raum ist, was die regionale Presse da Positives oder Negatives entsprechend gedruckt hat, wär es auch interessant das zu erfahren.“

Dieses Werk ist copyrightgeschützt und darf in keiner Form vervielfältigt werden noch an Dritte weitergegeben werden.
Es gilt nur für den persönlichen Gebrauch.

Experte/in	Aussage
5(2)	„Vielleicht auch historisch gesehen so, was stand vor einem halben Jahr in der Presse und wie hat sich das entwickelt oder irgendwelche Rechtsstreitigkeiten, wo gegebenenfalls Kunden drin verwickelt sind, wird ja auch in der Presse von berichtet. Da kriegt man ja auch manchmal gar nichts von mit oder erst, wenn es dann zu spät ist.“
8	„Und dann muss ich, bin ich halt genötigt, da selber zu recherchieren, und muss mir die Keyfacts da wenigstens ansehen. Also muss die Ebene runtertauchen oder zwei Ebenen runtertauchen, um zu gucken ist jetzt diese Information, diese Einzelinformation, valide oder ist es irgendwie Mist.“
9	„Ich habe noch eine Frage zur Score-Ermittlung, da steht ja, da stehen die, also grundsätzlich die mathematische Methode also ob das jetzt arithmetische Mittelbildung ist oder so ist, aber auch so also wir haben ja hier keine Äquidistant, weder bei den Zeitpunkten noch bei der Aggregation. Habe ich dann da ne Gewichtung oder?“
11(1)	„In der Tabelle vielleicht auch noch so aggregiert auch, vielleicht aus welchem Medium wie viele Informationen kommen.“
11(2)	„Nur dann ist wieder die Frage, was ist, wenn ein Neukunde reinkommt? Auch dafür soll das ja gehen, weil wenn wir einen Vertrag abgeschlossen haben, kommen wir nicht mehr ohne Weiteres raus.“

Tabelle 6-15: Neue Anforderungen/Funktionen, von Experten gewünscht

6.5.2.2.3 Herausforderungen

Insgesamt sind 48 Stellen im Transskript des Workshops von den auswertenden Wissenschaftlern als Herausforderungen gekennzeichnet worden, aus denen sich zum Teil neue Anforderungen ableiten lassen. Diese sollten in den entwickelten Prototyp eingearbeitet werden. Da über die einzelnen Punkte im Rahmen des Workshops diskutiert wurde, beziehen sich häufig mehrere der 48 kodierten Stellen im Transkript auf eine Herausforderung. In Tabelle 6-16 sind exemplarische Zitate angeführt, sodass jede identifizierte Herausforderung repräsentiert ist.

Viel diskutiert wurde, in Bezug auf welche Unternehmen sich in den Textdaten aus sozialen Medien Hinweise auf die finanzielle Stabilität finden lassen, die bestehende Bonitätsprüfungsverfahren verbessern können. Experte/in Nummer 1(1) äußerte, dass es für kleine Firmen schwierig sein könnte, diese Hinweise zu identifizieren, da sich in diesem Anwendungsfall nicht viele Textbeiträge finden lassen werden (Tabelle 6-16). Experte/in 3(1) hingegen ist der Meinung, dass es eher sinnvoll sei, Textdaten aus sozialen Medien bei Bonitätsprüfungen von kleineren Betrieben zu berücksichtigen, da Aussagen z. B. von Mitarbeitern oder Kunden mehr Informationsgehalt hinsichtlich der finanziellen Stabilität des Unternehmens haben als z. B. von Kunden, die sich negativ über Großunternehmen äußern (Tabelle 6-16). Da es immer negative Meinungen von Angestellten oder Kunden in Bezug auf Großunternehmen gebe und Unzufriedenheit eher kommuniziert werden werde, hätten diese Aussagen insbesondere bei Großunternehmen weniger Bedeutung. Sofern auch die Kommunikation in sozialen Medien hinsichtlich kleiner Unternehmen beobachtet werden soll, ist daher besonders wichtig, dass die Verfahren zur Datenbeschaffung umfangreich sind, um relevante Informationen identifizieren zu können. Eine Einbindung weiterer sozialer Medien oder Datenlieferanten in den Prototyp ist daher unverzichtbar. Während der Datenauswertung nach Mayring (2015) waren sich die beteiligten Wissenschaftler uneinig, ob dieser Aspekt als Herausforderung oder Einschränkung zu klassifizieren ist, da Experte/in 1(1) die Einschränkung vornahm, dass Textdaten aus sozialen Medien für Bonitätsprüfungen von kleinen Unternehmen ungeeignet seien. Da im Vordergrund aber die Herausforderung stand, auch für kleine Unternehmen durch Einbindung weiterer Datenquellen relevante Informationen zu identifizieren, einigten sich die Wissenschaftler darauf, diese Textpassage als Herausforderung zu betrachten.

Dieses Werk ist copyrightgeschützt und darf in keiner Form vervielfältigt werden noch an Dritte weitergegeben werden.
Es gilt nur für den persönlichen Gebrauch.

Neben der Einbindung weiterer Datenquellen ist auch die Kalibrierung der Suchbegriffe eine genannte Herausforderung. Experte/in Nummer 4 äußerte im Rahmen der beiden in Tabelle 6-16 zitierten Aussagen, dass in diesem Zusammenhang ein hoher Personalaufwand zu erwarten sei. Diesbezüglich ist zu klären, ob Kreditentscheider die Suchen selber definieren oder ob dies von einem externen Dienstleister, z. B. anhand von Kundenstammdaten, vorgenommen wird. Weiterhin seien auch die bereits als negativ klassifizierten Daten aufgrund ihrer großen Anzahl nur schwer personell zu verarbeiten. Daten mit negativer Stimmung, die keine Relevanz für die Bonitätsprüfung haben, seien herauszufiltern. Hieraus ergibt sich die Anforderung, die Modelle zur Textklassifikation zu verbessern, sodass z. B. Beschwerden von Kunden mit Bezug zu Großunternehmen einem Kreditentscheider nicht präsentiert werden, da diese wenig Einfluss auf seine Entscheidung haben werden. Diese Einschätzung wurde von den Experten 1(2), 3(1) und 10 unterstützt (Tabelle 6-16). Insbesondere Experte/in Nummer 4 hob in der ersten Aussage neben dem hohen zu erwartenden Personalaufwand bei der Kalibrierung der Suchbegriffe sowie der Erstellung von Bewertungsmodellen basierend auf Trainingsdaten hervor, dass auch der technische Aufwand der Durchführung hoch sei. Hierunter sind Anforderungen an die Hardware sowie an Angestellte, welche die technischen Fähigkeiten besitzen, solche Analysen durchzuführen, zusammengefasst. Eine Bereitstellung dieser Ressourcen wird zusätzliche Kosten verursachen. Experte/in Nummer 11 äußerte, dass er/sie diesbezüglich auf die Dienstleistung eines externen Anbieters zugreifen würde (Tabelle 6-16). Experte/in Nummer 13(2) hält Beratungsleistungen am Anfang ebenfalls für notwendig, erwartet aber, dass das Expertenwissen sukzessive in das eigene Unternehmen übergeht, sodass z. B. Suchbegriffe mittelfristig auch von eigenen Mitarbeitern kalibriert werden können (Tabelle 6-16). Experte/in 13(1) geht zudem davon aus, dass Textdaten aus sozialen Medien zuerst für größere Engagements mit hohen Ausfallrisiken herangezogen werden. Nach einer Einarbeitungszeit kann die Analyse dann auf weitere Unternehmen ausgeweitet werden (Tabelle 6-16).

Viel diskutiert wurde auch die Authentizität der Daten. Experte/in 3 zweifelte in seiner zweiten in Tabelle 6-16 zitierten Aussage daran, dass sich anhand der Textdaten aus sozialen Medien Kreditentscheidungen beeinflussen lassen, da die Informationen wenig verlässlich seien. Der sechste Experte gab ebenfalls zu bedenken, dass sich Falschinformationen in sozialen Medien ohne großen Aufwand verbreiten lassen (Tabelle 6-16). Hieraus ergibt sich die Anforderung, Funktionen zur Überprüfung der Authentizität in den Prototyp einzuarbeiten. Experte Nummer 8 formulierte diesbezüglich klare Funktionsanforderungen, welche bereits im vorangegangenen Kapitel 6.5.2.2.2 diskutiert wurden (Tabelle 6-15). So ist das Einsehen des Originaldokuments, der im Dokument angegebenen Quellen sowie des Autorenprofils zu ermöglichen, um die Authentizität der Daten prüfen zu können.

Eine weitere von den Experten genannte Herausforderung ist die Integration der aus den Textdaten extrahierten Hinweise bezüglich der finanziellen Stabilität von Unternehmen in bestehende Bonitätsprüfungsprozesse. Nach Meinung von Experte/in 9 ist dies nur mit Hilfe eines Feldversuchs zu beantworten (Tabelle 6-16). Hierzu müsste Kreditentscheidern ein Modul für die Bonitätsprüfung von Unternehmen basierend auf Textdaten aus sozialen Medien in einem von ihnen genutzten Entscheidungsunterstützungssystem bereitgestellt werden. Dann ließe sich evaluieren, inwiefern diese die Daten sichten und in ihren Entscheidungen berücksichtigen. Experte/in 4 gab an, dass außerdem zu klären ist, ob jedes Unternehmen ein solches System selbstständig betreibt oder ob ein Dienstleister dieses anbietet.

Dieses Werk ist copyrightgeschützt und darf in keiner Form vervielfältigt werden noch an Dritte weitergegeben werden.
Es gilt nur für den persönlichen Gebrauch.

Sofern ein Dienstleister den Betrieb übernimmt, würde neben der Implementierung insbesondere der Aufwand zum Erstellen von Bewertungsmodellen basierend auf Trainingsdaten verringert werden, da der Dienstleister die Modelle vielen Kunden zur Verfügung stellen kann. Dies reduziert die Kosten. Außerdem müsste nicht jedes anwendende Unternehmen Angestellte mit dem notwendigen technischen Wissen zum Betrieb, zur Wartung und zur Weiterentwicklung der Software vorhalten.

Experte/in	Aussage
1(1)	„Ich denke mal, es wird wohl so für so ganz kleine Firmen schwierig sein, weil man da auch nicht viel findet.“
1(2)	„Was ich jetzt hier in dem Beispiel bisschen mal eine Frage zu habe, ich mein, da haben wir ja jetzt diese Grafik, da alle im negativen Bereich und wir haben fast 7000 Einträge und auch wenn ich uns jetzt mal auf den niedrigsten Punkt gehe, warn da trotzdem immer noch 112 Einträge. Wie kann ich denn da jetzt wirklich relativ schnell rausfinden, ist da jetzt wirklich was für mich relevantes bei oder sind das jetzt lauter so Einträge, wo gesagt wird, der hat aber ein Paket nicht gebracht?“
3(1)	„Also von daher würde ich das tendenziell eher so im kleineren bei GmbHs oder kleineren Betrieben sehn, weil da sind die Mitarbeiter, da darf man den Grad der Frustration der Mitarbeiter dann auch durchaus nicht unterschätzen oder muss der, muss dieser Information dann auch mehr Wert zuschreiben als jetzt irgendeiner, der jetzt bei DHL „öh“ sagt, boah ich hab heute mein Weihnachtsgeld gekriegt, das war zu wenig oder sonst irgendetwas und da generell frustriert ist, ne.“
3(2)	„Also ich geb halt nur zu bedenken, dass man muss natürlich man soll immer vorsichtig sein mit den Geistern, die man da ruft, weil dann sitz ich da und sitz auf einem mega Exposure, was im Zweifelsfall, wo auch eine Menge Kohle dranhängt und ich muss halt dann quasi in dem Moment die Entscheidung treffen, möchte ich da aus so einem Engagement aussteigen, Klammer auf, eventuell vielleicht sogar eine Insolvenz mit verursachen oder mit anstiften und damit mir selber den Schaden provozieren. Ist das so reliable also verlässliche Information, dass ich so eine krasse Aktion da haben kann, ja oder nein?“
4(1)	„In dem Zusammenhang hätte ich vielleicht noch eine Frage. Sie haben gerade angesprochen, wie aufwendig das ist das überhaupt als Job laufen zu lassen. Mit den möglichen Erkenntnissen stelle ich mir das schwierig vor, sowas permanent für eine, für eine größere Anzahl Unternehmen überhaupt durchzuführen. Zumal ja noch dazukommt, man muss ja individuell die Suchbegriffe definieren. Also ich stelle es mir schwierig vor für kleinere Unternehmen, die geeigneten Suchbegriffe vielleicht auch im Vorfeld zu haben, um hinterher die richtigen Treffer zu kriegen. Ja, also ich stell mir den Aufwand im Vorfeld halt relativ hoch vor plus der technische Aufwand der Durchführung.“
4(2)	„Die riesen Herausforderung wird sein, das Ganze auszuwerten und das ist natürlich die Frage, werte ich das selbst, also jeder für sich selbst aus oder gibt es einen Dienstleister, der das ganze sammelt und dann werden dieselben, ganz normalen Fragen kommen, wie identifiziert man DHL oder auch andere und so weiter und das sind dann sehr schnell in so einem Auskunftei-Thema. Und, und das ist also wir sind die ersten Feldversuche im Bereich Kreditprüfung, ich hab sowas ähnliches schon mal gesehen von einem kommerziellen Unternehmen, wo viel, viel Geld dahintersteckt, mal gucken, was die rauskriegen oder wer schneller ist.“
6	„Also der Punkt, auf den ich hinaus will ist, das sind ja keine ich sage mal vom Wirtschaftsprüfer testierten Daten. Also die Manipulationsfähigkeit ist ja praktisch unendlich also ich kann ja vier Mitarbeiter hinsetzen, die jeden Tag 25 positive Tweets aufsetzen oder negative also ich kann auch über meine Konkurrenz ständig negative Sachen twittern und dann kriege ich den ruck-zuck auf einen Score von - 1,5. Also das Problem ist, ich habe hier also ich halte Twitter für keine verlässliche Datenquelle.“
9	„Ich denke, es wär dann wirklich in der Praxis die Frage zum einen, wo kann man das wirklich konkret verwenden aufgrund der Datenmenge, aufgrund der Zeiträume, mit denen wir arbeiten und wie wirken sich die Dinge, die wir jetzt da grad angesprochen haben irgendwie aus, aber ich denke das wär dann wirklich eine Frage für, für einen Feldversuch.“
10	„Ich denke aber, das A und O liegt a) in der Qualitätssicherung, b) natürlich das, darum, dass man wirklich nur die Informationen auffängt oder filtert oder übermittelt an den Kreditprüfer, die wirklich signifikant sind. Also da wirklich nochmal schärfer das einstellen kann und sagen kann, das ist jetzt wirklich brisant, das leite ich weiter. Und das hat dann auch einen gewissen aha-Effekt oder eine gewisse Bedeutung für das gesamte Exposure oder Engagement bei so einem Kunden.“
11	„Also ich glaube, ich würde eher oder am liebsten auf eine Dienstleistung eines Externen zugreifen, weil ich glaube, dass da jede Menge Arbeit hinter liegt, jede Menge Daten, viel, was man auch ausprobieren muss und auch diese Datenmengen. Und ich glaube, dass man das im eigenen Unternehmen häufig gar nicht leisten kann. Erstmal an die Daten ranzukommen, das dann zu bewerten, die automatischen Verfahren, die dahinter liegen.“
13(1)	„Ich hatte ja schon gesagt, dass wir weit über 100.000 Kunden haben, dass man das nicht in aller Breite machen kann, sondern da sollte man sich mit den risikoreichen, größeren Engagements erstmal priorisieren und dann kann man das entsprechend weiter runter brechen, das hängt auch von der Geschwindigkeit des Systems ab.“
13(2)	„Ich glaube, für den Anfang ist da schon irgendwie eine Beratungstätigkeit notwendig. Ich könnte mir aber auch vorstellen, dass die Expertise dann so sukzessive auch ins Unternehmen selber übernommen werden kann, wenn das Ganze in einer Form auch vom System her so dargestellt wird, dass es nicht zu erklärungsbedürftig ist, dann könnte man ja selber auch die Begriffe irgendwo bestimmen, aber es erfordert natürlich ein gewisses Expertenwissen im Unternehmen. Aber am Anfang ist es, denke ich, eher eine Beratungsleistung.“

Tabelle 6-16: Herausforderungen, von Experten genannt

Dieses Werk ist copyrightgeschützt und darf in keiner Form vervielfältigt werden noch an Dritte weitergegeben werden.
Es gilt nur für den persönlichen Gebrauch.

6.5.2.2.4 Einschränkungen

Die Experten benannten zudem Anwendungsfälle, in welchen sie die Verwendung von Textdaten aus sozialen Medien und damit den Einsatz des vorgestellten Prototyps nicht für sinnvoll erachten. Experte/in 3(1) merkte z. B. an, dass ausreichend Informationen zu börsennotierten Unternehmen bereits der Presse und damit den traditionellen Medien oder Unternehmensauftritten im Internet zu entnehmen sind (Tabelle 6-17). Es wird deutlich, dass die Meinungen der Experten diesbezüglich auseinander gehen, wenn man die Aussage von Experte/in 5 in Tabelle 6-14 betrachtet. Diese/r findet es interessant, die Textdaten aus sozialen Medien insbesondere in Zusammenhang mit Großunternehmen zu beobachten, da neue Datenquellen ausgewertet werden können und die Analyse der Textdaten im Gegensatz zum bisherigen Auswertungsverfahren von traditionellen Medien nicht manuell, sondern mit Hilfe einer automatisierten Vorauswahl erfolgen kann. Es ist demzufolge festzulegen, die Bonität welcher Gruppen von Unternehmen ein Anwender zusätzlich mit Hilfe der Textdaten aus sozialen Medien bewerten möchte. Je nach anwendendem Unternehmen kann die Entscheidung unterschiedlich ausfallen, was anhand der konträren Expertenmeinungen deutlich wird.

Experte/in 3 gibt außerdem in der zweiten in Tabelle 6-17 zitierten Aussage an, dass der Nutzen der neuen Informationen für den Kautionsbereich eingeschränkt sei. Dies begründete er mit Vertragslaufzeiten von zum Teil mehreren Jahren. Da in dem der Diskussion vorangegangenen Vortrag Fallbeispiele vorgestellt wurden, in welchen Daten in dem Jahr vor Unternehmensinsolvenzen analysiert wurden und bonitätsrelevante Informationen zum Teil wenige Wochen vor der Insolvenz identifiziert werden konnten, kann in diesen Beispielen bei sehr langen Vertragslaufzeiten nicht mehr reagiert werden. Auch Experte/in 4 sagte daher aus, dass Hinweise in Textdaten aus sozialen Medien für Kreditversicherungen aufgrund der Zahlungsziele zu spät vorliegen könnten (Tabelle 6-17). Die Möglichkeit, vorhandene Risiken zu reduzieren, sofern neue Hinweise auf die finanzielle Stabilität eines relevanten Unternehmens in Textdaten aus sozialen Medien identifiziert werden konnten, ist nachvollziehbarer Weise eingeschränkt, sofern der Vertrag bereits abgeschlossen ist. Insbesondere bei Bestandskunden, mit welchen regelmäßig neue Verträge geschlossen werden und die einem kontinuierlichen Monitoring unterliegen, können die Daten aber wertvolle Hinweise liefern. So können z. B. die Vertragskonditionen für zukünftige Verträge angepasst werden.

Experte/in	Aussage
3(1)	„Als wenn wir uns jetzt quasi über die börsenorientierten Unternehmen unterhalten, weil über die lesen wir sowieso schon genug in der Presse oder auf der Website etc.“
3(2)	„Ich sag nur generell, die Werthaltigkeit für den Kautionsbereich ist halt übersichtlich an der Stelle.“
4	„Das ist ja in der Kreditversicherung nicht anders, weil wir haben ja circa einen Vorlauf von fünf Wochen oder so. Sie wissen, wie lang die Zahlungsziele typischerweise sind. Wesentlich kommen wir da von ihrem Alpine Exposure in der BKV auch nicht runter.“

Tabelle 6-17: Einschränkungen, von Experten genannt

6.5.2.2.5 Zusammenfassung

Nachdem die zehn Experten/innen im 45-minütigen Workshop sowie die drei weiteren Interviewpartner/innen ihre Einschätzungen zum grundsätzlichen Nutzenpotential von Textdaten aus sozialen Medien für Bonitätsprüfungen von Unternehmen geäußert hatten, die ausnahmslos positiv ausfie-

Dieses Werk ist copyrightgeschützt und darf in keiner Form vervielfältigt werden noch an Dritte weitergegeben werden.
Es gilt nur für den persönlichen Gebrauch.

len, können aus den anschließenden Diskussionen neue Anforderungen an den Prototyp identifiziert werden. Die neuen Anforderungen wurden von den Experten/innen zum Teil konkret benannt (Kapitel 6.5.2.2.2). Weiterhin lassen sich aus Herausforderungen, die im Rahmen der Diskussion identifiziert werden konnten, Anforderungen ableiten (Kapitel 6.5.2.2.3). Einige Experten sehen die Verwendung von Textdaten aus sozialen Medien für Bonitätsprüfungen in manchen Anwendungsfällen zudem kritisch (Kapitel 6.5.2.2.4). In Tabelle 6-18 sind die zusätzlichen Anforderungen, die sich aufgrund des Expertenworkshops ergeben haben, zusammengefasst. In der ersten Spalte der Tabelle ist hierbei die Ebene des Prototyps analog zu den drei Ebenen Benutzungsoberfläche, Anwendungsebene und Datenbankebene, für welche die Konzeption in Kapitel 6.3 vorgenommen wurde, aufgelistet. In der zweiten Spalte sind die Anforderungen den Ebenen zugeordnet.

Auf der Benutzungsoberfläche muss demnach eine Funktion, z. B. ein Kartendienst, bereitgestellt werden, anhand derer Kreditentscheider den geographischen Ursprung der Textbeiträge einsehen können. Außerdem soll es möglich sein, ausschließlich Tweets aus einem zu definierenden geographischen Raum, z. B. einem bestimmten Umkreis um den Standort des Unternehmens, zu berücksichtigen. Diese Karte könnte z. B. in der Detailansicht unterhalb der Tabelle mit den Textbeiträgen eingefügt werden (Abbildung 6-7). Des Weiteren soll auf das Originaldokument, Quellen sowie das Autorenprofil mit Hilfe von Links zugegriffen werden können, damit der Kreditentscheider die Möglichkeit hat, die Authentizität der Daten zu evaluieren. Links zum Originaldokument sowie zum Autorenprofil könnten in weiteren Spalten der Tabelle mit den Texteinträgen ebenfalls in der Detailansicht eines Unternehmens bereitgestellt werden. Links zu Quellen, die im Textdokument angegeben sind, könnten mit Hilfe von Parsern erkannt und in der Tabelle der Detailansicht als Hyperlinks dargestellt werden. Weiterhin soll neben dem Textbeitrag in der Tabelle angegeben werden, aus welchem sozialen Medium dieser stammt. Eine Übersicht, in welcher angegeben ist, wie viele Textdaten aus den verschiedenen Datenquellen stammen, ist ebenfalls einzufügen. Um die Berechnungsmethode der Graphen, in welchem der Verlauf der Stimmungsindikatoren präsentiert wird, zu ändern, sollten dem Kreditentscheider in der Detailansicht, z. B. in einer Menüleiste über dem Graphen, verschiedene Auswahloptionen zur Verfügung gestellt werden. Denkbar sind Druckknöpfe, in denen die Daten z. B. auf täglicher, wöchentlicher oder monatlicher Basis aggregiert werden. Weitere Alternativen sind das Zusammenfassen einer vom Kreditentscheider zu bestimmenden Anzahl von Tweets zu einem Datenpunkt oder die gegenwärtig implementierte dynamische Berechnung anhand der Bildschirmgröße. Das Dropdownmenü beim Anlegen von Suchen (Abbildung 6-5), in welchem soziale Medien, die bei der Suche berücksichtigt werden sollen, ausgewählt werden, müsste um zusätzliche Datenquellen erweitert werden. Außerdem erscheint es sinnvoll, hier eine Option einzufügen, mittels derer alle verfügbaren Quellen markiert werden. Beim Anlegen von Suchen (Abbildung 6-5) bzw. in der Detailansicht (Abbildung 6-7) sollten Kreditentscheider außerdem die Möglichkeit haben, Regeln zu definieren, bei denen sie automatisch, z. B. per E-Mail, benachrichtigt werden, sofern die Stimmungsindikatoren bestimmte Muster aufweisen. Denkbar ist beispielsweise, über ein Menü festzulegen, dass beim Unterschreiten welcher Stimmungspolarität über einen bestimmten Zeitraum eine Benachrichtigung erfolgt.

Auf Anwendungsebene sind Funktionen für die auf der Benutzungsoberfläche ergänzten Elemente zu implementieren. Dies umfasst die Regeln zur automatischen Benachrichtigung, das automatische

Dieses Werk ist copyrightgeschützt und darf in keiner Form vervielfältigt werden noch an Dritte weitergegeben werden.
Es gilt nur für den persönlichen Gebrauch.

Erkennen und Umwandeln von Quellenangaben in Hyperlinks, verschiedene Verfahren zur Berechnung des Graphen mit dem Stimmungsverlauf sowie weitere Datenquellen, z. B. über implementierte Schnittstellen. Außerdem sollte der Datenzugriff auf historische Textdaten in weiter zurückliegenden Zeiträumen ausgeweitet werden, damit die neue Informationsquelle auch bei Neukundenprüfungen herangezogen werden kann. Um diese Beschränkung der Twitterschnittstelle zu umgehen, müsste die kostenpflichtige Version der Schnittstelle eingebunden werden.

Auf Datenbankebene müsste der Entität Textbeitrag ein neues Attribut hinzugefügt werden, welches in der Datenbank durch ein zusätzliches Feld repräsentiert würde, um die Geodaten für jeden Textbeitrag abspeichern zu können. Weiterhin müssten derselben Entität neue Attribute/Felder hinzugefügt werden, um den Link zum Originalbeitrag sowie zum Autorenprofil in der Datenbank hinterlegen zu können. Ein weiteres Feld in der Datenbank ist notwendig, um für einen Textbeitrag hinterlegen zu können, aus welcher Datenquelle dieser stammt.

Komponente	Anforderung
Benutzungsoberfläche	• Einbinden von Kartendienst, z. B. Google Maps, um geographischen Ursprung von Tweets darstellen und eingrenzen zu können • Zugriff auf das Originaldokument, Quellen sowie das Autorenprofil mit Hilfe von Links bereitstellen, um Authentizität der Daten prüfen zu können • Angabe, aus welcher Datenquelle ein Beitrag kommt sowie Übersicht über Anzahl der Beiträge aus den Datenquellen • Auswahlfelder, um Berechnungsmethode des Graphen mit dem Stimmungsverlauf ändern zu können • Dropdownmenü zur Auswahl der sozialen Medien, die für Suchen verwendet werden, um weitere Datenquellen ergänzen • Auswahlmenü für Regeln zur automatischen Benachrichtigung bei Trendänderungen einfügen
Anwendungsebene	• Bei Trendänderungen, die z. B. durch das Unterschreiten eines Schwellenwertes des Stimmungsindikators über einen bestimmten Zeitraum definiert werden, automatisch Benachrichtigung(en), z. B. E-Mails, versenden • Datenzugriff mit Hilfe kostenpflichtiger Twitterschnittstelle auf historische Textdaten ausweiten, um Instrument auch bei Neukundenprüfungen einsetzen zu können • Links/Quellenverweise in Textdokumenten automatisch mit Hilfe von Parsern erkennen und in Hyperlink umwandeln, sodass ein direkter Zugriff über die Benutzungsoberfläche erfolgen kann • Verschiedene mathematische Verfahren hinterlegen, um den Graph mit dem Stimmungsverlauf zu berechnen • (Schnittstellen-)Zugriffe für weitere Datenquellen implementieren
Datenbankebene	• Bei der Entität Textbeitrag neues Attribut/Feld hinzufügen, um Geodaten zu speichern • Bei der Entität Textbeitrag neue Attribute/Felder für die Links zum Originalbeitrag sowie zum Autorenprofil hinzufügen, um Zugriff auf diese über die Benutzungsoberfläche zu ermöglichen • Bei der Entität Textbeitrag neues Attribut/Feld hinzufügen, um die Datenquelle zu speichern

Tabelle 6-18: Zusätzliche Anforderungen, aufgrund Expertenworkshops identifizierbar

6.6 Leitfaden zur Gestaltung einer Instanz eines Entscheidungsunterstützungssystems für die Bonitätsprüfung von Unternehmen basierend auf Textdaten aus sozialen Medien

Um einen Leitfaden bereitzustellen, in welchem Gestaltungsprinzipien dokumentiert sind, nach denen eine Instanz eines Entscheidungsunterstützungssystems für die Bonitätsprüfung von Unternehmen basierend auf Textdaten aus sozialen Medien zu kreieren ist, werden die Erkenntnisse, die im Rahmen des Prototyping gewonnen wurden, zusammengefasst. Die Instanz eines solchen Systems kann anschließend als ein zusätzliches Modul in bestehende Entscheidungsunterstützungssysteme für die Bonitätsprüfung von Unternehmen eingebunden werden. Die Architektur, welche einem solchen Sys-

Dieses Werk ist copyrightgeschützt und darf in keiner Form vervielfältigt werden noch an Dritte weitergegeben werden.
Es gilt nur für den persönlichen Gebrauch.

tem nach den gewonnenen Erkenntnissen zugrunde liegen sollte, ist in Abbildung 6-15 graphisch veranschaulicht. Diese orientiert sich an dem grundlegenden von Power (2002, S. 17) vorgestellten und in Kapitel 2.1.2 erläuterten Aufbau eines Entscheidungsunterstützungssystems und umfasst eine Datenbankkomponente, eine Modellkomponente, eine Kommunikationskomponente sowie eine Benutzungsschnittstelle. Außerdem sind die externen Datenquellen angegeben. Der Nutzer bedient das System über die Benutzungsschnittstelle.

Im unteren Teil von Abbildung 6-15 ist der Nutzer außerhalb der Software eingezeichnet. Der Zugriff auf die Benutzungsschnittstelle, welche eine Webseite ist, erfolgt über einen Browser (Kapitel 6.3). Die Webseite muss aufgrund der in den Kapitel 6.2 bis 6.5.2.2.5 gewonnenen Erkenntnisse einen Navigationsbereich besitzen, den ein auf der Startseite angezeigtes Dashboard umgibt und in jeder Ansicht des Entscheidungsunterstützungssystems verfügbar ist. Auf dem Dashboard sind alle Unternehmen, die einem kontinuierlichen Monitoring unterliegen, aufgelistet. Außerdem könnten hier optional die neuesten negativen Textbeiträge angezeigt werden, sodass Kreditentscheidern neue Entwicklungen direkt präsentiert werden (Kapitel 6.3.1.1). Weiterhin muss es möglich sein, über die Benutzungsschnittstelle Suchen mit Bezug zu Unternehmen zu konfigurieren und zu löschen (Kapitel 6.3.1.2). Die Verwaltung von Bewertungsmodellen, die auf manuell klassifizierten Textdaten basieren, muss ebenfalls möglich sein (Kapitel 6.3.1.3). Für jede Suche existiert zudem eine Einzel- oder Detailansicht, in welcher die Ergebnisse der Textdatenanalyse einsehbar sind (Kapitel 6.3.1.1). Diese Detailansicht besteht mindestens aus Metadaten, in welchen auch angegeben ist, aus welchen Datenquellen wie viele Textbeiträge stammen, einer graphischen Darstellung von numerischen Stimmungsindikatoren im Zeitverlauf und einer tabellarischen Darstellung der Textdaten mitsamt dem Link zum Originaldokument sowie zum Autorenprofil und einer Information zur Datenquelle, um die Authentizität der Daten prüfen zu können (Kapitel 6.3.1.2, 6.5.2.2). Funktionen, um die Berechnungsmethode zu ändern, mit Hilfe derer der Graph gezeichnet wird, sind ebenfalls erforderlich (Kapitel 6.5.2.2). Der Textinhalt, welcher in der Tabelle dargestellt ist, wird zudem geparst, um Links zu identifizieren, welche dem Nutzer als Hyperlink präsentiert werden (Kapitel 6.5.2.2). Dieser kann die Links direkt aus dem Anwendungssystem heraus aufrufen, um z. B. im Textbeitrag angegebene Quellen zu begutachten. Eine Kartenansicht, auf welcher die geographischen Ursprungsorte der Textdaten angezeigt werden, kann ebenfalls eingebunden werden. Dies wurde im Rahmen der Evaluationsstudie aber nur von einem/r Experten/in gewünscht (Kapitel 6.5.2.2). Außerdem sind Such- und Filterfunktionen zu implementieren, sodass sich ein Kreditentscheider z. B. ausschließlich negative Textbeiträge in einem bestimmten Zeitraum anzeigen lassen kann (Kapitel 6.3.1.2). Der Nutzer muss zudem die Möglichkeit haben, Regeln zu definieren, in welchen festgelegt ist, dass er bei bestimmten Ereignissen, wie z. B. dem Unterschreiten eines Stimmungsscores über einen festgelegten Zeitraum, automatisch, z. B. per E-Mail, informiert wird (Kapitel 6.5.2.2). Eine Exportfunktion, um die Daten in anderen Anwendungsprogrammen weiterverarbeiten zu können, sowie eine Hilfefunktion, die Hinweise zur Benutzung der Software enthält, sind ebenfalls erforderlich (Kapitel 6.3.1.1, 6.3.1.2). Des Weiteren ist ein Berechtigungskonzept unabdingbar, in welchem definiert ist, welcher Nutzer bestimmte Funktionen ausführen darf. Denkbar ist z. B., dass das Anlegen von Suchen von einem Dienstleister vorgenommen wird, welcher zu beobachtende Unternehmen aus den Kundenstammdaten des anwendenden Unternehmens ableitet. Die Erstellung von Bewertungsmodel-

Dieses Werk ist copyrightgeschützt und darf in keiner Form vervielfältigt werden noch an Dritte weitergegeben werden.
Es gilt nur für den persönlichen Gebrauch.

len, um geeignete Trainingsdatensätze zu gestalten, sollte laut den Expertenaussagen ebenfalls nicht jedem Nutzer möglich sein, sondern ausschließlich Fachkräften (Kapitel 6.5.2.2).

Die über die Benutzungsschnittstelle eingegebenen Befehle werden an die Kommunikationskomponente weitergegeben. Die Kommunikationskomponente meldet Ergebnisse, die aufgrund der Verarbeitung der Nutzungsbefehle erzeugt werden, an die Benutzungsschnittstelle zurück (Power 2002, S. 17). Dies ist in Abbildung 6-15 durch den beidseitigen Pfeil zwischen Kommunikationskomponente und Benutzungsschnittstelle repräsentiert. Die Kommunikationskomponente leitet die Suchanfragen, die über die Benutzungsschnittstelle definiert werden, an die Schnittstellen der externen Datenlieferanten weiter bzw. generiert die notwendigen Datenbankabfragen und führt diese aus. Sie gewährleistet zudem, dass die definierten Suchen kontinuierlich gemäß dem Prozess in Abbildung 6-10 durchgeführt werden, auch wenn kein Nutzer mit dem System interagiert. Externe Datenlieferanten können z. B. Betreiber von sozialen Medien oder Drittanbieter, die Daten aus verschiedenen Quellen aggregieren, sein. Interne Datenquellen, wie in Abbildung 2-1 dargestellt liegen nicht vor, da das Entscheidungsunterstützungssystem ausschließlich Textdaten aus sozialen Medien verarbeitet, die beschafft werden müssen. Es ist weiterhin darauf zu achten, dass die in den Suchstrings enthaltenen Sonderzeichen korrekt übermittelt und von den Schnittstellen verarbeitet werden können, was in den technischen Tests zu Fehlern führte (Kapitel 6.5.1.2). Im Gegensatz zur Abbildung 2-1 nach Power (2002, S. 17) ist von den externen Datenquellen in Abbildung 6-15 kein Pfeil zu der systeminternen Datenbank eingezeichnet, da die Daten vor dem Speichern in der Datenbankkomponente des Entscheidungsunterstützungssystems von der Kommunikationskomponente weiter verarbeitet werden. Die Weiterverarbeitung umfasst z. B. das Identifizieren von Hyperlinks, das Filtern der relevanten Attribute und das Weiterleiten der von den externen Quellen übermittelten Daten an die Modellkomponente (Kapitel 6.3.2, 6.5.2.2). In der Modellkomponente sind die Regeln zur automatisierten Stimmungsklassifikation mit Hilfe von Techniken zur Merkmalsextraktion, Dimensionsreduktion, Merkmalsrepräsentation sowie einem maschinellen Lernalgorithmus hinterlegt (Kapitel 6.3.2). Alternativ können auch Stimmungswörterbücher in die Modellkomponente eingebunden werden. Diese erzielten in den durchgeführten Tests jedoch schlechtere Ergebnisse, sodass deren Einsatz nur ratsam ist, wenn das technische Wissen für die Anwendung von maschinellen Lernalgorithmen nicht vorhanden ist (Kapitel 5). Sofern die Modellkomponente die Datenanalyse abgeschlossen hat, wird das Ergebnis an die Kommunikationskomponente zurückgemeldet, welche die Einträge in der Datenbank speichert. Im Prototyp wurde eine mySQL Datenbank verwendet. Die Einbindung anderer Datenbanken, um weitere Varianten des Prototyps, z. B. für professionelle Zwecke, zu entwickeln, ist ebenfalls möglich.

Die Datenbank ist hierbei analog zum Entity-Relationship-Modell in Abbildung 6-11, ergänzt um Attribute für Geodaten, die Datenquelle sowie Links zum Originalbeitrag und Autorenprofil bei der Entität Textbeitrag, aufzubauen (Kapitel 6.3.3, 6.5.2.2). Im Rahmen der Evaluation wurde festgestellt, dass die Abstimmung zwischen der Datenbeschaffung über externe Datenanbieter, der Datenanalyse mit Hilfe der Modellkomponente und dem Speichern der Daten in der Datenbankkomponente eine große Herausforderung darstellt. Insbesondere da die Datenanalyse, welche von der Modellkomponente vorgenommen wird, ressourcenintensiver ist und damit mehr Zeit beansprucht als die Datenbeschaffung,

Dieses Werk ist copyrightgeschützt und darf in keiner Form vervielfältigt werden noch an Dritte weitergegeben werden.
Es gilt nur für den persönlichen Gebrauch.

kann es zu Konflikten kommen. Diese können z. B. durch das Zwischenspeichern oder Puffern der von externen Lieferanten bezogenen Daten gelöst werden (Kapitel 6.5.1.2).

Weiterhin ist die Portierbarkeit auf verschiedene Systemumgebungen und die Modularität der einzelnen Komponenten sicherzustellen, sodass z. B. die Techniken zur automatisierten Textdatenanalyse in der Modellkomponente ausgetauscht werden können (Kapitel 6.2.2.3). Außerdem ist eine hohe Performance des Systems mit Hilfe einer sauberen Abstimmung insbesondere zwischen Datenbeschaffung und Analyse, welche über die Kommunikationskomponente gesteuert werden, zu gewährleisten. Die hohe Performance muss zudem durch die Ausstattung des Servers, auf welchem das System betrieben wird, mit angemessenen Hardwarekomponenten sichergestellt werden (Kapitel 6.5.1.2).

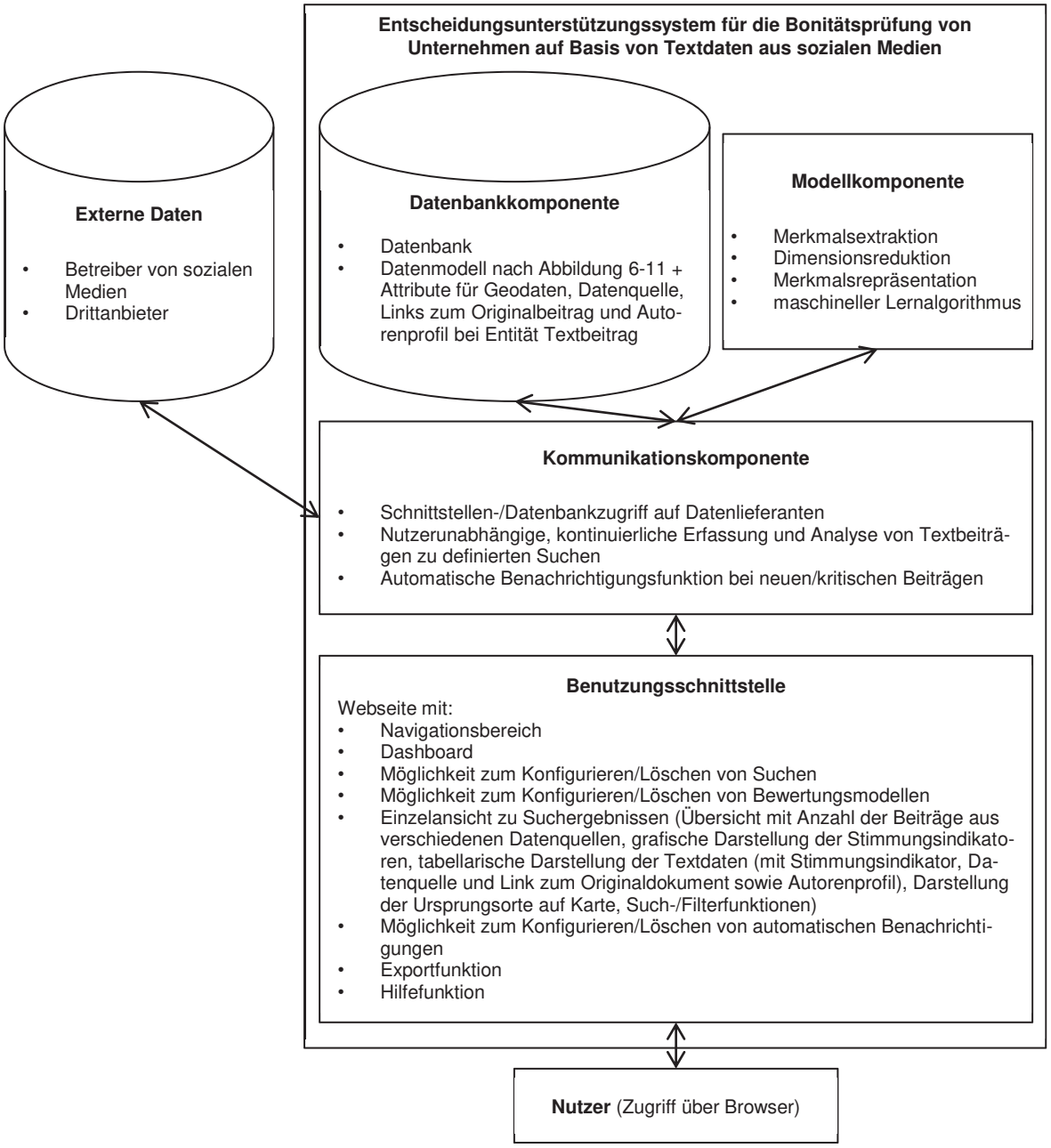

Abbildung 6-15: Architektur der Instanz eines Entscheidungsunterstützungssystems für die Bonitätsprüfung von Unternehmen auf Basis von Textdaten aus sozialen Medien

Dieses Werk ist copyrightgeschützt und darf in keiner Form vervielfältigt werden noch an Dritte weitergegeben werden.
Es gilt nur für den persönlichen Gebrauch.

Dieses Werk ist copyrightgeschützt und darf in keiner Form vervielfältigt werden noch an Dritte weitergegeben werden.
Es gilt nur für den persönlichen Gebrauch.

7 Fazit und Ausblick

Im Folgenden werden zunächst die zentralen Ergebnisse der Arbeit mit Bezug auf die anfangs herausgearbeiteten Forschungsfragen in Kapitel 7.1 zusammengefasst. Anschließend werden Implikationen der Ergebnisse für Wissenschaft und Praxis aufgezeigt (Kapitel 7.2). In Kapitel 7.3 folgt eine Diskussion der Limitationen, welche die Verallgemeinerbarkeit der Ergebnisse einschränken, sowie ein Ausblick auf weitere Forschung, die notwendig ist, um Forschungslücken, die aufgrund der Limitationen bestehen, zu schließen.

7.1 Zentrale Ergebnisse der Arbeit

Um den Stand der Forschung für die Bonitätsprüfung auf Basis von Daten aus sozialen Medien, wie in der ersten Forschungsfrage gefordert, aufzuarbeiten, wurde ein Literaturreview durchgeführt (Kapitel 3.1). Die Aufarbeitung des aktuellen Praxisstands erfolgte in Form einer Marktanalyse, im Rahmen derer auch das disruptive Potential von neu gegründeten Unternehmen im Kreditgeschäft mit Hilfe der von Keller/Hüsing (2009) vorgestellten Methodik analysiert wurde. Diese auch Fintechs genannten Unternehmen versuchen, den etablierten Akteuren mit Hilfe schlanker Prozesse und einer hohen Kundenorientierung Marktanteile abzuwerben. (Kapitel 3.2).

Forschungsfrage 1: Wie sind der aktuelle Forschungsstand und der Stand der Praxis für die Bonitätsprüfung auf Basis von Daten aus sozialen Medien zu systematisieren?

Die Ergebnisse des Literaturreviews zeigen, dass Beziehungen in sozialen Netzwerken ein Indikator für die Bonität von Privatpersonen sein können. Der Mehrwert von Daten aus sozialen Medien für unternehmensbezogene Bonitätsprüfungen ist bislang aber noch nicht erforscht worden. Anhand von Textpassagen beispielsweise aus Jahresabschlüssen, Nachrichten und Analystenreports kann die Bonität eines Unternehmens aber insbesondere mittels Stimmungsanalysen und statistischen Verfahren zum Identifizieren von Gruppenunterschieden beurteilt werden. Im Finanzrisikomanagement ohne Bezug zu Bonitätsprüfungen konnte zudem nachgewiesen werden, dass sich in sozialen Medien Hinweise auf die finanzielle Stabilität von Unternehmen finden lassen, die für Entscheidungsträger vor der Existenz von sozialen Medien nicht verfügbar waren.

Mit Hilfe der Marktstudie konnte aufgezeigt werden, dass die neu gegründeten Fintechs nur ein geringes disruptives Potential in der Kreditwirtschaft innehaben. Auch wenn der Markteintritt von Fintechs in vielen Bereichen zu erwarten bzw. bereits erfolgt ist, ist eine Veränderung des Hauptmarktes durch Fintechs ausschließlich bei Anbietern von Dienstleistungen zur Onlineidentifikation sowie Vergleichsportalen realistisch. Das Versagen der etablierten Akteure ist unwahrscheinlich, da diese bereits Stra-

Dieses Werk ist copyrightgeschützt und darf in keiner Form vervielfältigt werden noch an Dritte weitergegeben werden.
Es gilt nur für den persönlichen Gebrauch.

tegien entwickeln, um auf die Fintechs zu reagieren. Weiterhin sind nur sehr wenige disruptiv-positive Kriterien nach Keller/Hüsing (2009) erfüllt. Im Anwendungsgebiet der Bonitätsprüfung von Privatpersonen auf Basis von Daten aus sozialen Medien agieren Fintechs vorrangig in Entwicklungs- und Schwellenländern, da Datenschutzbestimmungen die Nutzung der personenbezogenen Daten nicht in dem Maße einschränken, in welchem dies z. B. in Deutschland der Fall ist. Hinsichtlich unternehmensbezogener Bonitätsprüfungen existiert kein Unternehmen, welches Indikatoren, die anhand von Daten aus sozialen Medien berechnet werden, als Dienstleistung anbietet. Alle Anbieter, die Daten aus sozialen Medien auswerten, um die finanzielle Stabilität von Unternehmen beurteilen zu können, vergeben eigenständig Kredite auf Grundlage ihrer Datenanalyse, stellen die Indikatoren Dritten aber nicht zur Verfügung. Dies stellt demzufolge eine Marktlücke dar, welche, wie im vorangegangenen Absatz erläutert, auch wissenschaftlich bislang nicht untersucht wurde.

Um dieses Defizit in Wissenschaft und Praxis aufzuarbeiten und die hieraus resultierende zweite Forschungsfrage zu beantworten, wurde in Kapitel 4 eine Machbarkeitsstudie durchgeführt.

Forschungsfrage 2: Inwiefern können Textdaten aus sozialen Medien die Informationsbasis der Bonitätsprüfung von Firmenkunden ergänzen?

Hierbei erfolgte eine Einschränkung auf Textdaten, da im Risikomanagement und der Prognose von Finanzkennzahlen im Rahmen des Literaturreviews aufgezeigt werden konnte, dass sich in diesen Daten Hinweise auf die finanzielle Stabilität von Unternehmen finden lassen. In der Machbarkeitsstudie wurden Textdaten der Plattform Twitter für eine Gruppe bestehend aus zehn insolventen Unternehmen vor deren Insolvenz mit den Textdaten von Twitter für eine solvente Vergleichsgruppe im selben Zeitraum ausgewertet. Die Auswertung erfolgte deskriptiv sowie durch quantitative und qualitative manuelle Inhalts- bzw. Stimmungsanalysen.

Die Ergebnisse der deskriptiven sowie quantitativen Analyse zeigen, dass die Stimmung in den Textdaten mit Bezug zu insolventen Unternehmen signifikant schlechter ist als in der solventen Vergleichsgruppe. Außerdem werden vor einer Unternehmensinsolvenz signifikant mehr Beiträge von den Nutzern veröffentlicht als für finanziell stabile Unternehmen. Anhand von monatlichen Stimmungsindikatoren, die anhand der Textdaten berechnet werden, lassen sich die Unternehmen zudem mit bis zu 75 % Genauigkeit als zukünftig solvent oder insolvent klassifizieren. Die Klassifikationsgüte verbessert sich tendenziell, sofern Textdaten, die näher am Insolvenzdatum liegen, berücksichtigt werden. Mit Hilfe der qualitativen Analyse konnte aufgezeigt werden, dass sich Führungskräfte von Unternehmen, die sich in einer finanziellen Schieflage befinden, dazu genötigt sehen, sich positiv über das eigene Unternehmen zu äußern. Weiterhin wird versucht, einer drohenden Insolvenz mit Hilfe von Restrukturierungsmaßnahmen sowie Kooperationen, die z. B. Vorteile im Einkauf generieren sollen, entgegenzuwirken. Kapitalerhöhungen sind ebenfalls eine verbreitete Strategie, um die schlechte Liquiditätslage des Unternehmens zu verbessern. Dass die Textdaten aus sozialen Medien Bonitätseinschätzungen, die

Dieses Werk ist copyrightgeschützt und darf in keiner Form vervielfältigt werden noch an Dritte weitergegeben werden.
Es gilt nur für den persönlichen Gebrauch.

auf herkömmlichen Ratings basieren, verbessern können, wurde abschließend in einer Fallstudie mit dem Analyseobjekt Backstube Siebrecht GmbH exemplarisch aufgezeigt.

Um den Personalaufwand und die damit verbundenen Kosten für die manuelle Textdatenauswertung für zukünftige Analysen und insbesondere den Einsatz in der Praxis zu reduzieren, wurden in Kapitel 5 zur Beantwortung der dritten Forschungsfrage Laborexperimente durchgeführt.

Forschungsfrage 3: Inwiefern kann die Analyse von Textdaten aus sozialen Medien im Anwendungsgebiet der Bonitätsprüfung von Firmenkunden automatisiert werden?

In den Laborexperimenten wurden Stimmungswörterbücher und maschinelle Lernalgorithmen hinsichtlich ihrer Eignung, die manuelle Klassifikation der Textdaten aus der Machbarkeitsstudie nachzubilden, evaluiert. Weiterhin wurden Datenvorverarbeitungsschritte, welche die Klassifikationsergebnisse von maschinellen Lernalgorithmen verbessern, getestet.

Neben einem Vorgehensmodell, in welchem beschrieben ist, wie Stimmungswörterbücher erstellt werden können, ist eine zentrale Erkenntnis des Kapitels, dass sich domänenspezifische Stimmungswörterbücher besser zur automatisierten Textklassifikation eigenen als domänenunspezifische. Die Klassifikationsergebnisse, die mit Hilfe von maschinellen Lernalgorithmen erzielt werden, sind aber deutlich besser als diejenigen, die unter Verwendung von Stimmungswörterbüchern realisiert werden. Die Kombination aus dem Bag-of-Words Algorithmus zur Merkmalsextraktion, Transformieren und Filtern zur Dimensionsreduktion sowie einer binären Merkmalsrepräsentation und einer SVM als maschinellen Lernalgorithmus erzielte auf dem Korpus der Machbarkeitsstudie das beste Ergebnis. Der Unterschied zu den nachfolgenden Algorithmen, gemessen an der Klassifikationsgüte, ist zudem höchstsignifikant. Weiterhin wurde deutlich, dass Regressionen sehr robust gegenüber Datenvorverarbeitungsschritten sind, wobei sie im Durchschnitt eine Klassifikationsgüte aufweisen, die signifikant besser ist als die der übrigen maschinellen Lernalgorithmen. Für praktische Anwendungen könnten Regressionsalgorithmen daher besser geeignet sein, auch weil unklassifizierte Textdaten mit Hilfe von Regressionsalgorithmen am schnellsten bewertet werden können.

Nachdem das beste Verfahren identifiziert wurde, mit Hilfe dessen die Textdaten aus sozialen Medien computergestützt für Bonitätsprüfungen ausgewertet werden können, wird die vierte Forschungsfrage beantwortet, indem ein Prototyp für ein Modul eines Entscheidungsunterstützungssystem für die Bonitätsprüfung von Firmenkunden auf Basis von Textdaten aus sozialen Medien entwickelt wird (Kapitel 6).

Forschungsfrage 4: Wie sollte ein Modul eines Anwendungssystems zur Entscheidungsunterstützung bei der Bonitätsprüfung von Firmenkunden auf Basis von Textdaten aus sozialen Medien gestaltet werden?

Dieses Werk ist copyrightgeschützt und darf in keiner Form vervielfältigt werden noch an Dritte weitergegeben werden.
Es gilt nur für den persönlichen Gebrauch.

Um Anforderungen für ein solches Modul eines Anwendungssystems zu ermitteln, wurde ein Literaturreview durchgeführt. Auf Basis der identifizierten Anforderungen, die z. B. die graphische Darstellung der Stimmungsindikatoren sowie die tabellarische Darstellung der Textdaten für eine Suche vorgeben, erfolgte die Systemkonzeption und Implementierung. Anschließend wurde der Prototyp hinsichtlich der technischen Funktionsfähigkeit in Laborexperimenten evaluiert. Die Evaluation der fachlichen Eignung erfolgte mit Hilfe von Expertenbefragungen im Rahmen derer grundsätzliche Einschätzungen, zusätzliche Anforderungen, Herausforderungen und Einschränkungen identifiziert werden konnten.

Das Ergebnis des Prototyping ist ein Leitfaden, in welchem Prinzipien definiert sind, die beschreiben, wie eine Instanz eines Moduls für ein Entscheidungsunterstützungssystem zur Bonitätsprüfung von Unternehmen basierend auf Textdaten aus sozialen Medien zu gestalten ist. In dem Leitfaden sind den nach Power (2002, S. 17) erforderlichen Komponenten (Benutzungsschnittstelle, Kommunikationskomponente, Datenbankkomponente, Modellkomponente und Datenquellen) eines Entscheidungsunterstützungssystems die im Rahmen des Prototyping herausgearbeiteten, spezifischen Ausprägungen für den vorliegenden Anwendungsfall zugeordnet.

7.2 Implikationen für Wissenschaft und Praxis

Wissenschaftler können die Ergebnisse des Literaturreviews heranziehen, um weitere Forschungsvorhaben anhand der aufgezeigten Forschungslücken zu planen. Außerdem wird den Wissenschaftlern mit dem erweiterten Rahmenwerk zur Analyse von Daten aus sozialen Medien ein Werkzeug zur Verfügung gestellt, mit Hilfe dessen sie die Forschungsvorhaben, die für das Anwendungsgebiet der Bonitätsprüfung in Abbildung 3-5 zusammengefasst sind, umsetzen können. Anhand der Analyse zum Stand der Praxis können aus wissenschaftlicher Sicht Veränderungen in der Kreditwirtschaft erklärt werden, da Treiber für die Veränderungen sowie neu gestaltete Prozesse herausgearbeitet wurden. Weiterhin wurde demonstriert, dass sich die Methodik von Keller/Hüsing (2009) auch in der Finanzdomäne anwenden lässt, was weitere Forschungsmöglichkeiten eröffnet. Diese werden im nächsten Kapitel (7.3) diskutiert. Die Ergebnisse der Machbarkeitsstudie zeigen, dass sich wissenschaftliche Erkenntnisse aus anderen Bereichen des Risikomanagements und der Prognose von Finanzkennzahlen auf Bonitätsprüfungen von Unternehmen übertragen lassen, da Hinweise auf die finanzielle Stabilität von Unternehmen in den Daten zu finden sind. Diese Hinweise waren bislang nicht zugänglich. Mit Hilfe von Textdaten aus sozialen Medien lässt sich demzufolge die Informationsasymmetrie, die nach der Prinzipal-Agenten-Theorie zwischen einem Kreditgeber (Prinzipal) und Kreditnehmer (Agent) besteht, reduzieren. Weiterhin können Wissenschaftler das Vorgehensmodell zur Konstruktion von Stimmungswörterbüchern, welches in den Studien zur Automatisierung der Textdatenanalyse erstellt wurde, nutzen, um z. B. domänen- und sprachenspezifische Stimmungswörterbücher zu konstruieren. Die Experimente mit maschinellen Lernalgorithmen zeigen außerdem auf, welche Kombinationen bestehend aus Datenvorverarbeitungsschritten und maschinellen Lernverfahren sich zur automatisierten Textdatenanalyse insbesondere von Tweets eignen. Die Eignung wurde hinsichtlich der Kriterien Klassifikationsgüte sowie Berechnungszeiten beurteilt, sodass geeignete Verfahren für zukünftige Forschungsvorhaben ausgewählt werden können. Weiterhin wurden im Rahmen des Prototypings Gestal-

Dieses Werk ist copyrightgeschützt und darf in keiner Form vervielfältigt werden noch an Dritte weitergegeben werden.
Es gilt nur für den persönlichen Gebrauch.

tungsprinzipien zur Konstruktion eines Moduls für die Bonitätsprüfung von Unternehmen auf Basis von Textdaten aus sozialen Medien, welches in bestehende Entscheidungsunterstützungssysteme eingebunden werden kann, hergeleitet. Anhand der Gestaltungsprinzipien können Entscheidungsunterstützungssysteme basierend auf Daten aus sozialen Medien für andere Anwendungsgebiete, z. B. zur Planung von Marketingmaßnahmen auf Grundlage von Stimmungsanalysen, entwickelt und evaluiert werden. Die Erkenntnisse können zudem als Ansatz dienen, um allgemeingültige Gestaltungsprinzipien für Entscheidungsunterstützungssysteme basierend auf (Text-)Daten aus sozialen Medien herzuleiten.

Praktiker können Analysemethoden anhand der gewonnenen Erkenntnisse des Literaturreviews auswählen, um Textdaten für ihre Zwecke auszuwerten. Aus der Marktstudie und der Analyse des disruptiven Potentials von Fintechs können sowohl Führungskräfte von Fintechs als auch von etablierten Marktakteuren Handlungsstrategien ableiten. Entscheidungsträger von Fintechs, die ein hohes disruptives Potential besitzen, können demzufolge eigenständig am Markt agieren, wohingegen es für Fintechs mit einem geringen disruptiven Potential vorteilhaft ist, eng mit etablierten Akteuren zusammenzuarbeiten. Diese Zusammenarbeit kann auch eine (teilweise) Übernahme des Fintechs durch einen etablierten Akteur beinhalten. Führungskräfte von etablierten Akteuren sollten gegensätzliche Ziele verfolgen und (teilweise) Übernahmen von Fintechs mit Nutzen für sich anstreben, um einem Konkurrenzverhältnis vorzubeugen. Produkte von Fintechs mir geringem disruptiven Potential sind in der Regel leicht nachahmbar, sodass etablierte Akteure in Konkurrenz zu diesen treten können. Die Wahrscheinlichkeit, dass die Fintechs nicht am Markt bestehen, ist aufgrund der Vormachtstellung der etablierten Akteure hoch.

Die Ergebnisse der Machbarkeitsstudie können z. B. Führungskräfte nutzen, um Budgets für ein Projekt, in welchem Textdaten aus sozialen Medien in bestehende Bonitätsprüfungsverfahren eingebunden werden sollen, zu rechtfertigen. Zudem zeigen die Erkenntnisse der qualitativen Auswertung, wie die Inhalte der Textdaten aus sozialen Medien zu interpretieren sind. Wenn sich z. B. die Geschäftsleitung eines Unternehmens im unteren Ratingbereich dazu genötigt sieht, das Unternehmen positiv darzustellen oder intensiv Restrukturierungen bzw. Kooperationen anstrebt, kann dies ein Hinweis auf eine sich verschärfende finanzielle Schieflage sein. Diese Themen konnten häufig vor einer Unternehmensinsolvenz in den Textdaten identifiziert werden. Erkenntnisse, die bei den Studien zur Automatisierung der Textdatenanalyse erarbeitet wurden, können von Praktikern auf gleiche Weise genutzt werden wie von Wissenschaftlern. Beide Parteien können geeignete Verfahren zur automatisierten Auswertung der Textdaten unter Berücksichtigung der Kriterien Klassifikationsgüte sowie Berechnungszeit auswählen. Der Leitfaden, in welchem Gestaltungsprinzipen zur Entwicklung eines Entscheidungsunterstützungssystems für die Bonitätsprüfung von Unternehmen auf Basis von Textdaten aus sozialen Medien dokumentiert sind, kann von Praktikern genutzt werden, um ein entsprechendes Modul zu entwickeln und dieses in bestehende Risikomanagementsysteme einzubinden. In dem Leitfaden, der auch unter Einbezug von Experten aus der Praxis entwickelt wurde, ist beschrieben, wie die Benutzungsschnittstelle, Kommunikationskomponente, Datenbankkomponente, Modellkomponente sowie die Datenquellen gestaltet sein müssen, damit ein solches System einen Mehrwert für Bonitätsprüfungen von Unternehmen bietet.

Dieses Werk ist copyrightgeschützt und darf in keiner Form vervielfältigt werden noch an Dritte weitergegeben werden.
Es gilt nur für den persönlichen Gebrauch.

7.3 Limitationen und weiterer Forschungsbedarf

Die Ergebnisse des Literaturreviews zum Aufarbeiten des aktuellen Forschungsstands sind durch die gewählten Suchparameter sowie die Beschränkung auf deutsche und englische Publikationen limitiert. Inwiefern weitere Erkenntnisse bereits vorliegen, kann in einer weitergefassten Literaturstudie demzufolge ermittelt werden, wenn z. B. weitere Datenbanken, Suchbegriffe oder Sprachen berücksichtigt werden. In Abbildung 3-5 sind zudem Ansätze für zukünftige Forschungsvorhaben dokumentiert, die anhand des Literaturreviews herausgearbeitet wurden. Neben Textdaten aus sozialen Medien, deren Informationspotential für die Bonitätsprüfung von Unternehmen in dieser Arbeit analysiert wurde, und Beziehungen von Privatpersonen, deren Eignung zur Bonitätsbeurteilung in vorhandener Literatur verifiziert werden konnte, existieren bisher ungenutzte, z. B. strukturierte, Attribute wie die Anzahl an Klicks oder Relationen zu anderen Nutzern. Deren Verbindung zu Bonitätsindikatoren ist in zukünftigen Forschungsvorhaben zu untersuchen.

Die Analyse zum Praxisstand unterliegt der Einschränkung, dass der Marktüberblick nur zu einem einzigen Zeitpunkt erfasst wurde. Die Ergebnisse sollten aufgrund der sich kontinuierlich verändernden Unternehmenslandschaft, insbesondere was Neugründungen betrifft, in kurzen Zeitabständen aktualisiert werden. Weiterhin sind die im Rahmen dieser Arbeit vorgenommenen Einschätzungen der von Keller/Hüsing (2009) adaptierten disruptiv-positiven Kriterien mit Hilfe weiterer Experten zu prüfen, um die Validität der Ergebnisse zu stärken.

Die Machbarkeitsstudie umfasst lediglich eine beschränkte Auswahl von Unternehmen, zu welchen Hinweise in Textdaten der Plattform Twitter mit Bezug zu deren finanzieller Stabilität untersucht wurden. Um die Generalisierbarkeit der Erkenntnisse zu verifizieren, sollten Textdaten aus weiteren sozialen Medien mit Bezug zu Unternehmen verschiedener Größenkategorien, Rechtsformen und Branchen sowie längeren Zeiträumen vor einer Unternehmensinsolvenz analysiert werden. Der Abgleich der identifizierten Hinweise mit Informationen, die von Wirtschaftsauskunfteien bereitgestellt werden, ist ebenfalls notwendig. So kann evaluiert werden, inwiefern sich mit Hilfe der Textdaten aus sozialen Medien ein Informationsvorsprung gegenüber dieser Datenquelle generieren lässt.

Während der Laborexperimente zur Automatisierung der Textdatenanalyse wurden nicht alle Textanalyseverfahren berücksichtigt. Da aktuelle Forschungsvorhaben stetig neue Methoden zur Vorverarbeitung von Textdaten hervorbringen und auch maschinelle Lernalgorithmen kontinuierlich weiterentwickelt werden, sollte die Eignung dieser Verfahren zur automatisierten Textdatenanalyse auch im Anwendungsgebiet der Bonitätsprüfung von Unternehmen regelmäßig evaluiert werden. Die Anwendung verschiedener Verfahren zur automatisierten Textdatenanalyse auf andere und insbesondere heterogene Textdatenbestände ist bislang ebenfalls wenig erforscht. Da zur Identifikation möglichst vieler Hinweise, die Aufschluss hinsichtlich der finanziellen Stabilität von Unternehmen geben, eine Vielzahl von Datenquellen ausgewertet werden muss, ist auf diesem Gebiet weitere Forschung notwendig.

Die im Rahmen des Prototyping mittels einer Literaturstudie sowie Expertenbefragungen identifizierten Anforderungen an ein zusätzliches Modul in einem Entscheidungsunterstützungssystem für die Bonitätsprüfung von Unternehmen auf Basis von Textdaten aus sozialen Medien sollten mit Hilfe weiterer

Dieses Werk ist copyrightgeschützt und darf in keiner Form vervielfältigt werden noch an Dritte weitergegeben werden.
Es gilt nur für den persönlichen Gebrauch.

Experten verifiziert werden. Da der Großteil der Experten aus der Versicherungsbranche stammt, besteht die Möglichkeit, dass Anforderungen, die Experten anderer Branchen an ein solches Anwendungssystem stellen, nicht erfasst werden konnten. Außerdem erfolgte die Evaluation lediglich mit Hilfe einer Demonstration des Prototyps und einer anschließenden Expertenbefragung. Inwiefern ein solches Anwendungssystem und die hierdurch verfügbaren neuen Informationen von Kreditentscheidern genutzt werden, sofern es in bestehende Bonitätsprüfungsprozesse eingebunden wird, ist offen. Laut den Experten, die im Rahmen der Evaluation befragt wurden, sind Feldstudien durchzuführen, um Erkenntnisse diesbezüglich zu gewinnen. Weiterhin müssen Geschäftsmodelle entwickelt werden, um eine Instanz des entwickelten Prototyps praktisch einsetzen zu können. Neben einem Eigenbetrieb des nutzenden Unternehmens wurde von den befragten Experten geäußert, dass der Betrieb durch einen Dienstleister gewünscht ist. Dieser könnte neben dem Hosting z. B. die Erstellung und Wartung der Bewertungsmodelle vornehmen und die Anwender beim Einrichten der unternehmensbezogenen Suchen, z. B. auf Basis der im Unternehmen vorliegenden Stammdaten, unterstützen.

Dieses Werk ist copyrightgeschützt und darf in keiner Form vervielfältigt werden noch an Dritte weitergegeben werden.
Es gilt nur für den persönlichen Gebrauch.

Dieses Werk ist copyrightgeschützt und darf in keiner Form vervielfältigt werden noch an Dritte weitergegeben werden.
Es gilt nur für den persönlichen Gebrauch.

Literaturverzeichnis

Abdulla, N./Majdalawi, R./Mohammed, S./Al-Ayyoub, M./Al-Kabi, M. 2014: Automatic Lexicon Contruction for Arabic Sentiment Analysis. In: Institute of Electrical and Electronic Engineers: Proceedings of the 2nd International Conference on Future Internet of Things and Cloud. Barcelona 2014, S. 547 - 552.

Abts, D./Mülder, W. 2011: Grundkurs Wirtschaftsinformatik: eine kompakte und praxistorientierte Einführung. 7. Aufl. Wiesbaden 2011.

Affirm 2017: How Affirm Works. https://www.affirm.com/business/ (19.01.2017).

Aisopos, F./Papadakis, G./Varvarigou, T. 2011: Sentiment analysis of social media content using N-Gram graphs. In: Hoi, S. C., van Zwol, R., Jacovi, M., Kompatsiaris, Y., Luo, J., Tserpes, K., Doulamis, A., Raban, D., Varvarigou, T., Xu, D.: Proceedings of the 3rd ACM SIGMM international workshop on social media. Scottsdale 2011, S. 9 - 14.

Akkerboom, H. 2012: Wirtschaftsstatistik im Bachelor - Grundlagen und Datenanalyse. 3. Aufl. Wiesbaden 2012.

Allweyer, T. 2005: Geschäftsprozessmanagement: Strategie, Entwurf, Implementierung, Controlling. Bochum 2005.

Altman, E. I. 1968: Financial Ratios, Discriminant Analysis and the Prediction of Corporate Bankruptcy. In: The Journal of Finance, 23 (1968) 4, S. 589 - 609.

Ammelburger, D./Scherer, R. 2010: Webentwicklung mit CakePHP. 2. Aufl. Heidelberg 2010.

Anderson, E. W. 1998: Customer Satisfaction and Word of Mouth. In: Journal of Service Research, 5 (1998) 1, S. 5 - 17.

Andreevskaia, A./Bergler, S. 2006: Mining WordNet for a Fuzzy Sentiment Tag Extraction from WordNet Glosses. In: Association for Computational Linguistics: 11th Conference of the European Chapter of the Association for Computational Linguistics. Trento 2006, S. 209 - 216.

Antweiler, W./Frank, M. 2004: Is All That Talk Just Noise? The Information Content of Internet Stock Message Boards. In: The Journal of Finance, 59 (2004) 3, S. 1259 - 1294.

Apple Inc. 2016: Downloads/Safari. https://support.apple.com/downloads/safari (16.05.2017).

Apple Inc. 2017: macOS Sierra. https://www.apple.com/de/macos/sierra/ (17.04.2017).

Dieses Werk ist copyrightgeschützt und darf in keiner Form vervielfältigt werden noch an Dritte weitergegeben werden.
Es gilt nur für den persönlichen Gebrauch.

Arrow, K. J. 1986: Agency and the Market. In: Arrow, K. J., Intriligator, M. D.: Handbook of Mathematical Economics. North - Holland 1986, S. 1183 - 1195.

Asur, S./Huberman, B. A. 2010: Predicting the Future with Social Media. In: IEEE Computer Society Washington: Proceedings of the 2010 IEEE/WIC/ACM International Conference on Web Intelligence and Intelligent Agent Technology. Washington DC 2010, S. 492 - 499.

Avram, G. 2006: At the Crossroads of Knowledge Management and Social Software. In: Electronic Journal of Knowledge Management, 4 (2006) 1, S. 1 - 10.

Baccianella, A./Esuli, A./Sebastiani, F. 2010: SentiWordNet 3.0: An Enhanced Lexical Resource for Sentiment Analysis and Opinion Mining. In: Choukri, K., Maegaard, B., Mariani, J., Odijk, J., Piperidis, S., Rosner, M., Tapias, D.: Proceedings of the 7th conference on International Language Resources and Evaluation. Malta 2010, S. 2200 - 2204.

Badische Zeitung 2013: Fehler im Badenova-Netz. https://twitter.com/badischezeitung/status/312668926968475648 (12.12.2016).

Banks around the world 2016: Top 100 Banks in the World. http://www.relbanks.com/worlds-top-banks/assets (31.10.2016).

Bartels, J. C. 2013: Credit Scoring in the Cross-hairs of Consumerism. In: Password, 28 (2013) 4, S. 9.

Baucom, E./Sanjari, A./Liu, X./Chen, M. 2013: Mirroring the real world in social media. In: Liu, X., Chen, M., Ding, Y., Song, M.: Proceedings of the 2013 international workshop on Mining unstructured big data using natural language processing. San Francisco 2013, S. 61 - 68.

Beck, T. R. 2014: Inkassounternehmen und der Erfolg beim Forderungseinzug. Wiesbaden 2014.

Becker, J. 2010: Prozess der gestaltungsorientierten Wirtschaftsinformatik. In: Österle, H., Winter, R., Brenner, W.: Gestaltungsorientierte Wirtschaftsinformatik: Ein Plädoyer für Rigor und Relevanz. St. Gallen 2010, S. 13 - 17.

Bekkerman, R./Allan, J. 2003: Using Bigrams in Text Categorization. Amherst 2003.

Bendel, O. 2016: Crowdfunding. http://wirtschaftslexikon.gabler.de/Definition/crowdfunding.html (19.01.2017).

Bengio, Y./Grandvalet, Y. 2004: No Unbiased Estimator of the Variance of K-Fold Cross-Validation. In: The Journal of Machine Learning Research, 5 (2004) 1, S. 1089 - 1105.

Bernsau, G. 2015: Exkurs: Die Gestaltung eines Insolvenzverfahrens durch Fremd- und Eigenkapitalgeber mit dem ESUG. In: Baur, M., Kantowsky, J., Schulte, A.: Stakeholder Management in der Restrukturierung: Perspektiven und Handlungsfelder in der Praxis. Wiesbaden 2015, S. 205 - 224.

Dieses Werk ist copyrightgeschützt und darf in keiner Form vervielfältigt werden noch an Dritte weitergegeben werden.
Es gilt nur für den persönlichen Gebrauch.

Big Data Scoring 2016: What is Big Data Scoring? http://bigdatascoring.com/ (21.12.2016).

Bisnode 2016: Hoppenstedt Firmendatenbank. http://www.hoppenstedt-firmendatenbank.de/ (27.09.2016).

Blair-Goldensohn, S./Hannan, K./McDonald, R./Neylon, T./Reis, G. A./Reynar, J. 2008: Building a Sentiment Summarizer for Local Service Reviews. In: NLPIX: Proceedings of the 2008 Workshop of Natural Language Processing Challenges in the Information Explosion Era. Peking 2008, S. 1 - 10.

Bodnaruk, A./Loughran, T./McDonald, B. 2015: Using 10-K Text to Gauge Financial Constraints. In: Journal of Financial and Quantitative Analysis, 50 (2015) 4, S. 1 - 24.

Böhm, R./Fuchs, E. 2002: System-Entwicklung in der Wirtschaftsinformatik. 5. Aufl. Zürich 2002.

Bohn, N./Rabhi, F. A./Kundisch, D./Yao, L./Mutter, T. 2013: Towards Automated Event Studies Using High Frequency News and Trading Data. In: Enterprice Applications and Services in the Finance Industry, 135 (2013), S. 20 - 41.

Bollen, J./Mao, H./Zeng, X.-J. 2011: Twitter mood predicts the stock market. In: Journal of Computational Science, 2 (2011) 1, S. 1 - 8.

Bondora 2017: Bondora.com. https://www.bondora.com/de (19.01.2017).

Bootstrap 2017a: Bootstrap Komponenten. http://getbootstrap.com/components/ (17.05.2017).

Bootstrap 2017b: getbootstrap. http://getbootstrap.com/ (17.05.2017).

Borgelt, C./Kruse, R. 1998: Attributsauswahlmaße für die Induktion von Entscheidungsbäumen: Ein Überblick: Data Mining - Theoretische Aspekte und Anwendungen. Heidelberg 1998, S. 77 - 98.

Börse Express 2012: Alpine Bau: "Liquidität ist ausreichend gesichert". https://twitter.com/aktienwien/status/256293334287527936 (14.12.2016).

Bosch, A. 2004: Java Server Faces - Das Standard-Framwork zum Aufbau webbasierter Anwendungen. München 2004.

Boyd, D. M./Ellison, N. 2008: Social Network Sites. In: Journal of Computer-Mediated Communication, 13 (2008) 1, S. 210 - 230.

Bracewell, D. B. 2010: Semi-Automatic WordNet Based Emotion Dictionary Construction. In: Institute of Electrical and Electronics Engineers: Proceedings of the 9th International Conference on Machine Learning and Applications. Washington, DC 2010, S. 629 - 634.

Brady, M. 2005: Blogging: personal participation in public knowledgebuilding on the web. Essex 2005.

Dieses Werk ist copyrightgeschützt und darf in keiner Form vervielfältigt werden noch an Dritte weitergegeben werden.
Es gilt nur für den persönlichen Gebrauch.

Breuer, W. 2016: Kreditwürdigkeitsprüfung. http://wirtschaftslexikon.gabler.de/Definition/kreditwuerdigkeitspruefung.html (22.10.2016).

Broß, J./Ehrig, H. 2010: Generating a Context-Aware Sentiment Lexicon for Aspect-Based Product Review Mining. In: Institute of Electrical and Electronic Engineers, Association for Computing Machinery: Proceedings of the 2010 IEEE / WIC /ACM International Conference on Web Intelligence-Intelligent Agent Technology. Toronto 2010, S. 435 - 439.

Brown, E. D. 2012: Will Twitter Make You a Better Investor? A Look at Sentiment, User Reputation and Their Effect on the Stock Market. In: Schell, G., Gardiner, A., Ciganek, A.: Proceedings of the 15th Southern Association of Information Systems SAIS. Atlanta 2012, S. 36 - 42.

Buhse, M. 2016: Kreditwürdig getwittert. In: Technology Review (2016) 2, S. 78 - 79.

Bundesverband Credit Management e.V. 2016: Mindestanforderungen an das Credit Management (MaCM). Kleve 2016.

Burnap, P./Rana, O. F./Avis, N./Williams, M./Housley, W./Edwards, S./Morgan, J./Sloan, L. 2013: Detecting tension in online communities with computational Twitter analysis: Technological Forecasting and Social Change 2013.

Butler, M./Keselj, V. 2009: Financial forecasting using character n-gram analysis and readability scores of annual reports. In: Gao, Y., Japkowicz, N.: Advances in artificial intelligence. Berlin 2009, S. 39 - 51.

CallCenterProfi 2012: Warnstreiks von Beschäftigten des Callcenter-Dienstleisters Walter Services. https://twitter.com/CC_Insight/status/240010121172893696?lang=de (13.12.2016).

Cao, R./Liang, X./Ni, Z. 2012: Stock Price Forecasting with Support Vector Machines Based on Web Financial Information Sentiment Analysis. In: Advanced Data Mining and Applications (2012) 7713, S. 527 - 538.

Carretta, A./Farina, V./Graziano, E. A./Reale, M. 2011: Does Investor Attention Influence Stock Market Activity? The Case of Spin-Off Deals. http://ssrn.com/abstract=1930861 (19.02.2015).

Chandermani, A. 2015: AngularJS by Example. Birmingham 2015.

Charlett, D./Garland, R./Marr, N. 1995: How Damaging is Negative Word of Mouth? In: Marketing Bulletin, 6 (1995), S. 42 - 50.

Chee, N. K./Smith, J. K./Smith, R. L. 1999: Evidence on the Determinants of Credit Terms Used in Interfirm Trade. In: The Journal of Finance (1999) 3, S. 1109 - 1129.

Dieses Werk ist copyrightgeschützt und darf in keiner Form vervielfältigt werden noch an Dritte weitergegeben werden.
Es gilt nur für den persönlichen Gebrauch.

Chen, H./De, P./Hu, Y./Hwang, B. 2013: Customers as advisors: The role of social media in financial markets. http://web.ics.purdue.edu/~bhwang/customers.pdf (07.04.2014).

Chen, H./De, P./Hu, Y./Hwang, B.-. 2014: Wisdom of Crowds: The Value of Stock Opinion Transmitted Through Social Media. In: The Review of Financial Studies, 27 (2014), S. 1367 - 1403.

Christ, S./Müller-Helle, A. 2007: Veröffentlichungspflichten nach dem neuen EHUG: Pflichten - Verfahren - Haftung. München 2007.

Christensen, C. M. 1997: The Innovator's Dilemma - When New Technologies Cause Great Firms to Fail. Boston 1997.

Clatworthy, M. A./Jones, M. J. 2003: Financial Reporting of Good News and Bad News. In: Accounting and Business Research, 33 (2003) 3, S. 171 - 185.

Cohen, K. R. 2005: What does the Photoblog want: Media, Culture & Society 2005, S. 883 - 901.

Colbaugh, R./Glass, K. 2011: Agile Sentiment Analysis of Social Media Content for Security Informatics Applications. In: Institute of Electrical and Electronics Engineers: Proceedings of the 2011 European Intelligence and Security Informatics Conference. Athen 2011, S. 327 - 331.

Compeon 2017: Das Compeon-Prinzip: In 5 Schritten effizient zum optimalen Angebot. https://www.compeon.de/so-funktioniert-compeon-fuer-mein-unternehmen (19.01.2017).

Creditreform Wirtschaftsforschung 2016: Insolvenzen in Deutschland. Neuss 2016.

CrossLend 2017: Geld investieren. https://de.crosslend.com/geld-investieren/ (19.01.2017).

Cruz, F. L./Troyano, J. A./Pontes, B./Ortega, F. J. 2014: Building layered, multilingual sentiment lexicons at synset and lemma levels. In: Expert Systems with Applications, 41 (2014) 13, S. 5984 - 5994.

CuiQing, J./Liang, K./Chen, H./Ding, Y. 2014: Analyzing market performance via social media: a case study of a banking industry crisis. In: Science China - Information Sciences, 57 (2014) 5, S. 1 - 18.

Cybits 2017: Produkte. https://www.cybits.de/produkte/ (19.01.2017).

Dahnken, O./Keller, P./Narr, J./Bange, C. 2003: Software im Vergleich - Planung und Budgetierung: 21 Software-Plattformen zum Aufbau unternehmensweiter Planungsapplikationen - Eine Studie des Business Application Research Center. München 2003.

Danenas, P./Garsva, G. 2014: Selection of Support Vector Machines based classifiers for credit risk domain. In: Expert Systems with Applications, 42 (2014) 6, S. 3194 - 3204.

Dieses Werk ist copyrightgeschützt und darf in keiner Form vervielfältigt werden noch an Dritte weitergegeben werden.
Es gilt nur für den persönlichen Gebrauch.

Das, S. R./Chen, M. Y. 2007: Yahoo! for Amazon: Sentiment Extraction from Small Talk on the Web. In: Management Science, 53 (2007) 9, S. 1375 - 1388.

Daute, R. 2015: Bundeskongress Würzburg: Der Menschliche Faktor. In: Der CreditManager, 4 (2015) 4, S. 6 - 13.

Davis, A. K./Piger, J. M./Sedor, L. M. 2011: Beyond the Numbers: Measuring the Information Content of Earnings Press Release Language. http://ssrn.com/abstract=875399 (07.04.2014).

Davis, A. K./Tama-Sweet, I. 2011: Managers' Use of Language Across Alternative Disclosure Outlets: Earnings Press Releases Versus MD&A. http://ssrn.com/abstract=1866369.

Davis, A. K./Zhang, J. L./Ge, W./Matsumoto, D. A. 2012: The Effect of Managerial 'Style' on the Tone of Earnings Conference Calls. http://ssrn.com/abstract=1982259.

Debitos 2017: Debitos - Die Forderungsbörse. https://debitos.com/ (19.01.2017).

Decimo 2017: Über uns. https://www.decimo.de/about.html (19.01.2017).

Deck, K.-G./Neuendorf, H. 2010: Java-Grundkurs für Wirtschaftsinformatiker. 2. Aufl. Wiesbaden 2010.

Dehkharghani, R./Yanikoglu, B./Tapucu, D./Saygin, Y. 2012: Adaptation and Use of Subjectivity Lexicons for Domain Dependent Sentiment Classification. In: Institute of Electrical and Electronics Engineers: Proceedings of the 12th International Conference on Data Mining Workshops. Brussels 2012, S. 669 - 673.

Demers, E. A./Vega, C. 2011: Linguistic Tone in Earnings Announcements: News or Noise? http://www.researchgate.net/publication/228258461_Linguistic_Tone_in_Earnings_Announcements_News_or_Noise (07.04.2014).

Der Newsburger 2013: Kundenfeindliche Abrechnungspraxis. https://twitter.com/Newsburger/status/304962537324175360 (12.12.2016).

Der Tagesspiegel 2013: Chinesen sollen insolventen Fernsehbauer Loewe AG retten. https://twitter.com/tagesspiegel/status/362573166582824960 (13.12.2016).

Deutsche Bundesbank 2012: Die Bedeutung von Handelskrediten für die Unternehmensfinanzierung in Deutschland - Ergebnisse der Unternehmensabschlussstatistik. In: Deutsche Bundesbank: Monatsbericht Oktober 2012. Frankfurt am Main 2012, S. 53 - 66.

Devi, K. N./Bhaskaran, V. M. 2015: Impact of Social Media Sentiments and Economic Indicators in Stock Market Prediction. In: International Journal of Computer Science & Engineering Technology, 6 (2015) 4, S. 213 - 219.

Dieses Werk ist copyrightgeschützt und darf in keiner Form vervielfältigt werden noch an Dritte weitergegeben werden.
Es gilt nur für den persönlichen Gebrauch.

Dewan, S./Ramaprasad, J. 2014: Social Media, Traditional Media, and Music Sales. In: MIS Quarterly, 38 (2014) 1, S. 101 - 121.

DGAP 2016: IVG Immobilien: Korrektur. https://twitter.com/DGAP_Ad_hoc/status/366866906575142913 (12.12.2016).

DGAP Dienstleistungen 2013: Vorstand der IVG Immobilien AG prüft positive Fortbestehensprognose für die IVG Immobilien AG. https://twitter.com/DGAP_Dienstlstg/status/362302089470296064 (14.12.2016).

DGAP News 2012: Conergy gewinnt Großauftrag über zwei Solarkraftwerke in Thailand. https://twitter.com/DGAP_News/status/266468421766623232 (14.12.2016).

Dhar, V./Chang, E. A. 2009: Does Chatter Matter? In: Journal of Interactive Marketing, 23 (2009), S. 300 - 307.

Dietterich, T. G. 1998: Approximate Statistical Tests for Comparing Supervised Classification Learning Algorithms. In: Neural Computation, 10 (1998) 7, S. 1895 - 1923.

Doran, J. S. 2012: Earnings conference call content and stock price - the case of REITs. In: Journal of real estate finance and economics, 45 (2012) 2, S. 402 - 434.

Du, W./Tan, S. 2009: Building domain-oriented sentiment lexicon by improved information bottleneck. In: Cheung, D., Song, I.-Y., Chu, W., Hu, X., Lin, J.: Proceedings of the 18th ACM Conference. Hong Kong 2009, S. 1749 - 1752.

Du, W./Tan, S./Cheng, X./Yun, X. 2010: Adapting information bottleneck method for automatic construction of domain-oriented sentiment lexicon. In: Davison, B. D., Suel, T., Craswell, N., Liu, B.: Proceedings of the 3rd ACM International Conference. New York 2010, S. 111 - 120.

Duncan, L. 2012: Stadtbäckerei lässt Beschäftigte darben. https://www.kreiszeitung.de/lokales/verden/stadtbaeckerei-laesst-beschaeftigte-darben-2471046.html (02.10.2016).

Durnev, A./Mangen, C. 2011: The Real Effects of Disclosure Tone: Evidence from Restatements. http://ssrn.com/abstract=1650003 (07.04.2014).

Earnest 2017: Student loan refinancing, on your terms. https://www.earnest.com/refinance-student-loans (19.01.2017).

EBean 2017: EBean ORM for Java/Kotlin. http://ebean-orm.github.io/ (15.02.2017).

Eins A Kommunikation 2012: Hat Flexstrom Zahlungsschwierigkeiten? https://twitter.com/EinsA_Energie/status/256421751662198784 (12.12.2016).

Dieses Werk ist copyrightgeschützt und darf in keiner Form vervielfältigt werden noch an Dritte weitergegeben werden.
Es gilt nur für den persönlichen Gebrauch.

Elmasri, R. A./Navathe, S. B. 2002: Grundlagen von Datenbanksystemen. 3. Aufl. München 2002.

Engelberg, J. 2008: Costly Information Processing: Evidence from Earnings Announcements. http://ssrn.com/abstract=1107998 (07.07.2014).

Engelberg, J. E./Reed, A. V./Ringgenberg M. C. 2012: How are Shorts Informed? Short sellers, news, and information processing. In: Journal of Financial Economics, 105 (2012) 2, S. 260 - 278.

Erdmann, U. 2016: Kreditwürdigkeitsprüfung. http://wirtschaftslexikon.gabler.de/Definition/kreditwuerdigkeitspruefung.html (24.11.2016).

FAFSA 2016: Federal School Code List. https://fafsa.ed.gov/FAFSA/app/schoolSearch?locale=en_EN (02.11.2016).

Fei, X./Wang, H./Zhu, J. 2010: Sentiment word identification using the maximum entropy model. In: Institute of Electrical and Electronics Engineers: Institute of Electrical and Electronics Engineers (Hg.) 2010 – Proceedings of the International Conference on Natural Language Processing and Knowledge Engineering. Beijing 2010, S. 1 - 4.

Feldman, R./Govindaraj, S./Livnat, J./Segal, B. 2008: The Incremental Information Content of Tone Change in Management Discussion and Analysis. http://ssrn.com/abstract=1126962 (07.07.2014).

Ferguson, N. J./Philip, D./Lam, H. Y. T./Guo, J. M. 2013: Media Content and Stock Returns: The Predictive Power of Press. http://ssrn.com/abstract=2111352 (07.04.2014).

Ferris S. P./Hao G. Q./Liao, M. 2012: The Effect of Issuer Conservatism on IPO Pricing and Performance. http://ssrn.com/abstract=2037942 (07.04.2014).

Fettke, P. 2006: State-of-the-Art des State-of-the-Art. In: WIRTSCHAFTSINFORMATIK, 48 (2006) 4, S. 257 - 266.

Field, A. 2009: Discovering Statistics using SPSS. 3rd Edition. London 2009.

Finanzcheck 2017: Der Finanzcheck Kreditvergleich - unabhängig und kundenorientiert. https://www.finanzcheck.de/ (19.01.2017).

Finanznachrichten.de 2013a: Praktiker AG und acht operative Gesellschaften stellen Antrag auf Insolvenz. https://twitter.com/FN_Aktien/status/355494168543506432 (12.12.2016).

Finanznachrichten.de 2013b: Zwei strategische Investoren steigen bei Conergy ein. https://twitter.com/FN_Boerse/status/333991281531441153 (14.12.2016).

Fintura 2017: Was ist Fintura? https://fintura.de/ (19.01.2017).

Dieses Werk ist copyrightgeschützt und darf in keiner Form vervielfältigt werden noch an Dritte weitergegeben werden.
Es gilt nur für den persönlichen Gebrauch.

Firmenpresse 2013: 17 Millionen Euro Bauauftrag für den "Luisenhof" in Offenbach an HOCHTIEF Solutions AG erteilt. https://twitter.com/firmenpresse/status/344380823417540608 (14.12.2016).

Flexstrom Watchblog 2012: Billigstromanbieter Flexstrom. https://twitter.com/flex_watch/status/268372798869749760 (12.12.2016).

Franco, G. D./Hope, O.-K./Vyas, D./Zhou, Y. 2015: Analyst Report Readability. In: Contemporary Accounting Research, 32 (2015) 1, S. 76 - 104.

Freedman, S./Zhe Jin, G. 2014: The signaling value of online social networks. http://www.nber.org/papers/w19820 (07.07.2014).

Fuchs, C. 2010: Facebook, Web 2.0 und ökonomische Überwachung. In: Datenschutz und Datensicherheit, 34 (2010) 7, S. 453 - 458.

Fücks, R. 2013: Intelligent wachsen. München 2013.

Gabriel, R. 2016: Entscheidungsunterstützungssystem. http://www.enzyklopaedie-der-wirtschaftsinformatik.de/lexikon/uebergreifendes/Kontext-und-Grundlagen/Informationssystem/Entscheidungsunterstutzungssystem (13.01.2017).

Galindo, J./Tamayo, P. 2000: Credit Risk Assessment Using Statistical and Machine Learning: Basic Methodology and Risk Modeling Applications. In: Computational Economics, 15 (2000) 1-2, S. 107 - 143.

Galitz, W. O. 2007: The Essential Guide to User Interface Design - An Introduction to GUI Design Principles and Techniques. 3rd. Indianapolis 2007.

Gao, W./Li, P./Darwish, K. 2012: Joint Topic Modeling for Event Summarization across News and Social Media Stream. In: Chen, X., Lebanon, G., Wang, H., Zaki, M. J.: Proceedings of the 21st International Conference on Information and Knowledge Management. Maui 2012, S. 1173 - 1182.

Garcia, D. 2013: Sentiment during Recessions. In: The Journal of Finance, 68 (2013) 3, S. 1267 - 1300.

Geva, T./Zahavi, J. 2014: Empirical evaluation of an automated intraday stock recommendation system incorporating both market data and textual news. In: Decision Support Systems, 57 (2014) 0, S. 212 - 223.

Ghiassi, M./Skinner, J./Zimbra, D. 2013: Twitter brand sentiment analysis - A hybrid system using n-gram analysis and dynamic artificial neural network. In: Expert Systems with Applications, 40 (2013) 16, S. 6266 - 6282.

Glaser, B. G. 1978: Theoretical Sensitivity. San Francisco 1978.

Dieses Werk ist copyrightgeschützt und darf in keiner Form vervielfältigt werden noch an Dritte weitergegeben werden.
Es gilt nur für den persönlichen Gebrauch.

Gluchowski, P./Gabriel, R./Dittmar, C. 2008: Management Support Systeme und Business Intelligence - Computergestützte Informationssysteme für Fach- und Führungskräfte. 2. Aufl. Berlin 2008.

GNIP 2016a: Enterprise APIs. https://gnip.com/ (16.05.2017).

GNIP 2016b: Pricing. https://gnip.com/pricing/ (16.05.2017).

Gonzalez-Rodriguez, M. R./Martinez-Torres, M. R./Toral, S. L. 2014: Monitoring Travel-Related Information on Social Media through Sentiment Analysis. In: Institute of Electrical and Electronics Engineers: Proceedings of the 2014 IEEE/ACM 7th International Conference on Utility and Cloud Computing. London 2014, S. 636 - 641.

Gräning, A./Felden, C./Piechocki, M. 2011: Status Quo und Potenziale der eXtensible Business Reporting Language für die Wirtschaftsinformatik. In: WIRTSCHAFTSINFORMATIK, 53 (2011) 4, S. 225 - 234.

Grefenstette, G./Qu, Y./Evans, D./Shanahan, J. 2006: Validating the Coverage of Lexical Resources for Affect Analysis and Automatically Classifying New Words along Semantic Axes. In: Shanahan, J. G., Qu, Y., Wiebe, J.: Computing Attitude and Affect in Text: Theory and Applications. Netherlands 2006, S. 93 - 107.

Greiner, M. E./Wang, H. 2009: The Role of Social Capital in People-to-People Lending Marketplaces. In: Association of Information Systems: Proceedings of the 2009 International Conference on Information Systems. Phoenix 2009, S. 29.

Grier, W. A. 2007: Credit Analysis of Financial Institutions. 2nd Edition. London 2007.

Groß-Klußmann, A./Hautsch, N. 2011: When machines read the news: Using automated text analytics to quantify high frequency news-implied market reactions. In: Journal of Empirical Finance, 18 (2011) 2, S. 321 - 340.

Groth, S. S./Muntermann, J. 2011: An intraday market risk management approach based on textual analysis. In: Decision Support Systems, 50 (2011), S. 680 - 691.

Grundmann, W./Rathner, R. 2015: Bankwirtschaft, Rechnungswesen und Steuerung, Wirtschafts- und Sozialkunde. 4. Aufl. Wiesbaden 2015.

Guercini, S./Misopoulos, F./Mitic, M./Kapoulas, A./Karapiperis, C. 2014: Uncovering customer service experiences with Twitter - The case of airline industry. In: Management Decision, 52 (2014) 4, S. 705 - 723.

Guerra-Garcia, C./Caballero, I./Piatini, M. 2011: Capturing data quality requirements for web applications by means of DQ-WebRE. In: Mazon, J.-N., Garrigos, I., Daniel, F., Castellanos, M., Orsborn,

Dieses Werk ist copyrightgeschützt und darf in keiner Form vervielfältigt werden noch an Dritte weitergegeben werden.
Es gilt nur für den persönlichen Gebrauch.

K., Stefanova, S.: Proceedings of the 2nd International Workshop on Business intelligence and the WEV. Uppsala 2011, S. 28 - 35.

H2 Datenbank 2015: H2 Database Features. http://www.h2database.com/html/features.html (15.02.2017).

Hagenau, M./Liebmann, M./Neumann, D. 2013: Automated news reading: Stock price prediction based on financial news using context-capturing features. In: Decision Support Systems, 55 (2013) 3, S. 685 - 697.

Hájek, P./Olej, V. 2013: Evaluating Sentiment in Annual Reports for Financial Distress Prediction Using Neural Networks and Support Vector Machines. In: Iliadis, Lazaros, Papadopoulos, Harris, Jayne, Chrisina: Engineering Applications of Neural Networks 2013, S. 1 - 10.

Hamp, B./Feldweg, H. 1997: GermaNet - a Lexical-Semantic Net for German. In: Vossen, P., Adriaens, G., Calzolari, N., Sanfilippo, A., Wilks, Y.: Proceedings of the ACL workshop Automatic Information Extraction and Building of Lexical Semantic Resources for NLP Applications. Madrid 1997.

Harms, M. 2015: Crowdfunding und Banken: Eine Bestandsaufnahme. http://www.crowdfunding.de/crowdfunding-und-banken-eine-bestandsaufnahme/ (01.11.2016).

Hart, R. 2000: Diction 5.0. http://rhetorica.net/diction.htm (10.02.2016).

Hatzivassiloglou, V./McKeown, K. 1997: Predicting the Semantic Orientation of Adjectives. In: Cohen, P. R., Wahlster, W.: 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. Stroudsburg 1997, S. 181.

Henrich, V./Hinrichs, E. 2010: GernEdiT - The GermaNet Editing Tool. In: Calzolari, N., Chourki, K., Maegaard, B., Mariani, J., Odijk, J., Piperidis, S., Rosner, M., Tapias, D.: Proceedings of the Seventh Conference on International Language Resources and Evaluation. Valletta 2010, S. 2228 - 2235.

Henry, E. 2006a: Are Investors Influenced by How Earnings Press Releases are Written? http://ssrn.com/abstract=933100 (07.04.2014).

Henry, E. 2006b: Market Reaction to Verbal Components of Earnings Press Releases: Event Study Using a Predictive Algorithm. In: Journal of Emerging Technologies in Accounting, 3 (2006), S. 1 - 19.

Henry, E./Leone, A. J. 2009: Measuring Qualitative Information in Capital Markets Research. http://ssrn.com/abstract=1470807 (07.07.2014).

Dieses Werk ist copyrightgeschützt und darf in keiner Form vervielfältigt werden noch an Dritte weitergegeben werden.
Es gilt nur für den persönlichen Gebrauch.

Herr, S. 2013: Nach der Insolvenz der österreichischen Mutter ist nun auch die Alpine Bau Deutschland AG pleite. https://twitter.com/pc_ag/status/347486668879712257?lang=de (12.12.2016).

Heston, S. L./Sinha, N. R. 2015: News versus Sentiment: Predicting Stock Returns from News Stories. http://papers.ssrn.com/sol3/papers.cfm?abstract_id=2311310 (26.01.2016).

Hevner, A. R./March, S. T./Park, J./Ram, S. 2004: Design Science in Information Systems Research. In: MIS Quarterly, 28 (2004) 1, S. 75 - 105.

Hill, S./Ready-Campbell, N. 2011: Expert Stock Picker: The Wisdom of (Experts in) Crowds. In: International Journal of Electronic Commerce, 15 (2011) 3, S. 73 - 102.

Hillert, A./Niessen-Ruenzi, A./Ruenzi, S. 2014: Mutual Fund Shareholder Letter Tone - Do Investors Listen? http://papers.ssrn.com/sol3/papers.cfm?abstract_id=2524610 (26.01.2016).

Hirokawa, S./Baba, T./Nakatoh, T. 2011: Search and Analysis of Bankruptcy Cause by Classification Network. In: Model and Data Engineering (2011) 6918, S. 152 - 161.

Hogenboom, A./Heerschop, B./Frasincar, F./Kaymak, U./Jong, F. 2014: Multi-lingual support for lexicon-based sentiment analysis guided by semantics. In: Decision Support Systems, 62 (2014), S. 43 - 53.

Hollum, A./Mosch, B./Szlávik, Z. 2013: Economic Sentiment: Text-Based Prediction of Stock Price Movements with Machine Learning and WordNet. In: Ali, Moonis, Bosse, Tibor, Hindriks, KoenV, Hoogendoorn, Mark, Jonker, CatholijnM, Treur, Jan: Recent Trends in Applied Artificial Intelligence 2013, S. 322 - 331.

Hornung, P./Webermann, J. 2012: Schufa will Facebook-Daten sammeln. http://www.ndr.de/nachrichten/netzwelt/schufa115.html (02.11.2016).

Hsieh, C.-C./Hui, K. W./Zhan, Y. 2015: Analyst Report Readability and Stock Returns. In: Journal of Business Finance & Accounting, 40 (2015), S. 1 - 33.

Hu, M./Liu, B. 2004: Mining and summarizing customer reviews. In: Kim, W., Kohavi, R.: Proceedings of the tenth ACM SIGKDD international conference on Knowledge discovery and data mining KDD 04. Seattle 2004, S. 168.

Huang, A./Zang, A./Zheng, R. 2014: Evidence on the Information Content of Text in Analysts Reports. In: The accounting Review, 89 (2014) 6, S. 2151 - 2180.

Huang, C./Liao, J./Yang, D./Chang, T./Luo, Y. 2010: Realization of a news dissemination agent based on weighted association rules and text mining techniques. In: Expert Systems with Applications, 37 (2010), S. 8590 - 8598.

Dieses Werk ist copyrightgeschützt und darf in keiner Form vervielfältigt werden noch an Dritte weitergegeben werden.
Es gilt nur für den persönlichen Gebrauch.

Huang, C.-L./Chen, M.-C./Wang, C.-J. 2007: Credit scoring with a data mining approach based on support vector machines. In: Expert Systems with Applications, 33 (2007) 4, S. 847 - 856.

Huang, X./Teoh, S. H./Zhang, Y. 2011: Tone Management. http://ssrn.com/abstract=1960376.

Husmann, W. 2017: Facebook will Fake-News kennzeichnen. http://www.zeit.de/digital/internet/2017-01/soziale-medien-facebook-fake-news-falschmeldungen-massnahmen (16.01.2017).

Ihaka, R./Gentleman, R. 1993: A Language for Data Analysis and Graphics. In: Journal of Computational and Graphical Statistics, 5 (1993) 3, S. 299 - 314.

Immobilien Zeitung 2013: Alpine Bau Insolvenz ist vom Tisch. https://twitter.com/ImmoZeitung/status/297322026560020480 (14.12.2016).

Investor-SMS 2012: Conergy AG: Verlustanzeige. https://twitter.com/InvestorSMS/status/260469720719962112 (12.12.2016).

iPfand 2017: Deutschlands Online-Pfandhaus. https://www.ipfand.de/ (19.01.2017).

ISO 2011: ISO/IEC 25010:2011: Systems and software engineering — Systems and software Quality Requirements and Evaluation (SQuaRE) — System and software quality models. https://www.iso.org/obp/ui/#iso:std:iso-iec:25010:ed-1:v1:en (13.04.2017).

ISO 25000 Portal 2017: ISO/IEC 25010. http://iso25000.com/index.php/en/iso-25000-standards/iso-25010 (13.04.2017).

Ivanova, K./Heid, U./Im Walde, S./Kilgariff, A./Pomikalek, J. 2008: Evaluating a German Sketch Grammar: A Case Study on Noun Phrase Case: Proceedings of the Sixth International Conference on Language Resources and Evaluation. Marrakesch 2008.

Jährig, A./Schuck, H. 1990: Handbuch des Kreditgeschäfts. 5. Aufl. Wiesbaden 1990.

Jegadeesh, N./Di Wu 2013: Word power: A new approach for content analysis. In: Journal of Financial Economics, 110 (2013) 3, S. 712 - 729.

Jiang, S./Chen, H./Nunamaker, J. F./Zimbra, D. 2014: Analyzing firm-specific social media and market: A stakeholder-based event analysis framework. In: Decision Support Systems, 67 (2014), S. 30 - 39.

Jiang, S./Pang, G./Wu, M./Kuang, L. 2012: An improved K-nearest-neighbor algorithm for text categorization. In: Expert Systems with Applications, 39 (2012), S. 1503 - 1509.

Jijkoun, V./Hofmann, K. 2009: Generating a non-English Subjectivity Lexicon: Relations That Matter. In: Association for Computational Linguistics: Proceedings of the 12th Conference of the European Chapter of the Association for Computational Linguistics. Athen 2009, S. 398 - 405.

Dieses Werk ist copyrightgeschützt und darf in keiner Form vervielfältigt werden noch an Dritte weitergegeben werden.
Es gilt nur für den persönlichen Gebrauch.

Jin, F./Self, N./Saraf, P./Butler, P./Wang, W./Ramakrishnan, N. 2013: Forex-foreteller. In: Grossman, Robert L., Uthurusamy, Ramasamy, Dhillon, Inderjit, Koren, Yehuda: The 19th ACM SIGKDD international conference. Chicago 2013, S. 1470 - 1473.

Junque de Fortuny, E./Smedt, T. de/Martens, D./Daelemans, W. 2014: Evaluating and understanding text-based stock price prediction models. In: Information Processing & Management, 50 (2014) 2, S. 426 - 441.

Kabbage 2015: How Kabbage Loans Work. https://www.kabbage.com/how-it-works/ (19.01.2015).

Kaji, N./Kitsuregawa, M. 2007: Building Lexicon for Sentiment Analysis from Massive Collection of HTML Documents. In: Association for Computing Machinery: Proceedings of the Joint Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing and Computational Natural Language Learning. Prague 2007, S. 1075 - 1083.

Kanayama, H./Nasukawa, T. 2006: Fully Automatic Lexicon Expansion for Domain-oriented Sentiment Analysis. In: Association for Computational Linguistics: Proceedings of the Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing. Stroudsburg 2006, S. 355 - 363.

Kanungo, S./Sharma, S./Jain, P. K. 2001: Evaluation of a decision support system for credit management decisions. In: Decision Support Systems, 30 (2001), S. 419 - 436.

Kaplan, A. M./Haenlein, M. 2010: Users of the world unite! The challenges and opportunities of Social Media. In: Business Horizons, 53 (2010) 1, S. 59 - 68.

Kappel, G./Retschitzegger, W./Schwinger, W. 2000: Modeling customizable Web applications - a requirement's perspective. In: Institute of Electrical and Electronics Engineers: Proceedings of the 2000 Kyoto International Conference on Digital Libraries. Kyoto 2000, S. 168 - 179.

Kaur, H. J./Kumar, R. 2015: Sentiment analysis from social media in crisis situations. In: Institute of Electrical and Electronics Engineers: Proceedings of the 2015 International Conference on Computing, Communication & Automation. Greater Noida 2015, S. 251 - 256.

Kearney, C./Liu, S. 2014: Textual sentiment in finance: A survey of methods and models. In: International Review of Financial Analysis, 33 (2014) 1, S. 171 - 185.

Keller, A./Hüsing, S. 2009: Ex ante identification of disruptive innovations in the software industry applied to web applications: The case of Microsoft's vs. Google's office applications. In: Technological Forecasting & Social Change, 76 (2009), S. 1044 - 1054.

Keßler, R. 2010: Einführung des Kundenratings im Kreditmanagement eines Handelsunternehmens. In: Becker, G. S., Everling, O.: Debitorenrating. Wiesbaden 2010, S. 109 - 123.

Dieses Werk ist copyrightgeschützt und darf in keiner Form vervielfältigt werden noch an Dritte weitergegeben werden.
Es gilt nur für den persönlichen Gebrauch.

Kim, S./Kim, D. 2014: Investor sentiment from internet message postings and the predictability of stock returns. http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0167268114001206 (22.06.2016).

Kincl, T./Novák, M./Pribil, J. 2013: Getting Inside the Minds of the Customers: Automated Sentiment Analysis. In: Academic Conferences and Publishing: Proceedings of the 9th European Conference on Managment Leadership and Governance. Klagenfurt 2013, S. 122 - 128.

Kipker, I. 2014: FinTechs - Angriff auf die Geschäftsmodelle von Banken - Game Changer oder nächste Internet-Blase? Düsseldorf 2014.

Klar, M./Kühling, J. 2016: Privatheit und Datenschutz in der EU und den USA - Kollision zweier Welten? In: Archiv des öffentlichen Rechts, 141 (2016) 2, S. 165 - 226.

Klau, P. 1995: Das Internet: Der größte Informationshighway der Welt. 1. Aufl. Bonn 1995.

Klein, A./Altuntas, O./Häusser, T./Kessler, W. 2011: Extracting Investor Sentiment from Weblog Texts: A Knowledge-based Approach: Proceedings of the 13th IEEE Conference on Commerce and Enterprise Computing. Luxemburg 2011, S. 1 - 9.

Klein, A./Altuntas, O./Riekert, M./Dinev, V. 2013: A Combined Approach for Extracting Financial Instrument-Specific Investor Sentiment from Weblogs. In: Alt, R., Franczyk, B.: Konferenzband Wirtschaftsinformatik 2013. Leipzig 2013, S. 691 - 705.

Klein, M. 2012: HR Social Software: Unternehmensinterne Weblogs, Wikis und Social Networking services für Prozesse des Personalmanagements. Göttingen 2012.

Kleissner, C. 1998: Data mining for the enterprise: Proceedings of the 31st Hawaii International Conference on System Sciences. Kohala Coast 1998, S. 295 - 304.

Kloptchenko, A. 2002: Toward Automatic Analysis of Financial Reports: Readability of Quarterly Reports and Companies' Financial Performance. In: Association of Information Systems: Proceedings of the Americas Conference on Information Systems (AMCIS). Dallas 2002, S. 412.

Kloptchenko, A./Eklund, T./Back, B./Karlsson, J./Vanharante, H. 2004: Combining Data and Text Mining Techniques For Analyzing Financial Reports. In: Intelligent Systems in Accounting, Finance and Management, 12 (2004) 1, S. 29 - 41.

Knackstedt, R./Winkelmann, A. 2006: Online-Literaturdatenbanken im Bereich der Wirtschaftsinformatik. In: WIRTSCHAFTSINFORMATIK, 48 (2006) 1, S. 47 - 59.

Knaese, B. 1996: Kernkompetenzen im strategischen Management von Banken - Der "Resource-based-view" in Kreditinstituten. Wiesbaden 1996.

Dieses Werk ist copyrightgeschützt und darf in keiner Form vervielfältigt werden noch an Dritte weitergegeben werden.
Es gilt nur für den persönlichen Gebrauch.

Koch, M./Butz, A./Schlichter, J. (Hrsg.) 2014: Mensch und Computer 2014 - Tagungsband. München 2014.

Koku, P./Jagpal, H./Viswanath, P. V. 1997: The Effect of New Product Announcements and Pre-announcements on Stock Price. In: Journal of Market-Focused Management, 2 (1997) 2, S. 183 - 199.

Kothari, S. P./Li, X./Short, J. E. 2008: The Effect of Disclosures by Management, Analysts, and Financial Press on Cost of Capital, Return Volatility, and Analyst Forecasts: A Study Using Content Analysis. In: The Accounting Review, 84 (2008) 5, S. 1639 - 1670.

Kramer, J. W./Nitsch, K. W. 2010: Facetten der Unternehmensfinanzierung. Bremen 2010.

Kreditech 2016: Kreditech - What we do. https://www.kreditech.com/what-we-do/ (21.12.2016).

Kuhn, M. 2016: ConfusionMatrix {caret}. http://www.inside-r.org/node/86995 (11.05.2016).

Kumar, S. 2007: Bank of One: Empirical Analysis of Peer-to-Peer Financial Marketplaces. In: Association of Information Systems: Proceedings of the Americas Conference on Information Systems (AMCIS). Keystone 2007, S. 305.

Kununu 2012: Centrotherm Photovoltaics AG auf kununu. https://twitter.com/Frisch_bewertet/status/262987842798637056?lang=de (13.12.2016).

Kurz, D. 2012: 7 weitere Standorte von walter services nach Euro-Norm zertifiziert. https://twitter.com/marketingFORUM/status/255952770752970752 (14.12.2016).

Lackes, R. 2014: Stichwort: Forum. http://wirtschaftslexikon.gabler.de/Archiv/78641/forum-v9.html (03.07.2014).

Lan, M./Tan, L. C./Su, J./Lu, Y. 2009: Supervised and Traditional Term Weighting Methods for Automatic Text Categorization. In: IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 31 (2009) 4, S. 721 - 735.

Lenddo 2016: Creditscoring: The LenddoScore. https://www.lenddo.com/products.html#creditscore (21.12.2016).

Lendico 2015: Immer größere Probleme bei der Kreditvergabe durch Banken an kleinere Unternehmen. https://www.lendico.de/blog/immer-groessere-probleme-bei-der-kreditvergabe-durch-banken-kleinere-unternehmen/ (19.01.2017).

Levy, Y./Ellis, T. 2006: A Systems Approach to Conduct an Effective Literature Review in Support of Information Systems Research. In: Informing Science Journal, 9 (2006) 1, S. 181 - 212.

Dieses Werk ist copyrightgeschützt und darf in keiner Form vervielfältigt werden noch an Dritte weitergegeben werden.
Es gilt nur für den persönlichen Gebrauch.

Lewis, D. 1998: The Independence Assumption in Information Retrieval: Proceedings of the 10th European Conference on Machine Learning. London 1998, S. 4 - 15.

Li, C./Yang, J./Park, S. 2012a: Text categorization algorithms using semantic approaches, corpus-based thesaurus and WordNet. In: Expert Systems with Applications, 39 (2012), S. 765 - 772.

Li, F. 2006: Do Stock Market Investors Understand the Risk Sentiment of Corporate Annual Reports? http://ssrn.com/abstract=898181.

Li, F. 2010: The Information Content of Forward-Looking Statements in Corporate Filings. In: Journal of Accounting Research, 48 (2010) 5, S. 1049 - 1102.

Li, Q./Wang, T./Gong, Q./Chen, Y./Lin, Z./Song, S.-k. 2014: Media-aware quantitative trading based on public Web information. In: Decision Support Systems, 61 (2014) 0, S. 93 - 105.

Li, T./Jiang, B./Cheng, C./Xu, W. 2012b: Web Mining For Financial Market Prediction Based On Online Sentiments. In: Association of Information Systems: Proceedings of the Pacific Asia Conference on Information Systems (PACIS). Hochiminh City 2012, S. 43.

Li, X./He, S./Shi, H. 2011a: Construction and quantization for a basic sentiment lexicon. In: Institute of Electrical and Electronics Engineers: Proceedings of the 8th International Conference on Fuzzy Systems and Knowledge Discovery. Shanghai 2011, S. 1441 - 1445.

Li, X./Wang, C./Dong, J./Wang, F./Deng, X./Zhu, S. 2011b: Improving Stock Market Prediction by Integrating Both Market News and Stock Prices. In: Hameurlain, Abdelkader, Liddle, StephenW, Schewe, Klaus-Dieter, Zhou, Xiaofang: Database and Expert Systems Applications 2011, S. 279 - 293.

Lica, L. 2011: Predicting Product Performance with Social Media. In: Informatica Economica - Academia de Studii Economice din Bucuresti, 15 (2011) 2, S. 46 - 56.

Lin, L./Li, J./Zhang, R./Yu, W./Sun, C. 2014: Opinion Mining and Sentiment Analysis in Social Networks: A Retweeting Structure Aware Approach. In: Institute of Electrical and Electronic Engineers: Proceedings of the 2014 IEEE/ACM 7th International Conference on Utility and Cloud Computing. London 2014, S. 890 - 895.

Lin, M./Prabhala, N. R./Viswanathan, S. 2013: Judging Borrowers by the Company They Keep: Friendship Networks and Information Asymmetry in Online Peer-to-Peer Lending. In: Management Science, 59 (2013) 1, S. 17 - 35.

Liu, Y./Huang, X./An, A./Yu, X. 2007: ARSA: a sentiment-aware model for prediting sales performance using blogs. In: Kraaij, Wessel, Vries, Arjen P. de, Clarke, Charles L. A., Fuhr, Norbert, Kando, Noriko: the 30th annual international ACM SIGIR conference. Amsterdam 2007, S. 607 - 614.

Dieses Werk ist copyrightgeschützt und darf in keiner Form vervielfältigt werden noch an Dritte weitergegeben werden.
Es gilt nur für den persönlichen Gebrauch.

Liveident 2017: So funktioniert's. https://liveident.com/#so-funktionierts (19.01.2017).

Logistik Update 2013: Baumarktkette Praktiker verbündet sich beim Einkauf mit Konkurrent Hellweg. https://twitter.com/LogistikUpdate/status/296191016413822976 (14.12.2016).

Loughran, T. 2011: Barron's red flags - do they actually work? In: The Journal of Behavioral Finance, 12 (2011) 2, S. 90 - 97.

Loughran, T./McDonald, B. 2011: When Is a Liability Not a Liability? Textual Analysis, Dictionaries, and 10-Ks. In: The Journal of Finance, 66 (2011) 1, S. 35 - 65.

Loughran, T./McDonald, B. 2014: Measuring Readability in Financial Disclosures. In: The Journal of Finance, 69 (2014) 4, S. 1643 - 1671.

Loughran, T./McDonald, B. 2015: The Use of Word Lists in Textual Analysis. In: Journal of Behavioral Finance, 16 (2015), S. 1 - 11.

Lu, X./Lai, K. K./Liang, L. 2012: Dependence between stock returns and investor sentiment in Chinese Markets: A copula approach. In: Journal of Systems Science and Complexity, 25 (2012) 3, S. 529 - 548.

Lu, Y./Castellanos, M./Dayal, U./Zhai, C. 2011: Automatic construction of a context-aware sentiment lexicon. In: Sadagopan, S., Ramamritham, K., Kumar, A., Ravindra, M. P., Bertino, E., Kumar, R.: Proceedings of the 20th International Conference on World wide web. Hyderabad 2011, S. 347 - 356.

Lugmayr, A./Gossen, G. 2012: Evaluation of Methods and Techniques for Language Based Sentiment Analysis for DAX30 Stock Exchange - A First Concept of a Sentiment Indicator. In: Lugmays, A., Risse, T., Stockleben, B., Serral, E.: Proceedings of the 5th International Workshop on Semantic Ambient Media. Newcastle 2012, S. 69 - 76.

Luna, E. R./Garrigos, I./Rossi, G. 2010: Capturing and validating personalization requirements in web applications. In: Institute of Electrical and Electronics Engineers: Proceedings of the 2010 First International Workshop on the Web and Requirements Engineering. Sydney 2010, S. 13 - 20.

Luo, X./Zhang, J./Duan, W. 2012: Social Media and Firm Equity Value. In: Information Systems Research, 24 (2012) 1, S. 146 - 163.

Magdirila, P. 2014: Lenddo gets $6 million funding, plans to expand in Southeast Asia. https://sg.news.yahoo.com/lenddo-gets-6-million-funding-100144609.html (07.07.2014).

Magnusson, C./Arppe, A./Eklund, T./Back, B./Vanharanta, H./Visa, A. 2005: The language of quarterly reports as an indicator of change in the company’s financial status. In: Information & Management, 42 (2005) 4, S. 561 - 574.

Dieses Werk ist copyrightgeschützt und darf in keiner Form vervielfältigt werden noch an Dritte weitergegeben werden.
Es gilt nur für den persönlichen Gebrauch.

Mahajan, A./Dey, L./Haque, S. M. 2008: Mining Financial News for Major Events and Their Impacts on the Market. In: IEEE Computer Society Technical Committee on Intelligent Informatics: IEEE/WIC/ACM International Conference. Sydney 2008, S. 423 - 426.

Mahyoub, F. H./Siddiqui, M. A./Dahab, M. Y. 2014: Building an Arabic Sentiment Lexicon Using Semi-supervised Learning. In: Journal of King Saud University - Computer and Information Sciences, 26 (2014) 4, S. 417 - 424.

Majid, M. W./Mirzaei, G. 2015: Mastering AngularJS for .NET Developers. Birmingham 2015.

Martinez-Camara, E./Martin-Valdivia, M. T./Molina-Gonzalez, M. D./Perea-Ortega, J. M. 2014: Integrating Spanish lexical resources by meta-classifiers for polarity classification. In: Journal in Information Science, 40 (2014) 4, S. 538 - 554.

Matsuo, Y./Ohsawa, Y./Ishizuka, M. 2003: Average-Clicks: A New Measure of Distance on the World Wide Web. In: Journal of Intelligent Information Systems, 20 (2003) 1, S. 51 - 62.

Matta, M./Lunesu, I./Marchesi, M.: Bitcoin Spread Prediction Using Social And Web Search Media. In: Proceedings of DeCAT, 2015.

Mayring, P. 2015: Qualitative Inhaltsanalyse: Grundlagen und Techniken. 12. Aufl. Weinheim/Basel 2015.

McGuire, M./Kampf, C. 2015: Using social media sentiment analysis to understand audiences: A new skill for technical communicators? In: Institute of Electrical and Electronics Engineers: Proceedings of the 2015 IEEE International Professional Communication Conference. Limerick 2015, S. 1 - 7.

MediaNews 2012: Praktiker holt sich 60 Millionen Euro aus Kapitalerhöhung. https://twitter.com/media_ag/status/279638641280704513 (14.12.2016).

Mengelkamp, A. 2015: Wohin steuert das Credit Management? In: Der CreditManager, 4 (2015) 4, S. 9.

Mengelkamp, A./Hobert, S./Schumann, M. 2015a: Corporate Credit Risk Analysis Utilizing Textual User Generated Content - A Twitter Based Feasability Study: Proceedings of the 19th Pacific Asia Conference on Information Systems. Singapur 2015, S. 1 - 15.

Mengelkamp, A./Hobert, S./Schumann, M. 2015b: Interpreting Textual User Generated Content for Supplier-Credit Risk Analysis. In: Guillen, M., Juan, A., Ramalhinho, H., Serra, I., Serrat, C.: Current Topics on Risk Analysis: ICRA6 and RISK 2015 Conference. Madrid 2015, S. 515 - 524.

Mengelkamp, A./Rohmann, S./Schumann, M. 2016a: Credit Assessment Based on User Generated Content - State of Research. In: Bernadas, C., Minchella, D.: Proceedings of the 3rd European Conference on Social Media. Caen 2016, S. 223 - 231.

Dieses Werk ist copyrightgeschützt und darf in keiner Form vervielfältigt werden noch an Dritte weitergegeben werden.
Es gilt nur für den persönlichen Gebrauch.

Mengelkamp, A./Rojahn, M./Schumann, M. 2017: Evaluating Machine Learning Algorithms for Sentiment Classification of Tweets in Credit Assessment: Proceedings of the 4th European Conference on Social Media. Vilnius 2017, S. 209 - 217.

Mengelkamp, A./Schumann, M. 2015: Kreditwürdigkeitsprüfung von Firmenkunden auf Basis von Daten aus sozialen Medien. In: van Koeverden, A., Schneider-Maessen, J., Schumann, M., Weiß, B.: Bundeskongress 2015 - Die digitale Transformation und das Credit Management. Kleve 2015, S. 65 - 77.

Mengelkamp, A./Schumann, M. 2016: Fintechs im Kreditgeschäft - wenn etablierte Akteure sich bedroht sehen. In: Wirtschaftsinformatik & Management, 8 (2016) 3, S. 48 - 55.

Mengelkamp, A./Wolf, S./Schumann, M. 2016b: Data Driven Creation of Sentiment Dictionaries for Corporate Credit Risk Analysis. In: Association of Information Systems: Proceedings of the 22nd Americas Conference on Information Systems. San Diego 2016, S. 1 - 9.

Mertens, P./Bodendorf, F./König, W./Schumann, M./Hess, T./Buxmann, P. 2017: Grundzüge der Wirtschaftsinformatik. 12. Aufl. Berlin 2017.

Microsoft 2017: Windows 10. https://www.microsoft.com/de-de/windows (17.04.2017).

Miller, G. A./Beckwith, R./Fellbaum, C./Gross, D./Miller, K. 1990: An on-line lexical database. In: International Journal of Lexicography, 3 (1990) 4, S. 235 - 244.

Mironenko, A./Durfee, A. 2007: Mining Quarterly Reports for Intraday Stock Price Trends. In: Association of Information Systems: Proceedings of 13th Americas Conference on Information Systems. Keystone 2007, S. 466.

Mishne, G./Glance, N. S. 2006: Predicting Movie Sales from Blogger Sentiment. In: AAAI Spring Symposium: Computational Approaches to Analyzing Weblogs (2006), S. 155 - 158.

Mittermayer, M.-A. 2004: Forecasting Intraday stock price trends with text mining techniques. In: Association of Information Systems: Proceedings of the Hawaii International Conference on System Sciences. Waikoloa Village 2004, S. 1 - 10.

Moczar, L. 2005: Tomcat 5: Einsatz in Unternehmensanwendungen mit JSP und Servlets. München 2005.

Mohammad, S./Dunne, C./Dorr, B. 2009: Generating High-Coverage Semantic Orientation Lexicons From Overtly Marked Words and a Thesaurus. In: Koehn, P., Mihalcea, R.: Proceedings of the 2009 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing. Singapur 2009, S. 599 - 608.

Dieses Werk ist copyrightgeschützt und darf in keiner Form vervielfältigt werden noch an Dritte weitergegeben werden.
Es gilt nur für den persönlichen Gebrauch.

Molina-González, M. D./Martínez-Cámara, E./Martín-Valdivia, M./Perea-Ortega, J. M. 2013: Semantic orientation for polarity classification in Spanish reviews. In: Expert Systems with Applications, 40 (2013), S. 7250 - 7257.

Nahmer, P. 2007: Den Lieferantenkredit unter Kontrolle. In: Kredit & Rating Praxis, 1 (2007) 5, S. 31 - 33.

Nann, S./Krauss, J./Schoder, D. 2013: Predictive Analytics On Public Data - The Case Of Stock Markets. In: Association of Information Systems: Proceedings of the European Conference On Information Systems (ECIS). Utrecht 2013, S. 102.

Nasseri, A. A./Tucker, A./Cesare, S. de 2015: Quantifying StockTwits semantic terms' trading behavior in financial markets: An effective application of decision tree algorithms. In: Expert Systems with Applications, 42 (2015), S. 9192 - 9210.

Nassirtoussi, A. K./Aghabozorgi, S./Wah, T. Y./Ngo, D. C L. 2014: Text mining for market prediction: A systematic review. In: Expert Systems with Applications, 41 (2014) 16, S. 7653 - 7670.

Neri, F./Aliprandi, C./Capeci, F./Cuadros, M./By, T. 2012: Sentiment Analysis on Social Media. In: Institute of Electrical and Electronics Engineers: Proceedings of the 2012 International Conference on Advances in Social Networks Analysis and Mining. Istanbul 2012, S. 919 - 926.

Net News Express 2013: Verkaufgerüchte um Flexstrom. https://twitter.com/NetNewsExpress/status/299108229487685634?lang=de (13.12.2016).

Neuendorf, K. A. 2002: The Content Analysis Guidebook. Chicago 2002.

Neviarouskaya, A./Prendinger, H./Ishizuka, M. 2009: SentiFul: Generating a reliable lexicon for sentiment analysis. In: Institute of Electrical and Electronics Engineers: Proceedings of the 3rd International Conference on Affective Computing and Intelligent Interaction and Workshops. Amsterdam 2009, S. 1 - 6.

Nguyen, T. H./Shirai, K. 2015: Topic Modeling based Sentiment Analysis on Social Media for Stock Market Prediction: Proceedings of the 53rd Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics and the 7th International Joint Conference on Natural Language Processing. Peking 2015, S. 1354 - 1364.

Nielsen, F. A. 2011: A new ANEW: Evaluation of a Word List for Sentiment Analysis in Microblogs. In: Rowe, M., Stankovic, M., Dadzie, A.-S., Hardey, M.: Proceedings of the Workshop on 'Making Sense of Microposts': Big things come in small packages. Heraklion 2011, S. 93 - 98.

Nigam, K./Hurst, M. 2005: Measuring aggregate opinion from text with confidence bounds. In: Intelliseek TR (2005).

Dieses Werk ist copyrightgeschützt und darf in keiner Form vervielfältigt werden noch an Dritte weitergegeben werden.
Es gilt nur für den persönlichen Gebrauch.

Nofer, M./Hinz, O. 2014: Are crowds on the internet wiser than experts? In: Journal of Business Economics, 84 (2014) 3, S. 303 - 338.

Nofer, M./Hinz, O. 2015: Using Twitter to Predict the Stock Market. In: Business Information Systems Engineering, 57 (2015) 4, S. 229 - 242.

Odendahl, M./Finn, J./Wenger, A. 2010: Arduino - Physical Computing für Bastler, Designer & Geeks. Köln 2010.

OECD 2007: Participative web und user-created content: Web 2.0, wikis, and social networking. Paris 2007.

Oh, C./Sheng, O. 2011: Investigating Predictive Power of Stock Micro Blog Sentiment in Forecasting Future Stock Price Directional Movement. In: Association of Information Systems: Proceedings of the International Conference on Information Systems (ICIS). Shanghai 2011, S. 1 - 19.

Oliveira, N./Cortez, P./Areal, N. 2013: On the Predictability of Stock Market Behavior Using StockTwits Sentiment and Posting Volume. In: Correia, Luís, Reis, LuísPaulo, Cascalho, José: Progress in Artificial Intelligence 2013, S. 355 - 365.

Oliveira, N./Cortez, P./Areal, N. 2014: Automatic Creation of Stock Market Lexicons for Sentiment Analysis Using StockTwits Data. In: Desai, Bipin C., Almeida, Ana, Bernardino, Jorge, Gomes, Elza Ferreira: Proceedings of the 18th International Database Engineering & Applications Symposium: IDEAS'14 Instituto Superior de Engenharia do Porto, Porto, Portugal, July 7-9, 2014 2014, S. 115 - 123.

Olson, D. L./Wu, D. 2008: New Frontiers in Enterprise Risk Management. Heidelberg 2008.

OpenNLP 2016: Package 'openNLP'. https://cran.r-project.org/web/packages/openNLP/openNLP.pdf (11.05.2016).

Osman, Y./Athler, E. 2015: Das Jahr des Erwachens - Lange Zeit ignorierten deutsche Finanzinstitute die Angreifer aus dem Netz. Das hat sich geändert. In: Handelsblatt (2015) 226, S. 34 - 35.

Österle, H./Becker, J./Frank, U./Hess, T./Karagiannis, D./Krcmar, H./Loos, P./Mertens, P./Oberweis, A./Sinz, E. J. 2010: Memorandum zur gestaltungsorientierten Wirtschaftsinformatik. In: Österle, H., Winter, R., Brenner, W.: Gestaltungsorientierte Wirtschaftsinformatik: Ein Plädoyer für Rigor und Relevanz. St. Gallen 2010, S. 1 - 6.

Otto, K. 2013: Backstube Siebrecht!! Stadtbäckerei lässt Beschäftigte darben. https://twitter.com/KarlOtto13/status/316875193127665664?lang=de (02.10.2016).

Ozik, G./Sadka, R. 2012: Media and Investment Management. http://ssrn.com/abstract=1633705 (07.04.2014).

Dieses Werk ist copyrightgeschützt und darf in keiner Form vervielfältigt werden noch an Dritte weitergegeben werden.
Es gilt nur für den persönlichen Gebrauch.

Pak, A./Paroubek, P. 2010: Twitter as a Corpus for Sentiment Analysis and Opinion Mining: LREc 2010, S. 1320 - 1326.

Pang, B./Lee, L./Vaithynathan, S. 2002: Thumbs up?: sentiment classification using machine learning techniques: Proceedings of the ACL-02 conference on empirical methods in natural language processing 2002, S. 79 - 86.

Papaioannou, P./Russo, L./Papaioannou, G./Siettos, C. I. 2013: Can social microblogging be used to forecast intraday exchange rates? In: NETNOMICS: Economic Research and Electronic Networking, 14 (2013) 1-2, S. 47 - 68.

Pawns.com 2016: The 6 Most Famous Pawn Shops in the World. http://www.pawns.com/blog/famous-pawn-shops-around-the-world/ (31.10.2016).

Peramunetilleke, D./Wong, R. K. 2002: Currency exchange rate forecasting from news headlines. In: Proceedings of the Australasian database conference (ADC) (2002) 2, S. 131 - 139.

Perrone, V./Bolchini, D./Rastellini, A./Dragone, L. 2005: Shaping requirements for institutional Web applications: experience from an industrial project. In: Institute of Electrical and Electronics Engineers: Proceedings of the 13th IEEE International Conference on Requirements Engineering. Paris 2005, S. 221 - 230.

Perspektive Mittelstand 2012: Verivox weiter in der Kritik. https://twitter.com/pm_Presseportal/status/190335694747598849 (14.02.2017).

Pestov, V. 2011: Is the k-NN classifier in high dimensions affected by the curse of dimensionality? In: Computers & Mathematics with Applications, 65 (2011) 10, S. 1427 - 1437.

Play Framework 2017: The High Velocity Framework for Java and Scala. https://www.playframework.com/ (15.02.2017).

Pohl, K./Rupp, C. 2009: Basiswissen Requirements Engineering - Aus- und Weiterbildung nach IREB-Standard zum Certified Professional for Requirements Engineering Foundation Level. 1. Aufl. Heidelberg 2009.

Pots Wirtschaftsnews 2012: Wesentlicher Fortschritt bei Sanierung der centrotherm photovoltaics AG. https://twitter.com/ppch_wirtschaft/status/252784959423655937 (13.12.2016).

Power, D. J. 2002: Decision Support Systems - Concepts and Resources for Managers. Westport 2002.

Power, D. J. 2007: A Brief History of Decision Support Systems. http://DSSResources.COM/history/dsshistory.html (11.01.2017).

Dieses Werk ist copyrightgeschützt und darf in keiner Form vervielfältigt werden noch an Dritte weitergegeben werden.
Es gilt nur für den persönlichen Gebrauch.

PresseBox 2013: Loewe AG: Restrukturierungsprozess vor dem Abschluss. https://twitter.com/PresseBoxDE/status/379619783609548800 (14.12.2016).

Presseportal 2013a: FlexStrom: Stromdiscounter "sehr zufrieden" mit Geschäftsjahr 2012. https://twitter.com/na_presseportal/status/298832378355392513 (14.12.2016).

Presseportal 2013b: Loewe AG: Sanierung im Schutzschirmverfahren. https://twitter.com/na_presseportal/status/357173058315894784 (12.12.2016).

Price, S. McKay/Doran, J. S./Peterson, D. R./Bliss, B. A. 2012: Earnings conference calls and stock returns: The incremental informativeness of textual tone. In: Journal of Banking & Finance, 36 (2012) 4, S. 992 - 1011.

Property Magazine 2012: Backstube Siebrecht mietet 190 m² in Soest. https://twitter.com/PropertyMagazin/status/252734871229849600 (14.12.2016).

Ptácek, T./Habernal, I./Hong, J. 2014: Sarcasm Detection on Czech and English Twitter: Proceedings of COLING 2014, the 25th International Conference on Computational Linguistics. Dublin 2014, S. 213 - 223.

Pui Cheong Fung, G./Yu, J. X./Lam, W. 2003: Stock prediction: Integrating text mining approach using real-time news: 2003 IEEE International Conference on Computational Intelligence for Financial Engineering. Hongkong 2003, S. 395 - 402.

Qiu, G./Liu, B./Bu, J./Chen, C. 2011: Opinion word expansion and target extraction through double propagation. In: Computational Linguistics, 37 (2011) 1, S. 9 - 27.

Qiu, L./Rui, H./Whinston, A. B. 2014: The Impact of Social Network Structures on Prediction Market Accuracy in the Presence of Insider Information. In: Journal of Management Information Systems, 31 (2014) 1, S. 145 - 171.

Quinlan, J. 1993: C4.5: Programs for Machine Learning. San Mateo 1993.

Rafii, F./Kampas, P. 2002: How to identify your enemies before they destroy you. In: Harvard Business Review, 80 (2002) 11, S. 115 - 123.

Ranco, G./Aleksovski, D./Caldarelli, G./Grcar, M./Mozetic, I. 2015: The Effects of Twitter Sentiment on Stock Price Returns. In: PLoS ONE, 10 (2015) 9, S. 1 - 21.

RapidMiner GmbH 2016a: RapidMiner Optimize Parameters. http://docs.rapidminer.com/studio/operators/process_control/parameter/optimize_parameters_grid.html (11.05.2016).

RapidMiner GmbH 2016b: RapidMiner Studio. http://docs.rapidminer.com/studio/ (11.05.2016).

Dieses Werk ist copyrightgeschützt und darf in keiner Form vervielfältigt werden noch an Dritte weitergegeben werden.
Es gilt nur für den persönlichen Gebrauch.

RapidMiner GmbH 2016c: RapidMiner X-Validation. http://docs.rapidminer.com/studio/operators/evaluation/validation/x_validation.html (11.05.2016).

RapidMiner GmbH 2017: RapidMiner 7 - Operator Reference Manual. Dortmung 2017.

RapidMiner GmbH 2017b: RapidMiner Platform - Unified Data Science Platform. https://rapidminer.com/products/ (15.02.2017).

Rees, L./Twedt, B. 2012: Reading between the lines - An empirical examination of qualitative attributes of financial analysts reports. In: Journal of accounting and public policy, 31 (2012) 1, S. 1 - 21.

Remus, R./Quasthoff, U./Heyer, G. 2010: SentiWS - A Publicly Available German-language Resource for Sentiment Analysis. In: Calzolari, N., Choukri, K., Maegaard, B., Mariani, J., Odijk, J., Piperidis, S., Rosner, M.: Proceedings of the International Conference on Language Resources and Evaluation. Valletta 2010, S. 1168 - 1171.

Richter-Mundani, S. 2012: Häufiger Zahlungsverzug bei Flexstrom schreckt Branche auf. https://twitter.com/RichterMundani/status/268358200611463168 (12.12.2016).

Rode, J./Rosson, M. B. 2003: Programming at runtime: Requirements & paradigms for nonprogrammer web application development. In: Institute of Electrical and Electronics Engineers: Proceedings of the 2003 IEEE Symposium on Human Centric Computing Languages and Environments. Auckland 2003, S. 23 - 30.

Rodriguez, J./Perez, A./Lozano, J. 2010: Sensitivity Analysis of k-Fold Cross Validation in Prediction Error Estimation. In: IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 32 (2010) 3, S. 569 - 575.

Romano, B. L. 2009: Software Testing for Web-Applications Non-Functional Requirements. In: Institute of Electrical and Electronics Engineers: Proceedings of the 2009 Sixth International Conference on Information Technology: New Generations. Las Vegas 2009, S. 1674 - 1675.

Rudolph, B. 2006: Unternehmensfinanzierung und Kapitalmarkt. Tübingen 2006.

Safko, L. 2010: The Social Media Bible. New Jersey 2010.

Salini, P./Kanmani, S. 2012: Security Requirements Engineering Process for Web Applications. In: Procedia Engineering, 38 (2012), S. 2799 - 2807.

Samaschke, K. 2005: Java - Einstieg für Anspruchsvolle. München 2005.

Schierenbeck, H./Hölscher, R. 1998: Bankassurance. 4. Auflage. Stuttgart 1998.

Schmidt-Mohr, U. 2016: Prinzipal-Agent-Theorie. http://wirtschaftslexikon.gabler.de/Definition/prinzipal-agent-theorie.html (19.12.2016).

Dieses Werk ist copyrightgeschützt und darf in keiner Form vervielfältigt werden noch an Dritte weitergegeben werden.
Es gilt nur für den persönlichen Gebrauch.

Schneider, A. 2012: Solarindustrie - Wie kann die Wiederauferstehung gelingen? In: GBI-Genios Deutsche Wirtschaftsdatenbank GmbH: GENIOS Branchenwissen. München 2012.

Schröder, J. 2014: Top 20 der sozialen Netzwerke in Deutschland: Twitter, Instagram und Reddit die großen Gewinner. http://meedia.de/2014/11/05/top-20-der-sozialen-netzwerke-in-deutschland-twitter-instagram-und-reddit-die-grossen-gewinner/ (27.09.2016).

Schufa & Finanzen 2016: Schufa Score Tabelle und das Scoringverfahren 2016. http://schufa-und-finanzen.net/2012/01/schufa-score-tabelle-und-das-scoringverfahren/ (21.12.2016).

Schumaker, R. P./Chen, H. 2009: Textual analysis of stock market prediction using breaking financial news. In: ACM Transactions on Information Systems, 27 (2009) 2, S. 1 - 19.

Schumaker, R. P./Zhang, Y./Huang, C.-N./Chen, H. 2012: Evaluating sentiment in financial news articles. In: Decision Support Systems, 53 (2012) 3, S. 458 - 464.

Schumann, M. 2002: Bonitätsbeurteilungen und Kreditprüfungen im Electronic Business. In: Gabriel, R., Hoppe, U.: Electronic Business: Theoretische Aspekte und Anwendungen in der betrieblichen Praxis. Berlin 2002, S. 413 - 429.

Schumann, M./Hess, T./Hagenhoff, S. 2014: Grundfragen der Medienwirtschaft. 5. Aufl. Berlin Heidelberg 2014.

Sharewise 2013: Apple plant angeblich den Kauf des deutschen Fernsehbauers Loewe. https://twitter.com/sharewise/status/301769403597463553 (14.12.2016).

Sharma, A./Dey, S. 2013: Performance Investigation of Feature Selection Methods. In: IJCA Special Issue on Advanced Computing and Communication Technologien for HPC Applications (2013) 3, S. 15 - 19.

Shirata, C. Y./Sakagami, M. 2008: An Analysis of the "Going Concern Assumption". In: Journal of Emerging Technologies in Accounting, 5 (2008), S. 1 - 16.

Shirata, C. Y./Takeuchi, H./Ogina, S./Watanabe, H. 2011: Extracting Key Phrases as Predictors of Corporate Bankruptcy. In: Journal of Emerging Technologies in Accounting, 8 (2011), S. 31 - 44.

Siering, M. 2013: Investigating the Impact of Media Sentiment and Investor Attention on Financial Markets. In: Rabhi, FethiA, Gomber, Peter: Enterprise Applications and Services in the Finance Industry 2013, S. 3 - 19.

Siganos, A./Vagenas-Nanos, E./Verwijmeren, P.: Facebook's daily sentiment and international stock markets. http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0167268114001735 (07.07.2014).

Dieses Werk ist copyrightgeschützt und darf in keiner Form vervielfältigt werden noch an Dritte weitergegeben werden.
Es gilt nur für den persönlichen Gebrauch.

SimpleTuition 2016: The 10 Largest Student Loan Companies. http://www.simpletuition.com/student-loans/10-student-loan-companies/ (31.10.2016).

Sinha, N. R. 2010: Underreaction to News in the US Stock Market. http://ssrn.com/abstract=1572614.

Sinz, E. J. 2010: Konstruktionsforschung in der Wirtschaftsinformatik: Was sind die Erkenntnisziele gestaltungsorientierter Wirtschaftsinformatik-Forschung? In: Österle, H., Winter, R., Brenner, W.: Gestaltungsorientierte Wirtschaftsinformatik: Ein Plädoyer für Rigor und Relevanz. St. Gallen 2010, S. 27 - 33.

Sironi, P. 2016: FinTech Innovation - From Robo-Advisors to Goal Based Investing and Gamification. Cornwall 2016.

Smailović, J./Grčar, M./Lavrač, N./Žnidaršič, M. 2013: Predictive Sentiment Analysis of Tweets: A Stock Market Application. In: Holzinger, Andreas, Pasi, Gabriella: Human-Computer Interaction and Knowledge Discovery in Complex, Unstructured, Big Data. Berlin 2013, S. 77 - 88.

Sokolova, M./Lapalme, G. 2009: A systematic analysis of performance measures for classification tasks. In: Information Processing & Management, 45 (2009) 4, S. 427 - 437.

Souza, T. T. P./Kolchyna, O./Treleaven, P. C./Aste, T. 2015: Twitter Sentiment Analysis Applied to Finance: A Case Study in the Retail Industry. In: Computers and Society (2015), S. 1 - 23.

Specht, M. 2012: Hochtief Solutions expandiert in die Türkei. https://twitter.com/hvspecht/status/279247970539556864 (14.12.2016).

stadtundwerk 2012: Kommunen gründen Stromnetzgesellschaft Regionalwerk Hochrhein. https://twitter.com/stadtundwerk/status/280598199062913024 (14.122016).

Stapelkamp, T. 2012a: Flexstrom laufen die Kunden davon. https://twitter.com/BA_Management/status/276744405795340288 (12.12.2016).

Stapelkamp, T. 2012b: Flexstrom warnt vor sich selbst. https://twitter.com/gestaltung_/status/276747816469151744 (12.12.2016).

Statistisches Bundesamt 2008: Klassifikation der Wirtschaftszweige. https://www.destatis.de/DE/Methoden/Klassifikationen/GueterWirtschaftklassifikationen/Content75/KlassifikationWZ08.html (12.12.2014).

Statistisches Bundesamt 2014: Die zehn größten Unternehmensinsolvenzen in Deutschland im Jahr 2013. http://de.statista.com/statistik/daten/studie/12997/umfrage/groesste-unternehmensinsolvenzen-in-deutschland/ (11.09.2014).

Dieses Werk ist copyrightgeschützt und darf in keiner Form vervielfältigt werden noch an Dritte weitergegeben werden.
Es gilt nur für den persönlichen Gebrauch.

Statistisches Bundesamt 2016: Top Factoring-Anbieter in Deutschland nach Umsatz in den Jahren 2010 bis 2013. https://de.statista.com/statistik/daten/studie/166461/umfrage/top-factoring-anbieter-in-deutschland-nach-umsatz/.

Statistisches Bundesamt 2017: Marktanteile der meistgenutzten Browserversionen weltweit. https://de.statista.com/statistik/daten/studie/158095/umfrage/meistgenutzte-browser-im-internet-weltweit/ (17.04.2017).

Steinberger, J./Vázquez, S. 2011: Creating Sentiment Dictionaries via Triangulation. In: Association for Computational Linguistics: Proceedings of the 2nd Workshop on Computational Approaches to Subjectivity and Sentiment Analysis. Portland 2011, S. 28 - 36.

Stieglitz, S./Dang-Xuan, L. 2013: Social media and political communication - a social media analytics framework. In: Social Network Analysis and Mining, 3 (2013) 4, S. 1277 - 1291.

Stieglitz, S./Dang-Xuan, L./Bruns, A./Neuberger, C. 2014: Social Media Analytics. In: Business & Information Systems Engineering, 6 (2014) 2, S. 89 - 96.

Stiglitz, J. E./Weiss, A. 1981: Credit Rationing in Markets with Imperfect Information. In: The American Economic Review, 71 (1981) 3, S. 393 - 410.

Stone, P. J./Dunphy, D. C./Smith, M. S./Ogilivie, D. M. 1966: The General Inquirer: A Computer Approach to Content Analysis. Cambridge 1966.

Sul, H. K./Dennis, A. R./Yuan, L. 2014: Trading on Twitter: The Financial Information Content of Emotion in Social Media. In: Association of Information Systems: Proceedings of the 47th Hawaii International Conference on System Science. Waikoloa 2014, S. 806 - 815.

t3n 2014: Startup "Big Data Scoring" Was Facebook über deine Kreditwürdigkeit verrät. http://t3n.de/news/cebit-startup-big-data-scoring-533471/.

Tai, Y.-J./Kao, H.-Y. 2013: Automatic Domain-Specific Sentiment Lexicon Generation with Label Propagation. In: Weippl, E., Indrawan-Sanstiago, M., Steinbauer, M., Kotsis, G., Khalil, I.: Proceedings of the 15th International Conference on Information Integration and Web-based Applications & Services. Vienna 2013, S. 53 - 62.

Takamura, H./Inui, T./Okumura, M. 2005: Extracting semantic orientations of words using spin model. In: Knight, K.: Proceedings of the 43rd Annual Meeting on Association for Computational Linguistics. Stroudsburg 2005, S. 133 - 140.

Tan, S./Wu, Q. 2011: A random walk algorithm for automatic construction of domain-oriented sentiment lexicon. In: Expert Systems with Applications, 38 (2011) 10, S. 12094 - 12100.

Dieses Werk ist copyrightgeschützt und darf in keiner Form vervielfältigt werden noch an Dritte weitergegeben werden.
Es gilt nur für den persönlichen Gebrauch.

Tasci, S./Güngör, T. 2013: Comparison of text feature selection policies and using an adaptive framework. In: Expert Systems with Applications, 40 (2013), S. 4871 - 4886.

TAZ 2012: 15.000 Beschäftigte des angeschlagenen Baumarkt Praktiker wollen durch einen Gehaltsverzicht zur Sanierung beitragen. https://twitter.com/tazgezwitscher/status/262161594740535296?lang=de (13.12.2016).

Tele Talk News 2012: Der Dienstleister Walter Services ist als "Familienfreundliches Unternehmen der Stadt Cottbus" ausgezeichnet worden. https://twitter.com/teletalkde/status/278104890297966592 (14.12.2016).

Tetlock, P. C. 2007: Giving Content to Investor Sentiment: The Role of Media in the Stock Market. In: The Journal of Finance, 62 (2007) 3, S. 1139 - 1168.

Tetlock, P. C. 2008: More Than Words - Quantifying Language to Measure Firms' Fundamentals. In: Journal of Finance, 63 (2008) 3, S. 1437 - 1467.

Thakor, P./Sasi, S. 2015: Ontology-based Sentiment Analysis Process for Social Media Content. In: Procedia Computer Science, 53 (2015), S. 199 - 207.

Thet, T. T./Na, J.-C./Khoo, C. S. G. 2010: Aspect-based sentiment analysis of movie reviews on discussion boards. In: Journal of Information Science, 36 (2010) 6, S. 2544 - 2558.

Thomas, L. C./Edelman, D. B./Crook, J. N. 2002: Credit Scoring and Its Applications. Philadelphia 2002.

Toms Solar News 2013: Conergy baut zweites Photovoltaik-Kraftwerk in Rumänien. https://twitter.com/solenergie/status/332055256911466496 (14.12.2016).

Tsai, F.-T./Lu, H.-M./Hung, M.-W. 2010: The Effects of News Sentiment and Coverage on Credit Rating Analysis. In: Association of Information Systems: Proceedings of the 14th Pacific Asia Conference on Information Systems (PACIS). Taipei 2010, S. 1963 - 1970.

Tüpfeltier 2013: Marktschließung zum 15.06. https://twitter.com/HyaeneLeipzig/status/333185637664575488 (30.01.2017).

Turney, P./Littman, M. 2003: Measuring praise and criticism: Inference of semantic orientation from association. In: ACM Transactions on Information Sytem, 21 (2003) 4, S. 315 - 346.

Tweetranking 2012: Energieversorger Badenova profitiert nicht von Kälte. https://twitter.com/EVU_NewsDE/status/199933979279884288 (12.12.2016).

Twitter 2016: Twitter Search API. https://dev.twitter.com/rest/public/search (27.09.2016).

Twitter 2017a: API Rate Limits. https://dev.twitter.com/rest/public/rate-limiting (16.05.2017).

Dieses Werk ist copyrightgeschützt und darf in keiner Form vervielfältigt werden noch an Dritte weitergegeben werden.
Es gilt nur für den persönlichen Gebrauch.

Twitter 2017b: Twitter REST API. https://dev.twitter.com/rest/public (11.02.2017).

Twitter 2017c: Twitter Streaming APIs. https://dev.twitter.com/streaming/public (06.02.2017).

Twitter4J 2017: Twitter4J. http://twitter4j.org/en/index.html (15.02.2016).

Ubuntu 2017: Ubuntu 16.04 LTS. http://releases.ubuntu.com/16.04/ (17.04.2017).

Valendo 2017: Unsere Leistungen. https://www.valendo.de/ (19.01.2017).

Vavpetič, A./Novak, P./Grčar, M./Mozetič, I./Lavrač, N. 2013: Semantic Data Mining of Financial News Articles. In: Fürnkranz, Johannes, Hüllermeier, Eyke, Higuchi, Tomoyuki: Discovery Science 2013, S. 294 - 307.

Verbinnen, C. 2013: Loewe und Hisense vereinbaren strategische Partnerschaft. https://twitter.com/CVerbinnen/status/362546260424654848 (14.12.2016).

von Stegmann und Stein, E. 2000: Ansätze zur Risikosteuerung einer Kreditversicherung unter Berücksichtigung von Unternehmensverflechtungen. Göttingen 2000.

Vu, T. T./Chang, S./Ha, Q. T./Collier, N. 2012: An experiment in integrating sentiment features for tech stock prediction in twitter: Workshop on Information extraction and Entity Analytics on Social Media Data. Mumbai 2012, S. 23 - 38.

Waltinger, U. 2010: A Lexical Resource for German Sentiment Analysis. In: Calzolari, N., Chourkri, K., Maegaard, B., Mariani, J., Odijk, J., Piperidis, S., Rosner, M., Tapia, D.: Proceedings of the Seventh International Conference on Language Resources and Evaluation. Valetta 2010.

Waltinger, U. 2012: GermanPolarityClues - A Lexical Resource for German Sentiment Analysis (Onlinedocumentation). http://www.ulliwaltinger.de/sentiment/ (02.12.2015).

Wang, Z./Joo, V./Tong, C./Xin, X./Chin, H. C. 2014: Anomaly Detection through Enhanced Sentiment Analysis on Social Media Data. In: Institute of Electrical and Electronics Engineers: Proceedings of the 2014 IEEE 6th International Conference on Cloud Computing Technology and Science. Singapur 2014, S. 917 - 922.

Webster, J./Watson, R. T. 2002: Analyzing the Past to Prepare for the Future: Writing a Literature Review. In: MIS Quarterly, 26 (2002) 2, S. xiii - xxiii.

Weichselbraun, A./Gindl, S./Scharl, A. 2014: Enriching semantic knowledge bases for opinion mining in big data applications. In: Knowldge-based Systems, 69 (2014), S. 78 - 85.

Weiss, S./Induskhya, N./Zhang, T. 2015: Fundamentals of Predictive Text Mining. London 2015.

Weka J48 2016: J48. http://weka.sourceforge.net/doc.dev/weka/classifiers/trees/J48.html (11.05.2016).

Dieses Werk ist copyrightgeschützt und darf in keiner Form vervielfältigt werden noch an Dritte weitergegeben werden.
Es gilt nur für den persönlichen Gebrauch.

Weka Logistic 2016: Logistic. http://wekasourceforge.net/doc.dev/weka/classifiers/functions/Logistic.html (11.05.2016).

Wilde, T./Hess, T. 2007: Forschungsmethoden der Wirtschaftsinformatik - Eine empirische Untersuchung. In: WIRTSCHAFTSINFORMATIK, 49 (2007) 4, S. 280 - 287.

Wilson, T./Hoffmann, P./Somasundaran, S./Kessler, J./Wiebe, J./Choi, Y./Cardie, C./Riloff, E./Patwardhan, S. 2005a: OpinionFinder: A system for subjectivity analysis. In: Association for Computational Linguistics: Proceedings of the 2005 GLT/EMNLP on Interactive Demonstrations. Vancouver 2005, S. 34 - 35.

Wilson, T./Wiebe, J./Hoffmann, P. 2005b: Recognizing contextual polarity in phrase-level sentiment analysis. In: Mooney, R. J.: HLT 05 Proceedings of the conference on Human Language Technology and Empirical Methods in Natural Language Processing. Vancouver 2005, S. 347 - 354.

Wirtschaft 2013: Praktiker AG: Max Bahr auf Rang 2 bei "Bester Baumarkt 2013". https://twitter.com/ots_wirtschaft/status/321895384609869824 (14.12.2016).

Wuthrich, B./Cho, V./Leung, S./Permunetilleke, D./Sankaran, K./Thang, J. 1998: Daily stock market forecast from textual web data. In: IEEE international conference on systems, man and cybernetics, 3 (1998) 2723, S. 2720 - 2725.

Yan, Z./Xing, M./Zhang, D./Ma, B. 2014: A Context-Dependent Sentiment Analysis of Online Product Reviews based on Dependency Relationships. In: Association for Information Systems: Proceedings for the 4th International Conference on Information Systems. Auckland 2014, S. 1 - 14.

Yu, L./Wang, S./Lai, K. K./Zhou, L. 2008: Bio-Inspired Credit Risk Analysis: Computational Intelligence with Support Vector Machines. Heidelberg 2008.

Yu, Y./Duan, W./Cao, Q. 2013: The impact of social and conventional media on firm equity value: A sentiment analysis approach. In: Decision Support Systems, 55 (2013) 4, S. 919 - 926.

Zhai, Y./Hsu, A./Halgamuge, S. 2007: Combining News and Technical Indicators in Daily Stock Price Trends Prediction: Liu, Fei et al. (Hg.) – Advances in Neural Networks 2007, S. 1087 - 1096.

Zhan, W./Li, C./Ye, Y./Li, W./Ngai, E. W. T. 2015: Dynamic Business Network Analysis for Correlated Stock Price Movement Prediction. In: IEEE Intelligent Systems, 30 (2015) 2, S. 26 - 33.

Zhang, H./Yu, Z./Xu, M./Shi, Y. 2012a: An Improved Method to Building a Score Lexicon for Chinese Sentiment Analysis: Proceedings of the 8th International Conference on Semantics, Knowledge and Grids. Beijing 2012, S. 241 - 244.

Dieses Werk ist copyrightgeschützt und darf in keiner Form vervielfältigt werden noch an Dritte weitergegeben werden.
Es gilt nur für den persönlichen Gebrauch.

Zhang, J./Peng, Q. 2012: Constructing Chinese domain lexicon with improved entropy formula for sentiment analysis. In: Institute of Electrical and Electronics Engineers: Proceedings of the International Conference on Information and Automation. Shenyang 2012, S. 850 - 855.

Zhang, X./Fuehres, H./Gloor, P. 2012b: Predicting Asset Value through Twitter Buzz. In: Altmann, J., Baumöl, U., Krämer, B. J.: Advances in Collective Intelligence. Berlin 2012, S. 23 - 34.

Zhao, W. X./Jang, J./Weng, J./He, J./Lim, E.-P./Yan, H./Xiaoming, L. 2011: Comparing Twitter and Traditional Media using Topic Models. http://ink.library.smu.edu.sg/sis_research (12.06.2015).

Zheludev, I./Smith, R./Aste, T. 2014: When Can Social Media Lead Financial Markets? In: Scientific Reports, 4 (2014) 4213, S. 1 - 12.

Ziegler, C.-N./Lambertin, J. 2013: Social Media und der ROI - Erfolgsplanung und -kontrolle. Köln 2013.

Zimbra, D./Chen, H./Lusch, R. F. 2015: Stakeholder Analyses of Firm-Relatd Web Forums: Applications in Stock Return Prediction. In: ACM Transactions on Management Information System, 6 (2015) 1, 2:1-2:38.

Zülch, M. J./Alic, I./Muntermann, J. 2011: How "good" is bad News? Exploring Sentiments of Corporate Disclosures. In: Association of Information Systems: Proceedings of the Americas Conference on Information Systems. Detroit 2011, S. 1 - 10.

Dieses Werk ist copyrightgeschützt und darf in keiner Form vervielfältigt werden noch an Dritte weitergegeben werden.
Es gilt nur für den persönlichen Gebrauch.

Anhang

a. Kategorisierte Quellen des systematischen Literaturreviews

Anwendungsdomäne	Quellen
Risikomanagement und Prognose von Finanzkennzahlen	(Antweiler/Frank 2004; Bodnaruk et al. 2015; Bohn et al. 2013; Bollen et al. 2011; Brown 2012; Cao et al. 2012; Carretta et al. 2011; Chen et al. 2013; Chen et al. 2014; CuiQing et al. 2014; Das/Chen 2007; Davis/Tama-Sweet 2011; Davis et al. 2011; Davis et al. 2012; Demers/Vega 2011; Devi/Bhaskaran 2015; Doran 2012; Durnev/Mangen 2011; Engelberg 2008; Engelberg et al. 2012; Feldman et al. 2008; Ferguson et al. 2013; Ferris S. P. et al. 2012; Franco et al. 2015; Garcia 2013; Geva/Zahavi 2014; Groß-Klußmann/Hautsch 2011; Groth/Muntermann 2011; Hagenau et al. 2013; Hájek/Olej 2013; Henry 2006b; Henry 2006a; Henry/Leone 2009; Heston/Sinha 2015; Hill/Ready-Campbell 2011; Hillert et al. 2014; Hollum et al. 2013; Hsieh et al. 2015; Huang et al. 2011; Huang et al. 2014; Jegadeesh/Di Wu 2013; Jiang et al. 2014; Jin et al. 2013; Junque de Fortuny, E. et al. 2014; Kearney/Liu 2014; Kim/Kim 2014; Klein et al. 2011; Klein et al. 2013; Kloptchenko 2002; Koku et al. 1997; Kothari et al. 2008; Li 2006, 2010; Li et al. 2012b; Li et al. 2011b; Li et al. 2014; Loughran 2011; Loughran/McDonald 2011, 2014, 2015; Lu et al. 2012; Lugmayr/Gossen 2012; Luo et al. 2012; Magnusson et al. 2005; Mahajan et al. 2008; Matta et al.; Mironenko/Durfee 2007; Mittermayer 2004; Nann et al. 2013; Nasseri et al. 2015; Nassirtoussi et al. 2014; Nguyen/Shirai 2015; Nofer/Hinz 2014, 2015; Oh/Sheng 2011; Oliveira et al. 2013; Ozik/Sadka 2012; Peramunetilleke/Wong 2002; Papaioannou et al. 2013; Price, S. McKay et al. 2012; Ranco et al. 2015; Qiu et al. 2014; Rees/Twedt 2012; Schumaker/Chen 2009; Schumaker et al. 2012; Siering 2013; Siganos et al.; Sinha 2010; Smailović et al. 2013; Souza, T. T. P. et al. 2015; Sul et al. 2014; Tetlock 2007, 2008; Vavpetič et al. 2013; Vu et al. 2012; Wuthrich et al. 1998; Yu et al. 2013; Zhai et al. 2007; Zhang et al. 2012b; Zheludev et al. 2014; Zhan et al. 2015; Zimbra et al. 2015; Zülch et al. 2011)
Prognose von Finanzkennzahlen	(Asur/Huberman 2010; Clatworthy/Jones 2003; Dhar/Chang 2009; Lica 2011; Liu et al. 2007; Mishne/Glance 2006)
Bonitätsprüfung für private Schuldner	(Freedman/Zhe Jin 2014; Greiner/Wang 2009; Kumar 2007; Lin et al. 2013)
Bonitätsprüfung für kommerzielle Schuldner	(Hirokawa et al. 2011; Kloptchenko et al. 2004; Shirata et al. 2011; Shirata/Sakagami 2008; Tsai et al. 2010)

Tabelle Anhang-1: Einordnung der Quellen in Anwendungsdomänen

Dieses Werk ist copyrightgeschützt und darf in keiner Form vervielfältigt werden noch an Dritte weitergegeben werden.
Es gilt nur für den persönlichen Gebrauch.

b. Erfüllung der Kriterien hinsichtlich des disruptiven Potentials in den Unternehmenskategorien

		Fintechs												Etablierte Akteure									
Marktphase		**Markteintritt**					**Hauptmarktzugang**				**Versagen des etablierten Akteurs**			**Markteintritt**			**Hauptmarktzugang**				**Versagen des etablierten Akteurs**		
Kriterium		Produkte sind hinsichtlich etablierter Qualitätsmerkmale schlechter	Produkte sind billiger, komfortabler oder zuverlässiger	Produkte sprechen gegenwärtige Nichtkonsumenten an	Profitables Geschäftsmodell, das auf überbediente Kunden abzielt	Investoren erlauben das Experimentieren	Produkte basieren auf Standardkomponenten	Strategische Ressourcen (Lizenzen, Kapital, etc.) sind zugänglich	Netzwerk für potentiell disruptive Innovation ist voraussichtlich groß	Potentiell disruptive Innovation ist kompatibel mit existierendem Netzwerk	Geschäftsmodell ist hinreichend unterschiedlich	Prozesse sind hinreichend unterschiedlich	Wertschöpfungsnetzwerk hat geringe Überschneidungen	Manche Kunden sind überbedient	Hauptkundensegment schätzt das Produkt des neuen Marktakteurs nicht	Markt für Produkte basierend auf der potentiell disruptiven Innovation erscheint klein und irrelevant	Qualitätsmerkmale verändern sich	Kunden sind nicht bereit, mehr für Verbesserungen etablierter Eigenschaften zu bezahlen	Wechselkosten sind niedrig	Koordinationskosten sind niedrig	Produkte, die dem Angebot der Fintechs entsprechen, werden dem eigenen Produktportfolio nicht hinzugefügt	Etablierter Akteur flüchtet in Premium-Kundensegmente	Potentielle disruptive Innovation wird nicht in einer separaten Organisation umgesetzt
Unternehmenskategorie	Crowdfunding	100%	100%	100%	0%	100%	50%	100%	50%	0%	40%	0%	0%	0%	100%	100%	0%	100%	0%	0%	50%	0%	50%
	Nutzung neuer Daten zur Bonitätsprüfung	100%	72%	100%	0%	100%	50%	50%	56%	78%	44%	44%	0%	0%	100%	100%	0%	94%	0%	94%	50%	0%	50%
	Online Identifikation	0%	100%	0%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	0%	100%	0%	100%	100%	0%	0%	100%	0%	100%	0%	0%	0%
	Online Pfandhäuser	0%	100%	0%	100%	100%	67%	100%	0%	0%	67%	67%	0%	0%	100%	100%	0%	100%	0%	100%	100%	0%	100%
	P2P-Kredite	100%	100%	100%	0%	100%	50%	100%	50%	0%	50%	0%	0%	0%	100%	100%	0%	100%	0%	0%	50%	0%	50%
	Schlanke Prozesse im Factoring	100%	100%	0%	0%	100%	33%	100%	56%	0%	0%	56%	0%	0%	100%	0%	0%	0%	0%	100%	56%	0%	0%
	Studienkredite	0%	100%	0%	100%	100%	67%	100%	67%	0%	0%	67%	0%	100%	0%	0%	0%	100%	0%	100%	67%	0%	0%
	Vergleichsportale	0%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	60%	60%	0%	100%	100%	0%	0%	100%	100%	100%	100%	0%	100%

Tabelle Anhang-2: Prozentualer Anteil der Unternehmen in den Kategorien, welche die disruptiv-positiven Kriterien erfüllen

Dieses Werk ist copyrightgeschützt und darf in keiner Form vervielfältigt werden noch an Dritte weitergegeben werden.
Es gilt nur für den persönlichen Gebrauch.

c. Graphen der Machbarkeitsstudie

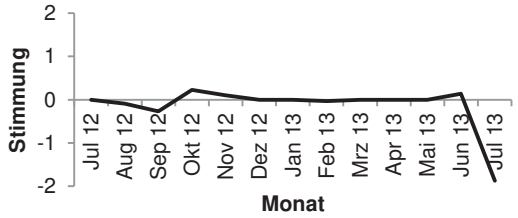

Abbildung Anhang-1: Walter Services GmbH

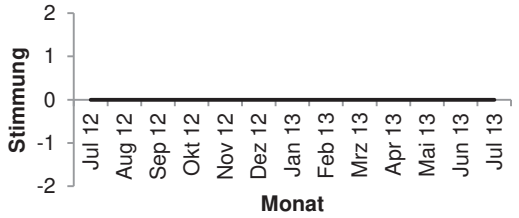

Abbildung Anhang-2: Arvato Direct Services GmbH

Abbildung Anhang-3: Max Bahr GmbH

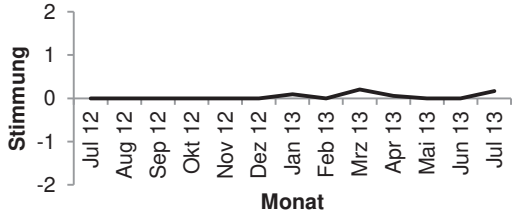

Abbildung Anhang-4: Hagebaumarkt GmbH

Abbildung Anhang-5: Kunert Fashion GmbH

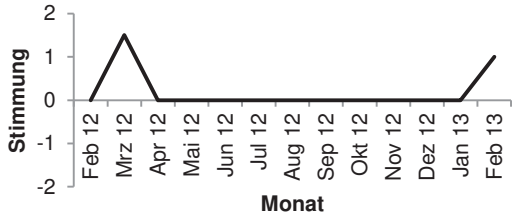

Abbildung Anhang-6: Bugatti GmbH

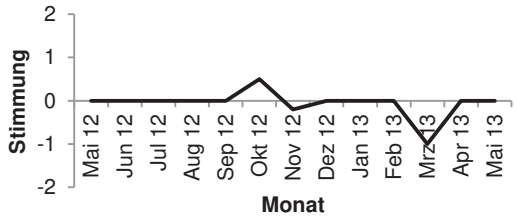

Abbildung Anhang-7: Backstube Siebrecht GmbH

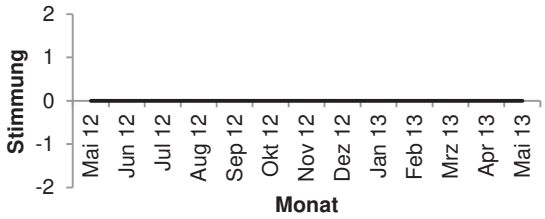

Abbildung Anhang-8: Bäcker Görtz GmbH

Dieses Werk ist copyrightgeschützt und darf in keiner Form vervielfältigt werden noch an Dritte weitergegeben werden.
Es gilt nur für den persönlichen Gebrauch.

d. Dashboard des Prototyps

Unternehmen

Exportieren | + Unternehmen hinzufügen

Hinweis

In dieser Ansicht sehen Sie die derzeit überwachten Unternehmen.

Sie haben die Möglichkeit, die Unternehmensprofile in verschiedenen sozialen Netzwerken zur Überwachung hinzuzufügen. Das System ruft dann in regelmäßigen Abständen den Feed des jeweiligen Benutzers ab und analysiert die Beiträge. Anschließend wird ein Score auf Grundlage dieser Daten errechnet.

#	Name	Soziales Netzwerk	Letzter Eintrag	Zuletzt aktualisiert	Einträge	Aktiv?	Actions
1	SMA Solar	Twitter	2017-02-08 16:02:18	2017-02-08 16:02:47	46	✔	
2	Conergy AG	Twitter	2017-02-09 08:02:19	2017-02-09 11:02:35	3	✔	
3	Centrotherm Photovoltaics	Twitter	2017-02-09 11:02:39	2017-02-09 11:02:39	0	✔	

Abbildung Anhang-9: Vollständiges Dashboard

Dieses Werk ist copyrightgeschützt und darf in keiner Form vervielfältigt werden noch an Dritte weitergegeben werden.
Es gilt nur für den persönlichen Gebrauch.

e. Modellübersicht des Prototyps

RapidMiner

Trainingsdaten hochladen

Hinweis

In dieser Ansicht können Sie die Trainingsdaten verwalten, welche dem RapidMiner zugrunde liegen.

Sie haben die Möglichkeit neue Trainingsdatensets als *.csv-Datei (auch gepackt als *.zip-Datei) hochzuladen und damit ein neues Modell anzulegen. Weiterhin können bereits hochgeladene Modelle gelöscht werden.

Bitte verwenden Sie für die *.csv-Datei folgendes Format:

```
"sentiment";"text"LF
```

LF steht dabei für einen Zeilenumbruch.

#	Name	Dateiname	Sprache	Präzision	Status
1	Modell Fokus Insolvenz (3 Klassen)	/conf/rapidminer/model/yNnOxOnZRW_1431529766213	de	9007	✔
2	Modell Fokus Insolvenz (5 Klassen)	/conf/rapidminer/model/1fcwxtxo2g_1431531447825	de	8812	✔
3	Sentiment 140 (2 Klassen - 200000)	/conf/rapidminer/model/EtqmunwxdB_1433917127975	en	7400	✔

Abbildung Anhang-10: Vollständige Modellübersicht des Prototyps

Dieses Werk ist copyrightgeschützt und darf in keiner Form vervielfältigt werden noch an Dritte weitergegeben werden.
Es gilt nur für den persönlichen Gebrauch.

f. Zeitverhalten der Suchen zu den DAX 30-Unternehmen

Minute	Anzahl der erfassten und bewerteten Tweets (Ø 507,4 Tweets/Minute)
1	598
2	598
3	397
4	497
5	497
6	397
7	598
8	497
9	597
10	398

Tabelle Anhang-3: Zeitmessung der Suche zu Allianz

Minute	Anzahl der erfassten und bewerteten Tweets (Ø 305,5 Tweets/Minute)
1	308
2	307
3	307
4	306
5	308
6	307
7	306
8	309
9	291
10	306

Tabelle Anhang-4: Zeitmessung der Suche zu BASF

Minute	Anzahl der erfassten und bewerteten Tweets (Ø 462,3 Tweets/Minute)
1	583
2	383
3	583
4	483
5	463
6	287
7	583
8	586
9	186
10	486

Tabelle Anhang-5: Zeitmessung der Suche zu Bayer

Minute	Anzahl der erfassten und bewerteten Tweets (Ø 302,6 Tweets/Minute)
1	303
2	303
3	303
4	301
5	303
6	303
7	303
8	301
9	303
10	303

Tabelle Anhang-6: Zeitmessung der Suche zu Beiersdorf

Minute	Anzahl der erfassten und bewerteten Tweets (Ø 510,1 Tweets/Minute)
1	600
2	600
3	500
4	600
5	400
6	300
7	501
8	500
9	500
10	600

Tabelle Anhang-7: Zeitmessung der Suche zu BMW

Minute	Anzahl der erfassten und bewerteten Tweets (Ø 480,2 Tweets/Minute)
1	500
2	500
3	400
4	500
5	500
6	400
7	400
8	601
9	500
10	501

Tabelle Anhang-8: Zeitmessung der Suche zu Commerzbank

Dieses Werk ist copyrightgeschützt und darf in keiner Form vervielfältigt werden noch an Dritte weitergegeben werden.
Es gilt nur für den persönlichen Gebrauch.

Minute	Anzahl der erfassten und bewerteten Tweets (Ø 309,5 Tweets/Minute)
1	460
2	226
3	326
4	327
5	326
6	326
7	326
8	226
9	326
10	226

Tabelle Anhang-9: Zeitmessung der Suche zu Continental

Minute	Anzahl der erfassten und bewerteten Tweets (Ø 470 Tweets/Minute)
1	500
2	400
3	400
4	500
5	400
6	500
7	500
8	500
9	500
10	500

Tabelle Anhang-10: Zeitmessung der Suche zu Daimler

Minute	Anzahl der erfassten und bewerteten Tweets (Ø 460,3 Tweets/Minute)
1	500
2	600
3	400
4	600
5	400
6	500
7	501
8	201
9	400
10	501

Tabelle Anhang-11: Zeitmessung der Suche zu Deutsche Bank

Minute	Anzahl der erfassten und bewerteten Tweets (Ø 392,8 Tweets/Minute)
1	403
2	403
3	400
4	301
5	404
6	404
7	403
8	404
9	403
10	403

Tabelle Anhang-12: Zeitmessung der Suche zu Deutsche Börse

Minute	Anzahl der erfassten und bewerteten Tweets (Ø 63,3 Tweets/Minute)
1	63
2	64
3	63
4	63
5	63
6	63
7	63
8	64
9	64
10	63

Tabelle Anhang-13: Zeitmessung der Suche zu Deutsche Lufthansa

Minute	Anzahl der erfassten und bewerteten Tweets (Ø 520 Tweets/Minute)
1	600
2	500
3	500
4	600
5	500
6	500
7	500
8	500
9	500
10	500

Tabelle Anhang-14: Zeitmessung der Suche zu Deutsche Post

Dieses Werk ist copyrightgeschützt und darf in keiner Form vervielfältigt werden noch an Dritte weitergegeben werden.
Es gilt nur für den persönlichen Gebrauch.

Minute	Anzahl der erfassten und bewerteten Tweets (Ø 362,2 Tweets/Minute)
1	363
2	362
3	361
4	361
5	364
6	362
7	364
8	362
9	362
10	361

Tabelle Anhang-15: Zeitmessung der Suche zu Deutsche Telekom

Minute	Anzahl der erfassten und bewerteten Tweets (Ø 470 Tweets/Minute)
1	600
2	400
3	500
4	500
5	500
6	400
7	500
8	500
9	400
10	400

Tabelle Anhang-16: Zeitmessung der Suche zu E.ON

Minute	Anzahl der erfassten und bewerteten Tweets (Ø 160 Tweets/Minute)
1	160
2	160
3	160
4	160
5	160
6	160
7	160
8	160
9	160
10	160

Tabelle Anhang-17: Zeitmessung der Suche zu Fresenius

Minute	Anzahl der erfassten und bewerteten Tweets (Ø 37 Tweets/Minute)
1	37
2	37
3	37
4	37
5	37
6	37
7	37
8	37
9	37
10	37

Tabelle Anhang-18: Zeitmessung der Suche zu Fresenius Medical Care

Minute	Anzahl der erfassten und bewerteten Tweets (Ø 59 Tweets/Minute)
1	59
2	59
3	59
4	59
5	59
6	59
7	59
8	59
9	59
10	59

Tabelle Anhang-19: Zeitmessung der Suche zu HeidelbergCement

Minute	Anzahl der erfassten und bewerteten Tweets (Ø 520 Tweets/Minute)
1	600
2	500
3	500
4	500
5	600
6	500
7	500
8	500
9	500
10	500

Tabelle Anhang-20: Zeitmessung der Suche zu Henkel

Dieses Werk ist copyrightgeschützt und darf in keiner Form vervielfältigt werden noch an Dritte weitergegeben werden.
Es gilt nur für den persönlichen Gebrauch.

Minute	Anzahl der erfassten und bewerteten Tweets (Ø 78,1 Tweets/Minute)
1	79
2	78
3	78
4	78
5	78
6	78
7	78
8	78
9	78
10	78

Tabelle Anhang-21: Zeitmessung der Suche zu Infineon

Minute	Anzahl der erfassten und bewerteten Tweets (Ø 530,1 Tweets/Minute)
1	600
2	500
3	500
4	501
5	600
6	500
7	500
8	500
9	600
10	500

Tabelle Anhang-22: Zeitmessung der Suche zu K+S

Minute	Anzahl der erfassten und bewerteten Tweets (Ø 271,6 Tweets/Minute)
1	272
2	270
3	272
4	272
5	270
6	272
7	272
8	272
9	272
10	272

Tabelle Anhang-23: Zeitmessung der Suche zu Linde

Minute	Anzahl der erfassten und bewerteten Tweets (Ø 136,1 Tweets/Minute)
1	140
2	140
3	101
4	140
5	140
6	140
7	140
8	140
9	140
10	140

Tabelle Anhang-24: Zeitmessung der Suche zu Merck

Minute	Anzahl der erfassten und bewerteten Tweets (Ø 64 Tweets/Minute)
1	64
2	64
3	64
4	64
5	64
6	64
7	64
8	64
9	64
10	64

Tabelle Anhang-25: Zeitmessung der Suche zu Munich Re

Minute	Anzahl der erfassten und bewerteten Tweets (Ø 500,7 Tweets/Minute)
1	507
2	500
3	500
4	500
5	500
6	500
7	500
8	500
9	500
10	500

Tabelle Anhang-26: Zeitmessung der Suche zu RWE

Dieses Werk ist copyrightgeschützt und darf in keiner Form vervielfältigt werden noch an Dritte weitergegeben werden.
Es gilt nur für den persönlichen Gebrauch.

Minute	Anzahl der erfassten und bewerteten Tweets (Ø 459,8 Tweets/Minute)
1	458
2	460
3	460
4	460
5	460
6	460
7	460
8	460
9	460
10	460

Tabelle Anhang-27: Zeitmessung der Suche zu SAP

Minute	Anzahl der erfassten und bewerteten Tweets (Ø 500 Tweets/Minute)
1	500
2	500
3	500
4	500
5	500
6	500
7	500
8	500
9	500
10	500

Tabelle Anhang-28: Zeitmessung der Suche zu Siemens

Minute	Anzahl der erfassten und bewerteten Tweets (Ø 410,7 Tweets/Minute)
1	423
2	423
3	422
4	423
5	300
6	423
7	423
8	423
9	422
10	425

Tabelle Anhang-29: Zeitmessung der Suche zu ThyssenKrupp

Minute	Anzahl der erfassten und bewerteten Tweets (Ø 460,2 Tweets/Minute)
1	468
2	467
3	467
4	467
5	300
6	467
7	468
8	468
9	465
10	565

Tabelle Anhang-30: Zeitmessung der Suche zu Volkswagen

Minute	Anzahl der erfassten und bewerteten Tweets (Ø 102 Tweets/Minute)
1	102
2	102
3	102
4	102
5	102
6	102
7	102
8	102
9	102
10	102

Tabelle Anhang-31: Zeitmessung der Suche zu Vonovia

Dieses Werk ist copyrightgeschützt und darf in keiner Form vervielfältigt werden noch an Dritte weitergegeben werden.
Es gilt nur für den persönlichen Gebrauch.

Göttinger Wirtschaftsinformatik

Herausgeber: Prof. Dr. J. Biethahn† • Prof. Dr. L. M. Kolbe • Prof. Dr. M. Schumann

Band 31: Christian Stummeyer
Integration von Simulationsmethoden und hochintegrierter betriebswirtschaftlicher PPS-Standardsoftware im Rahmen eines ganzheitlichen Entwicklungsansatzes
ISBN 3-89712-874-8

Band 32: Stefan Wegert
Gestaltungsansätze zur IV-Integration von elektronischen und konventionellen Vertriebsstrukturen bei Kreditinstituten
ISBN 3-89712-924-8

Band 33: Ernst von Stegmann und Stein
Ansätze zur Risikosteuerung einer Kreditversicherung unter Berücksichtigung von Unternehmensverflechtungen
ISBN 3-89873-003-4

Band 34: Gerald Wissel
Konzeption eines Managementsystems für die Nutzung von internen sowie externen Wissen zur Generierung von Innovationen
ISBN 3-89873-194-4

Band 35: Wolfgang Greve-Kramer
Konzeption internetbasierter Informationssysteme in Konzernen
Inhaltliche, organisatorische und technische Überlegungen zur internetbasierten Informationsverarbeitung in Konzernen
ISBN 3-89873-207-X

Band 36: Tim Veil
Internes Rechnungswesen zur Unterstützung der Führung in Unternehmensnetzwerken
ISBN 3-89873-237-1

Band 37: Mark Althans
Konzeption eines Vertriebscontrolling-Informationssystems für Unternehmen der liberalisierten Elektrizitätswirtschaft
ISBN 3-89873-326-2

Band 38: Jörn Propach
Methoden zur Spielplangestaltung öffentlicher Theater
Konzeption eines Entscheidungsunterstützungssystems auf der Basis Evolutionärer Algorithmen
ISBN 3-89873-496-X

Cuvillier Verlag Göttingen
Nonnenstieg 8 • 37075 Göttingen

Dieses Werk ist copyrightgeschützt und darf in keiner Form vervielfältigt werden noch an Dritte weitergegeben werden.
Es gilt nur für den persönlichen Gebrauch.

Göttinger Wirtschaftsinformatik

Herausgeber: Prof. Dr. J. Biethahn† • Prof. Dr. L. M. Kolbe • Prof. Dr. M. Schumann

Band 39: Jochen Heimann
DV-gestützte Jahresabschlußanalyse
Möglichkeiten und Grenzen beim Einsatz computergeschützter Verfahren zur Analyse und Bewertung von Jahresabschlüssen
ISBN 3-89873-499-4

Band 40: Patricia Böning Spohr
Controlling für Medienunternehmen im Online-Markt
Gestaltung ausgewählter Controllinginstrumente
ISBN 3-89873-677-6

Band 41: Jörg Koschate
Methoden und Vorgehensmodelle zur strategischen Planung von Electronic-Business-Anwendungen
ISBN 3-89873-808-6

Band 42: Yang Liu
A theoretical and empirical study on the data mining process for credit scoring
ISBN 3-89873-823-X

Band 43: Antonios Tzouvaras
Referenzmodellierung für Buchverlage
Prozess- und Klassenmodelle für den Leistungsprozess
ISBN 3-89873-844-2

Band 44: Marina Nomikos
Hemmnisse der Nutzung Elektronischer Marktplätze aus der Sicht von kleinen und mittleren Unternehmen eine theoriegeleitete Untersuchung
ISBN 3-89873-847-7

Band 45: Boris Fredrich
Wissensmanagement und Weiterbildungsmanagement
Gestaltungs- und Kombinationsansätze im Rahmen einer lernenden Organisation
ISBN 3-89873-870-1

Band 46: Thomas Arens
Methodische Auswahl von CRM Software
Ein Referenz-Vorgehensmodell zur methodengestützten Beurteilung und Auswahl von Customer Relationship Management Informationssystemen
ISBN 3-86537-054-3

Cuvillier Verlag Göttingen

Nonnenstieg 8 • 37075 Göttingen

Dieses Werk ist copyrightgeschützt und darf in keiner Form vervielfältigt werden noch an Dritte weitergegeben werden.
Es gilt nur für den persönlichen Gebrauch.

Göttinger Wirtschaftsinformatik

Herausgeber: Prof. Dr. J. Biethahn† • Prof. Dr. L. M. Kolbe • Prof. Dr. M. Schumann

Band 47: Andreas Lackner
Dynamische Tourenplanung mit ausgewählten Mataheuristiken
Eine Untersuchung am Beispiel des kapazitätsrestriktiven dynamischen Tourenplanungsproblems mit Zeitfenstern
ISBN 3-86537-084-5

Band 48: Tobias Behrensdorf
Service Engineering in Versicherungsunternehmen
unter besonderer Berücksichtigung eines Vorgehensmodells zur Unterstützung durch Informations- und Kommunikationstechnologien
ISBN 3-86537-110-8

Band 49: Michael Range
Aufbau und Betrieb konsumentenorientierter Websites im Internet
Vorgehen und Methoden unter besonderer Berücksichtigung der Anforderungen von kleinen und mittleren Online-Angeboten
ISBN 3-86537-490-5

Band 50: Gerit Grübler
Ganzheitliches Multiprojektmanagement
Mit einer Fallstudie in einem Konzern der Automobilzulieferindustrie
ISBN 3-86537-544-8

Band 51: Birte Pochert
Konzeption einer unscharfen Balanced Scorecard
Möglichkeiten der Fuzzyfizierung einer Balanced Scorecard zur Unterstützung des Strategischen Managements
ISBN 3-86537-671-1

Band 52: Manfred Peter Zilling
Effizienztreiber innovativer Prozesse für den Automotive Aftermarket
Implikationen aus der Anwendung von kollaborativen und integrativen Methoden des Supply Chain Managements
ISBN 3-86537-790-4

Band 53: Mike Hieronimus
Strategisches Controlling von Supply Chains
Entwicklung eines ganzheitlichen Ansatzes unter Einbeziehung der Wertschöpfungspartner
ISBN 3-86537-799-8

Band 54: Dijana Bergmann
Datenschutz und Datensicherheit unter besonderer Berücksichtigung des elektronischen Geschäftsverkehrs zwischen öffentlicher Verwaltung und privaten Unternehmen
ISBN 3-86537-894-3

Cuvillier Verlag Göttingen

Nonnenstieg 8 • 37075 Göttingen

Dieses Werk ist copyrightgeschützt und darf in keiner Form vervielfältigt werden noch an Dritte weitergegeben werden.
Es gilt nur für den persönlichen Gebrauch.

Göttinger Wirtschaftsinformatik

Herausgeber: Prof. Dr. J. Biethahn† • Prof. Dr. L. M. Kolbe • Prof. Dr. M. Schumann

Band 55: Jan Eric Borchert
Operatives Innovationsmanagement in Unternehmensnetzwerken
Gestaltung von Instrumenten für Innovationsprojekte
ISBN 3-86537-984-2

Band 56: Andre Daldrup
Konzeption eines integrierten IV-Systems zur ratingbasierten Quantifizierung des regulatorischen und ökonomischen Eigenkapitals im Unternehmenskreditgeschäft unter Berücksichtigung von Basel II
ISBN 978-3-86727-189-9

Band 57: Thomas Diekmann
Ubiquitous Computing-Technologien im betrieblichen Umfeld
Technische Überlegungen, Einsatzmöglichkeiten und Bewertungsansätze
ISBN 978-3-86727-194-3

Band 58: Lutz Seidenfaden
Ein Peer-to-Peer-basierter Ansatz zur digitalen Distribution wissenschaftlicher Informationen
ISBN 978-3-86727-321-3

Band 59: Sebastian Rieger
Einheitliche Authentifizierung in heterogenen IT-Strukturen für ein sicheres e-Science-Umfeld
ISBN 978-3-86727-329-9

Band 60: Ole Björn Brodersen
Eignung schwarmintelligenter Verfahren für die betriebliche Entscheidungsunterstützung
Untersuchungen der Particle Swarm Optimization und Ant Colony Optimization anhand eines stochastischen Lagerhaltungs- und eines universitären Stundenplanungsproblems
ISBN 978-3-86727-777-5

Band 61: Jan Sauer
Konzeption eines wertorientierten Managementsystems unter besonderer Berücksichtigung des versicherungstechnischen Risikos
ISBN 978-3-86727-858-4

Band 62: Adam Melski
Datenmanagement in RFID-gestützten Logistiknetzwerken
RFID-induzierte Veränderungen, Gestaltungsmöglichkeiten und Handlungsempfehlungen
ISBN 978-3-86955-041-1

Cuvillier Verlag Göttingen
Nonnenstieg 8 • 37075 Göttingen

Dieses Werk ist copyrightgeschützt und darf in keiner Form vervielfältigt werden noch an Dritte weitergegeben werden.
Es gilt nur für den persönlichen Gebrauch.

Göttinger Wirtschaftsinformatik

Herausgeber: Prof. Dr. J. Biethahn† • Prof. Dr. L. M. Kolbe • Prof. Dr. M. Schumann

Band 63: Thorsten Caus
Anwendungen im mobilen Internet
Herausforderungen und Lösungsansätze für die Entwicklung und Gestaltung mobiler Anwendungen
ISBN 978-3-86955-399-3

Band 64: Nils-Holger-Schmidt
Environmentally Sustainable Information Management
Theories and concepts for Sustainability, Green IS, and Green IT
ISBN 978-3-86955-825-7

Band 65: Lars Thoroe
RFID in Reverse-Logistics-Systemen
ISBN 978-3-86955-902-5

Band 66: Stefan Bitzer
Integration von Web 2.0-Technologien in das betriebliche Wissensmanagement
ISBN 978-3-86955-918-6

Band 67: Matthias Kießling
IT-Innovationsmanagement
Gestaltungs- und Steuerungsmöglichkeiten
ISBN 978-3-95404-104-6

Band 68: Marco Klein
HR Social Software
Unternehmensinterne Weblogs, Wikis und Social Networking
Services für Prozesse des Personalmanagements
ISBN 978-3-95404-247-0

Band 69: Malte Schmidt
Migration vom Barcode zur passiven RFID-Technologie in der automobilen Logistik
Exemplarische Untersuchung am Beispiel eines Automobilherstellers
ISBN 978-3-95404-441-2

Band 70: Janis Kossahl
Konzeptuelle Grundlagen zur Etablierung einer Informationsplattform in der Energiewirtschaft
Ein Beitrag zur Energiewende aus der Perspektive der Wirtschaftsinformatik
ISBN 978-3-95404-524-2

Cuvillier Verlag Göttingen
Nonnenstieg 8 • 37075 Göttingen

Dieses Werk ist copyrightgeschützt und darf in keiner Form vervielfältigt werden noch an Dritte weitergegeben werden.
Es gilt nur für den persönlichen Gebrauch.

Göttinger Wirtschaftsinformatik

Herausgeber: Prof. Dr. J. Biethahn† • Prof. Dr. L. M. Kolbe • Prof. Dr. M. Schumann

Band 71: Stefan Friedemann
IT-gestützte Produktionsplanung mit nachwachsenden Rohstoffen
unter Berücksichtigung von Unsicherheiten
ISBN 978-3-95404-606-5

Band 72: Arne Frerichs
Unternehmensfinanzierung mit Peer-to-Peer-gestützter Mittelvergabe
ISBN 978-3-95404-624-9

Band 73: Ullrich C. C. Jagstaidt
Smart Metering Information Management
Gestaltungsansätze für das Informationsmanagement und für
Geschäftsmodelle der Marktakteure in der Energiewirtschaft
ISBN 978-3-95404-696-6

Band 74: Sebastian Busse
Exploring the Role of Information Systems in the Development of Electric Mobility
Understanding the Domain and Designing the Path
ISBN 978-3-95404-727-7

Band 75: Christoph Beckers
Management von Wasserinformationen in der Fleischindustrie
Analyse von Sytemanforderungen zur produktspezifischen Ausweisung
von Water Footprints
ISBN 978-3-95404-809-0

Band 76: Hendrik Hilpert
Informationssysteme für die Nachhaltigkeitsberichterstattung in Unternehmen
Empirische Erkenntnisse und Gestaltungsansätze zur Datengrundlage, Erfassung
und Berichterstattung von Treibhausgasemissionen
ISBN 978-3-95404-908-0

Band 77: Simon Thanh-Nam Trang
Adoption, Value Co-Creation, and Governance of Inter-Organizational Information
Technology in Wood Networks
ISBN 978-3-7369-9031-9

Band 78: Stefan Gröger
IT-Unterstützung zur Verbesserung der Drittmittel-Projekt-Bewirtschaftung an
Hochschulen - Referenzprozessgestaltung, Artefakt-Design und Nutzenpotenziale
ISBN 978-3-7369-9077-7

Cuvillier Verlag Göttingen

Nonnenstieg 8 • 37075 Göttingen

Dieses Werk ist copyrightgeschützt und darf in keiner Form vervielfältigt werden noch an Dritte weitergegeben werden.
Es gilt nur für den persönlichen Gebrauch.

Göttinger Wirtschaftsinformatik

Herausgeber: Prof. Dr. J. Biethahn† • Prof. Dr. L. M. Kolbe • Prof. Dr. M. Schumann

Band 79: Johannes Schmidt
Demand-Side Integration Programs for Electric Transport Vehicles unter Berücksichtigung von Unsicherheiten
ISBN 978-3-7369-9123-1

Band 80: Christian Tornack
IT-gestütztes Nachfolgemanagement in Großunternehmen
ISBN 978-3-7369-9161-3

Band 81: Shanna Appelhanz
Tracking & Tracing-Systeme in Wertschöpfungsnetzwerken für die industrielle stoffliche Nutzung nachwachsender Rohstoffe
ISBN 978-3-7369-9207-8

Band 82: Henning Krüp
IT Corporate Entrepreneurship – Identifying Factors for IT Innovations in Non-IT Companies
ISBN 978-3-7369-9253-5

Band 83: Andre Hanelt
Managing the Digital Transformation of Business Models – An Incumbent Firm Perspective
ISBN 978-3-7369-9254-2

Band 84: Björn Pilarski
Mobile Personalinformationssysteme
Emoirische Erkenntnisse und Gestalungsansätze zum Einsatz mobiler Anwendungen im Personalmanagement
ISBN 978-3-7369-9291-7

Band 85: Everlin Piccinini
Digital Transformation of Business - Understanding this Phenomenon in the Context of the Automotive Industry
ISBN 978-3-7369-9323-5

Band 86: Matthias Eisel
Analyzing the Range Barrier to Electric Vehicle Adoption - The Case of Range Anxiety
ISBN 978-3-7369-9379-2

Cuvillier Verlag Göttingen
Nonnenstieg 8 • 37075 Göttingen

Dieses Werk ist copyrightgeschützt und darf in keiner Form vervielfältigt werden noch an Dritte weitergegeben werden.
Es gilt nur für den persönlichen Gebrauch.

Göttinger Wirtschaftsinformatik

Herausgeber: Prof. Dr. J. Biethahn† • Prof. Dr. L. M. Kolbe • Prof. Dr. M. Schumann

Band 87: Gerrit Remané
Digital Business Models in the Mobility Sector: Using Components and Types to Understand Existing and Design New Business Models
ISBN 978-3-7369-9544-4

Band 88: Thierry Jean Ruch
Consumerization of IT –
Studies to Explore the Phenomenon and Implications for IT Management, Information Security, and Organizational Security
ISBN 978-3-7369-9558-1

Band 89: Carolin Ebermann
Die Förderung von nachhaltigem Mobilitätsverhalten durch erhöhte User-Experience und den Einsatz von Informationssystemen
ISBN 978-3-7369-9568-0

Band 90: Sebastian Zander
Interorganizational Information Systems for the Efficient Utilization of Renewable Resources - Insights from Networks in the Wood Industry
ISBN 978-3-7369-9584-0

Band 91: Ilja Nastjuk
The Dark and the Bright Side of Digitalization -
The Case of Sustainable Mobility
ISBN 978-3-7369-9628-1

Cuvillier Verlag Göttingen

Nonnenstieg 8 • 37075 Göttingen

Dieses Werk ist copyrightgeschützt und darf in keiner Form vervielfältigt werden noch an Dritte weitergegeben werden.
Es gilt nur für den persönlichen Gebrauch.

Dieses Werk ist copyrightgeschützt und darf in keiner Form vervielfältigt werden noch an Dritte weitergegeben werden.
Es gilt nur für den persönlichen Gebrauch.

Dieses Werk ist copyrightgeschützt und darf in keiner Form vervielfältigt werden noch an Dritte weitergegeben werden.
Es gilt nur für den persönlichen Gebrauch.