

Bauer, Daniel; Breitner, Marco; Hinn, Patrick

Research Report

Wissenschaftliche Reihe BWL-Bank – Band 8

Wissenschaftliche Reihe BWL-Bank, No. 8

Provided in Cooperation with:

Fakultät Wirtschaft, Duale Hochschule Baden-Württemberg Stuttgart

Suggested Citation: Bauer, Daniel; Breitner, Marco; Hinn, Patrick (2020) : Wissenschaftliche Reihe BWL-Bank – Band 8, Wissenschaftliche Reihe BWL-Bank, No. 8, Duale Hochschule Baden-Württemberg (DHBW), Fakultät Wirtschaft, Stuttgart

This Version is available at:

<https://hdl.handle.net/10419/238199>

Standard-Nutzungsbedingungen:

Die Dokumente auf EconStor dürfen zu eigenen wissenschaftlichen Zwecken und zum Privatgebrauch gespeichert und kopiert werden.

Sie dürfen die Dokumente nicht für öffentliche oder kommerzielle Zwecke vervielfältigen, öffentlich ausstellen, öffentlich zugänglich machen, vertreiben oder anderweitig nutzen.

Sofern die Verfasser die Dokumente unter Open-Content-Lizenzen (insbesondere CC-Lizenzen) zur Verfügung gestellt haben sollten, gelten abweichend von diesen Nutzungsbedingungen die in der dort genannten Lizenz gewährten Nutzungsrechte.

Terms of use:

Documents in EconStor may be saved and copied for your personal and scholarly purposes.

You are not to copy documents for public or commercial purposes, to exhibit the documents publicly, to make them publicly available on the internet, or to distribute or otherwise use the documents in public.

If the documents have been made available under an Open Content Licence (especially Creative Commons Licences), you may exercise further usage rights as specified in the indicated licence.

Band 8

Wissenschaftliche Reihe BWL-Bank DHBW Stuttgart, Fakultät Wirtschaft

Herausgeber:

Duale Hochschule Baden-Württemberg Stuttgart

Prof. Dr. Detlef Hellenkamp / Prof. Dr. Thorsten Wingenroth

Daniel Bauer

Möglichkeiten und Herausforderungen beim Einsatz von Künstlicher Intelligenz im Privatkundengeschäft der Kreditinstitute

Marco Breitner

Auswirkungen des wachsenden Green-Bond-Marktes auf die deutschen Klimaziele

Patrick Hinn

Automatisierte Analyse von Fließtexten im Kontext von Venture Capital Investitionen

Impressum

Wissenschaftliche Reihe BWL-Bank

Herausgeber:

Duale Hochschule Baden-Württemberg Stuttgart

Postfach 10 05 63

70004 Stuttgart

Prof. Dr. Detlef Hellenkamp/Prof. Dr. Thorsten Wingenroth

Studiengangsleitung BWL-Bank

E-Mail: detlef.hellenkamp@dhw-stuttgart.de; thorsten.wingenroth@dhw-stuttgart.de

Tel.: 0711/1849-749/-761

Fax: 0711/1849-762

Online verfügbar unter:

<http://www.dhw-stuttgart.de/reihe-bwl-bank>

Satz und Gestaltung: Katharina Denz, B.A.

Druck: GO Druck Media, Kirchheim unter Teck

ISSN 2194-6965 (Print)

ISSN 2194-4973 (Internet)

© 2020 Alle Rechte vorbehalten. Der Inhalt dieser Publikation unterliegt dem deutschen Urheberrecht. Die Vervielfältigung, Bearbeitung, Verbreitung und jede Art der Verwertung außerhalb der Grenzen des Urheberrechtes bedürfen der schriftlichen Zustimmung der Autoren und der Herausgeber.

Der Inhalt der Publikation wurde mit größter Sorgfalt erstellt. Für die Richtigkeit, Vollständigkeit und Aktualität des Inhalts übernehmen die Herausgeber keine Gewähr. (Dezember 2020)

Vorwort

Inmitten der Corona-Pandemie 2020/2021 wird Band 8 der Wissenschaftlichen Reihe im Studiengang BWL-Bank der DHBW Stuttgart fertiggestellt. In dieser besonderen Zeit braucht es keine besonderen prognostischen Fähigkeiten, um bereits sicher vorherzusagen, dass die Pandemie das persönliche Lebens- und Arbeitsumfeld zahlreicher Menschen sowie betriebliche Rahmenbedingungen von Unternehmen nachhaltig verändern wird. Bedeutende individuelle, unternehmerische und gesellschaftliche Fortschritte gehen dabei selbstverständlich einher mit disruptiven Entwicklungen.

Digitale Entwicklungen wirken inmitten dieser pandemischen Situation in vielen Bereichen als ein besonderer Katalysator. Darüber hinaus wird international, in der EU und auch in Deutschland eine intensive Diskussion um eine nachhaltige gesellschaftliche Ausrichtung geführt.

Aus diesem Grund haben wir uns entschieden im Band 8 unserer Wissenschaftlichen Reihe diese beiden Themen in den Fokus zu rücken, um in einer öffentlichen Diskussion fachliche Impulse zu geben.

In den Bänden 1-7 wurden im erweiterten bankwirtschaftlichen Kontext bereits unterschiedliche Themen publiziert. Der vorliegende Band 8 der wissenschaftlichen Reihe im Studiengang BWL-Bank der DHBW Stuttgart fokussiert die nachstehenden Themen:

Im ersten Beitrag setzt sich der Autor zunächst mit dem Begriff „Künstliche Intelligenz“ und der Bandbreite der damit einhergehenden kontroversen Erklärungsansätze auseinander. Im Weiteren vermittelt eine kompakte Einführung in die wichtigsten Methoden und Konzepte des Maschinellen Lernens einen Einblick in den Kernbereich der Künstlichen Intelligenz. Dabei wird das Verfahren Deep Learning auf der Basis künstlicher neuronaler Netze vertieft, das derzeit als Schlüsseltechnologie einer Künstlichen Intelligenz gilt. Das vermittelte Grundverständnis für Künstliche Intelligenz ist die Basis für eine sich anschließende kritische Auseinandersetzung mit Risiken und Gefahren, aber auch ethischen Fragestellungen in ausgewählten Bereichen. Anschließend erläutert der Autor Möglichkeiten und Herausforderungen beim Einsatz von Künstlicher Intelligenz im Privatkundengeschäft aus der Sicht inländischer Finanzdienstleister. Durch eine zunehmende Digitalisierung verändern sich Kundenverhalten und Kundenbedürfnisse, die kritisch reflektiert werden. Abschließend wird eine Analyse zentraler Anwendungsfelder von Künstlicher Intelligenz in der Praxis der Kreditinstitute vorgenommen, um daraus Handlungsempfehlungen für die erforderliche Transformation und Positionierung von Kreditinstituten in einem sich rasch verändernden Finanzsektor abzuleiten.

Im zweiten Beitrag analysiert der Autor, die Auswirkungen von Green Bonds auf den Klimawandel. Diese werden im ersten Schritt an den deutschen Klimazielen für das Jahr 2020 gemessen. Hierfür werden Informationen über alle zertifizierten Green Bonds von deutschen Emittenten gesammelt und ausgewertet. Im zweiten Schritt wird diskutiert, welche Entwicklungen der aktuelle Green-Bond-Markt nehmen müsste, um die Klimaziele für das Jahr 2030 erreichen zu können. Der Autor erörtert zunächst die theoretischen Grundlagen der deutschen Klimapolitik und bezieht (neben wesentlichen Gründen des Klimawandels) die Gewichtung einzelner Ursachen in die Diskussion ein. Er erläutert in diesem Kontext das Übereinkommen von Paris mit dem

Ziel des Klimaschutzes in Nachfolge des Kyoto-Protokolls. Im Weiteren analysiert der Autor sodann Finanzierungsmöglichkeiten für umwelt- und klimafreundliche Projekte. Dabei werden zunächst die Grundlagen und Arten von Green Bonds sowie wesentliche Green Bond Standards und Zertifikate näher erläutert. Auf Grundlage empirischer Erkenntnisse werden abschließend Auswirkungen von Green Bonds auf die deutschen Klimaziele fokussiert.

Der dritte Beitrag in diesem Band diskutiert eine automatisierte Analyse von Fließtexten im Kontext von Venture Capital Investitionen. Im Bereich des Venture Capitals gewinnt eine datenorientierte Entscheidungsfindung immer mehr an Bedeutung. Eine geringe Anzahl von Fonds verwenden mittlerweile immer häufiger Datenanalysetools, um Teile ihrer Investment-Suche und -Analyse zu automatisieren. Die Ergebnisse zeigen eine Effizienzsteigerung um den Faktor 10, hinsichtlich der operativen Tätigkeiten eines Fonds. Bisher haben sich Institutionen in der Finanzbranche auf die Analyse leicht zugänglicher Daten fokussiert. Neue Entwicklungen in der Datenanalyse ermöglichen es nun, Daten automatisiert zu erfassen, die bisher als schwer zugänglich galten. Zu diesen Daten gehören Fließtexte. Da sich die für die Fließtextanalyse benötigten Applikationen noch in der Entwicklung befinden, wurden diese bisher nur vereinzelt für den Bereich des Venture Capitals getestet. In diesem Beitrag untersucht der Autor die Möglichkeiten und Limitierungen der aktuellen Methoden der Fließtext-Analyse und ob sie Anwendung bei Venture Capital Investitionen finden.

Diese Reihe soll zum wissenschaftlichen Diskurs beitragen. Aus diesem Grund sind bisher alle erschienenen Bände online unter der nachstehenden Adresse verfügbar:

www.dhbw-stuttgart.de/reihe-bwl-bank

Wir wünschen Ihnen eine anregende Lektüre.

Prof. Dr. Detlef Hellenkamp

Prof. Dr. Thorsten Wingenroth

Stuttgart, im Dezember 2020

**Möglichkeiten und Herausforderungen
beim Einsatz von Künstlicher Intelligenz
im Privatkundengeschäft der
Kreditinstitute**

von

Daniel Bauer

Inhaltsverzeichnis

Inhaltsverzeichnis	2
Abkürzungsverzeichnis	4
Abbildungsverzeichnis	5
1. Einleitung	6
1.2. Problemstellung	6
1.2. Zielsetzung	7
1.3. Gang der Untersuchung	8
2. Entstehung und Entwicklung von Künstlicher Intelligenz	9
2.1. Erklärungsansätze zur Künstlichen Intelligenz	9
2.2. Historische Entwicklung Künstlicher Intelligenz	13
2.3. Maschinelles Lernen als Kerntechnologie Künstlicher Intelligenz	17
2.4. Ausgewählte aktuelle Forschungsfelder Künstlicher Intelligenz	20
2.5. Kritische Reflexion Künstlicher Intelligenz	22
3. Künstliche Intelligenz im Privatkundengeschäft der Kreditinstitute	29
3.1. Verbesserte Customer Experience durch Künstliche Intelligenz	29
3.1.1. Veränderungen im Nutzerverhalten	29
3.1.2. Veränderungen in den Kundenbedürfnissen	31
3.2. Organisatorische und technologische Erfolgsfaktoren	35
3.2.1. Anforderungen an die IT-Struktur	36
3.2.2. Bedeutung von IT- und Informationssicherheit	38
3.2.3. Anforderungen an Personal und Unternehmensstrukturen	39
3.3. Big Data in Verbindung mit Künstlicher Intelligenz als Schlüsseltechnologie	43
3.3.1. Charakterisierung von Big Data	43
3.3.2. Nutzung von Big Data als Produktionsfaktor	44
3.3.3. Verfahrens- und Aussagerisiken bei Big Data-Analysen	49
3.3.4. Soziale und rechtliche Anforderungen an die Datennutzung	50
4. Zentrale Anwendungen von Künstlicher Intelligenz in der Finanzbranche	58
4.1. Anwendungen von Künstlicher Intelligenz bei ausgewählten Wettbewerbern	58
4.2. Anwendungen von Künstlicher Intelligenz bei der LBBW	64
4.3. Handlungsempfehlungen für die LBBW	66
5. Schlussbetrachtung	68

Literaturverzeichnis	72
Verzeichnis der Internetquellen.....	75
Verzeichnis der sonstigen Quellen.....	76
Gesprächsverzeichnis	76
Anhang	77

Abkürzungsverzeichnis

AGOF	Arbeitsgemeinschaft Online Forschung
AI	Artificial intelligence
API	Application programming interface
App	Application software
BaFin	Bundesanstalt für Finanzdienstleistungsaufsicht
BCG	Boston Consulting Group
BD-KI	Große Datenmengen (Big Data) in Verbindung mit Künstlicher Intelligenz
BdB	Bundesverband deutscher Banken
CIO	Chief Information Officer
CDO	Chief Digital Officer
CRM	Customer Relationship Management
DFKI	Deutsches Forschungszentrum für Künstliche Intelligenz
DSGVO	Datenschutz-Grundverordnung
FI-SP	Finanz Informatik Solutions Plus
IBM	International Business Machines Corporation
IDM	Identity Management
KI	Künstliche Intelligenz
KNN	Künstliche neuronale Netze
KPMG	Klynveld Peat Marwick Goerdeler
LBBW	Landesbank Baden-Württemberg
MINT	Mathematik, Informatik, Naturwissenschaft, Technik
NLP	Natural Language Processing
PSD2	Payment Services Directive 2
PwC	PricewaterhouseCoopers
TAN	Transaktionsnummer
VR	Virtual Reality

Abbildungsverzeichnis

Abbildung 1: Traditionelle Programme versus Maschinelles Lernen.....	17
Abbildung 2: Künstliches neuronales Netz (vereinfachte Darstellung)	19
Abbildung 3: Thematische Schwerpunkte bei der Online-Nutzung in Deutschland im November 2018	30
Abbildung 4: Eine Plattform für alle Lösungen.....	37
Abbildung 5: Auch in der Finanzbranche werden zahlreiche Arbeiten von Maschinen übernommen.....	42
Abbildung 6: Einfluss von Künstlicher Intelligenz in der Finanzbranche auf das weltweite BIP (in Billionen US-Dollar)	49
Abbildung 7: Worauf Finanzinstitute mit Investitionen in Künstliche Intelligenz abzielen	59

1. Einleitung

1.2. Problemstellung

„Die Künstliche Intelligenz könnte das Beste oder das Schlechteste sein, was der Menschheit je zugestoßen ist“.¹ Mit dieser kontroversen Äußerung umriss der bekannte englische Astrophysiker Stephen Hawking die Potenziale von Künstlicher Intelligenz 2014 in einem BBC-Interview.² Der Begriff „Künstliche Intelligenz“ ist derzeit überall anzutreffen und führt zu kontroversen Diskussionen. Dazu tragen auch unklare Definitionen und widersprüchliche Vorstellungen über Chancen und Risiken von Künstlicher Intelligenz bei. Sie trägt jedoch das Potenzial in sich, unser Leben zu verändern und Wirtschaft und Gesellschaft zu transformieren. Dabei sind sowohl erfolgversprechende als auch nachteilige Entwicklungen vorstellbar, wie nachfolgende Beispiele verdeutlichen.

Im Fokus aktueller Politik steht die Gefahr autonomer Waffensysteme - Stichwort „Killer-Roboter“ - und die sich daraus ergebende Notwendigkeit weltweiter Rüstungskontrollen. Im produzierenden Gewerbe bahnt sich mit dem Zukunftsprojekt „Industrie 4.0“ ein grundlegender Strukturwandel an, bei dem Künstliche Intelligenz eine beschleunigende Rolle einnimmt und Arbeitsplätze gefährdet. Autonom fahrende Fahrzeuge könnten Verkehrsaufkommen und die damit einhergehenden Lärm- und Schadstoffbelastungen mindern. Ihre Akzeptanz ist durch noch ungelöste Haftungsfragen beeinträchtigt. Große Fortschritte werden im Gesundheitswesen mit intelligenter Diagnostik erzielt, bei der sich die Frage nach der Entscheidungshoheit des Menschen stellt. Dies sind nur einige Beispiele und damit verbundene Fragestellungen zur Künstlichen Intelligenz. Grundlage all dieser Entwicklungen ist das „Internet der Dinge“, das inzwischen einen hohen Grad in unserer „Always-on“-Gesellschaft erreicht hat.³ „Es ist das Ende der rein mechanischen Welt“⁴ und der Preis dafür sind unsere Daten.

Künstliche Intelligenz hat eine neue Reifephase erreicht und in jüngerer Zeit durch spektakuläre Erfolge, etwa durch den Sieg über einen der weltbesten Go-Spieler, besondere Beachtung gefunden. Als Schlüsseltechnologie entwickelt sie sich zum Treiber der Digitalisierung und autonomer Systeme in allen Bereichen und ist inzwischen global ein wirtschaftlich und strategisch hochrelevanter Faktor geworden.⁵ Dabei hat kaum ein anderes Forschungsfeld in letzter Zeit so viel Aufsehen erregt und einen enormen Beitrag zur Weiterentwicklung von Künstlicher Intelligenz geleistet wie das Maschinelle Lernen, insbesondere das sogenannte Deep Learning. Dessen Popularität wird in erster Linie durch die Verfügbarkeit immenser Datenmengen ausgelöst, die durch die fortschreitende Digitalisierung in Wirtschaft und Gesellschaft befeuert wird. Deep Learning auf der Basis

¹ Lenzen, M. (2018), S. 13.

² Vgl. Ebenda, S. 13.

³ Vgl. Beise, M./ Schäfer, U. (2016), S. 8.

⁴ Ebenda, S. 8.

⁵ Vgl. o. V. Fraunhofer-Gesellschaft (Hrsg.) (2018), S. 5.

künstlicher neuronaler Netze eröffnet völlig neue Möglichkeiten in der automatischen Sprachverarbeitung, Bildanalyse, medizinischen Diagnostik, Prozesssteuerung und im Kundenmanagement.⁶

Für Banken besteht die Herausforderung den mit der Digitalisierung einhergehenden Strukturwandel zu gestalten und die mit Künstlicher Intelligenz verbundenen Potenziale zu heben.⁷ Das Umfeld dafür stellt sich mit umfangreichen regulatorischen Anforderungen, den Nachwirkungen der Finanzkrise, einer anhaltenden Niedrigzinsphase, geopolitischen Unsicherheiten, neuen Wettbewerbern und einer Veränderung von Kundenverhalten und -erwartungen schwierig dar.⁸ Bisher wird in der Bankenbranche Künstliche Intelligenz für interne Prozessoptimierung, etwa Geldwäsche- und Betrugsprävention, eingesetzt. Zunehmend werden nun den Kunden Dienste angeboten, die auf Künstlicher Intelligenz basieren und eine verbesserte Customer Experience ermöglichen, etwa Robo Advising und Voice-Banking. Die Schlüsseltechnologie für datengetriebene Kreditinstitute wird jedoch die Extraktion von Wissen aus Daten mit Hilfe von Maschinellem Lernen sein, die Produkt- und Prozessinnovationen und eine passgenaue Kundenansprache ermöglicht. Auf den Markt drängen große, global agierende Technologieunternehmen und innovative Fintechs, die Kundenschnittstellen besetzen und bestehende Wertschöpfungsketten infrage stellen.⁹ Verbunden mit einem zunehmenden Trend zur Modularisierung der Finanzdienstleistungen, welche durch regulatorische Vorgaben wie PSD2 begünstigt werden, könnten diese Wettbewerber systemrelevant werden¹⁰ und zu einer tiefgreifenden Veränderung der Bankengeschäftsmodelle führen.¹¹ Entscheidend für die erfolgreiche Anwendung von Künstlicher Intelligenz in der datengetriebenen Bankenbranche wird jedoch ein hohes Verbrauchervertrauen in eine ordnungsgemäße Datenverwendung sowie in Datenschutz und -sicherheit sein. Kreditinstitute stehen noch ganz am Anfang um die Potenziale von Künstlicher Intelligenz zu entdecken, aber auch in der Auseinandersetzung mit Befürchtungen und ethischen Fragestellungen im Umgang mit ihr.

1.2. Zielsetzung

Künstliche Intelligenz hat das Potenzial unsere Wirtschaft und Gesellschaft zu transformieren. Diese Bachelorarbeit setzt sich damit auseinander, welche technologischen und innovativen Möglichkeiten Künstliche Intelligenz aktuell bietet, aber auch welche Chancen und Risiken damit verbunden sind. Dazu vermittelt sie ein grundsätzliches Verständnis über Funktionsweise und Methoden von Künstlicher Intelligenz, als Voraussetzung um Risiken zu adressieren, aber auch Potenziale einschätzen zu können. Diese Erkenntnisse dienen dazu herauszufinden, welche Geschäftsbereiche innerhalb der Kreditinstitute von Künstlicher Intelligenz betroffen sind, welche besonders relevant sind und auf welchem Stand der Entwicklung sie sich derzeit befinden. Im Besonderen wird dabei der Stand der Umsetzung bei der LBBW betrachtet.

⁶ Vgl. o. V. Fraunhofer-Gesellschaft (Hrsg.) (2018), S. 6.

⁷ Vgl. o. V. Die Bundesregierung (2018), S. 10.

⁸ Vgl. o. V. LBBW (Hrsg.) (2018), S. 10.

⁹ Vgl. Ebenda, S. 6.

¹⁰ Vgl. Unger, S. (2019), S. 1.

¹¹ Vgl. o. V. LBBW (Hrsg.) (2018), S. 10.

Die jüngsten Entwicklungen von Künstlicher Intelligenz lassen neue Potenziale für Prozess- und Produktinnovationen bei Kreditinstituten erkennen, deren Umsetzung mit großen Möglichkeiten, aber auch Herausforderungen verbunden ist. Diese Bachelorarbeit setzt sich damit auseinander und erläutert Hintergründe und Zusammenhänge. Speziell die Auswertung großer Datenmengen (Big Data) durch Künstliche Intelligenz ist für die datengetriebenen Geschäftsmodelle der Kreditinstitute eine Kerntechnologie, die näher beleuchtet wird. Ziel der Bachelorarbeit ist es, die Chancen von Künstlicher Intelligenz im Privatkundengeschäft der Kreditinstitute zu eruieren und die Erfolgsfaktoren für ihre Implementierung sowie erfolgskritische Aktivitätsfelder aufzuzeigen, bis hin zur Positionierung ganz neuer Geschäftsmodelle am Markt. Der Einsatz von Künstlicher Intelligenz setzt zudem neue Anforderungen an den Daten- und Verbraucherschutz und wirft ethische Fragestellungen auf, die näher beleuchtet werden.

Die zunehmende Digitalisierung hat Einfluss auf Kundenverhalten und Kundenbedürfnisse. Darauf müssen sich die Banken einstellen, da der Kunde im Fokus des Unternehmens steht. Deshalb beleuchtet die Bachelorarbeit inwiefern mit dem Einsatz von Künstlicher Intelligenz eine hervorragende Customer Experience geschaffen werden kann.

Insgesamt werden im Umgang mit Künstlicher Intelligenz im Privatkundengeschäft Handlungsempfehlungen, sowohl für die LBBW als auch für inländische Kreditinstitute allgemein, abgeleitet.

1.3. Gang der Untersuchung

Die Bachelorarbeit setzt sich zunächst mit dem Begriff „Künstliche Intelligenz“ und der Bandbreite der damit einhergehenden kontroversen Erklärungsansätze auseinander. Der Verfasser definiert sein Verständnis von Künstlicher Intelligenz und orientiert sich im weiteren Verlauf seiner Bachelorarbeit an einer „schwachen“ Künstlichen Intelligenz. Die Abkürzung KI, die sich aus Praktikabilitätsgründen nicht immer vermeiden lässt, bezieht sich in dieser Bachelorarbeit ausschließlich auf Künstliche Intelligenz. Ein Blick in ihre Geschichte zeigt, dass es Entwicklungsphasen von unterschiedlicher Dynamik, technologischer Ausrichtung und wirtschaftlicher Relevanz gab. Eine kompakte Einführung in die wichtigsten Methoden und Konzepte des Maschinellen Lernens vermittelt einen Einblick in den Kernbereich einer Künstlichen Intelligenz. Vertieft wird dabei das Verfahren Deep Learning auf der Basis künstlicher neuronaler Netze, das derzeit als Schlüsseltechnologie einer Künstlichen Intelligenz gilt. Daran schließt sich ein Überblick über ausgewählte aktuelle Forschungsfelder zur Künstlichen Intelligenz an, die einer 2016 veröffentlichten Studie der Stanford University zum Thema „Artificial Intelligence and life in 2030“ entnommen sind. Das so vermittelte Grundverständnis für Künstliche Intelligenz ist die Basis für die sich anschließende kritische Auseinandersetzung mit ihren Risiken und Gefahren, aber auch ethischen Fragestellungen in ausgewählten Bereichen. Diese Grundlagen fließen mittelbar in die gesamte nachfolgende bankspezifische Betrachtung und in die Gesamtergebnisse der Bachelorarbeit ein.

Kapitel drei befasst sich mit den Möglichkeiten sowie den Herausforderungen beim Einsatz von Künstlicher Intelligenz im Privatkundengeschäft aus der Sicht inländischer Finanzdienstleister. Durch eine zunehmende Digitalisierung verändern sich Kundenverhalten und Kundenbedürfnisse, die näher beleuchtet werden. Bei der

Bewertung, was eine hervorragende Customer Experience ausmacht, ist eine trennscharfe Abgrenzung zwischen Digitalisierung und Künstlicher Intelligenz nicht möglich, da sie auf einem Zusammenspiel aller technologischen Entwicklungen basiert. Um die Voraussetzungen für den Einsatz von Künstlicher Intelligenz zu schaffen, bedarf es verschiedener organisatorischer und technologischer Erfolgsfaktoren im Geschäftsmodell der Kreditinstitute, die herausgearbeitet werden. Betrachtet wird zudem das Bankenumfeld, das mit einem dynamischen, technologischen Wandel sowie einer globalen Vernetzung einhergeht und sich in einem verstärkten Wettbewerb mit neuen Beteiligten zeigt. Angetrieben wird diese Entwicklung insbesondere durch die Verfügbarkeit großer Datenmengen - Big Data (BD) - und die verbesserten Möglichkeiten der Datennutzung durch Künstliche Intelligenz (KI) - meist mittels Methoden des Maschinellen Lernens. Das Zusammenwirken beider Phänomene im Finanzsystem soll zur Vereinfachung im weiteren Verlauf als „BD-KI“ bezeichnet werden.¹² Da die wesentliche Ressource von Kreditinstituten ihre Kundendaten sind, ist die Anwendung von BD-KI die entscheidende Schlüsseltechnologie. Sie wird in dieser Bachelorarbeit schwerpunktmäßig untersucht, insbesondere welche Potenziale BD-KI als Produktionsfaktor hat und welche besonderen Möglichkeiten und Herausforderungen damit verbunden sind.

In Kapitel vier wird eine Sichtung von zentralen Anwendungsfeldern von Künstlicher Intelligenz in der Praxis der Kreditinstitute vorgenommen. Dabei werden ausgewählte Wettbewerber die Landesbank Baden-Württemberg als Ausbildungsunternehmen des Verfassers betrachtet. Das Ergebnis dieser Sichtung wird auf Basis aller zuvor in dieser Bachelorarbeit erarbeiteten Erkenntnisse in Handlungsempfehlungen für die LBBW umgesetzt. Abschließend werden die Ergebnisse der Gesamtarbeit zur untersuchten Fragestellung zusammengefasst und Handlungsempfehlungen für die erforderliche Transformation und Positionierung von Kreditinstituten in einem sich rasch verändernden Finanzsektor abgeleitet.

2. Entstehung und Entwicklung von Künstlicher Intelligenz

2.1. Erklärungsansätze zur Künstlichen Intelligenz

Begriff der Intelligenz und ihre Messbarkeit

Der Begriff „Künstliche Intelligenz“ (engl. Artificial intelligence oder AI) bewegt die Gemüter und Emotionen: Einerseits ist da die Faszination der Intelligenz, die uns Menschen eine besondere Stellung unter den Lebewesen verleiht, andererseits werden mit dem Attribut „künstlich“ unangenehme Assoziationen hervorgerufen. Science-Fiction-Filme wie „Terminator“ oder „Star Wars“ beschwören Angstszenarien hervor, bei denen die Menschheit ihre Existenz gegenüber kybernetischen Organismen verteidigen muss.¹³

Bei der Auseinandersetzung mit dem Begriff „Künstliche Intelligenz“ wird schnell deutlich, dass es an einer einheitlichen und allgemein akzeptierten Definition für sie mangelt. Es ist schwierig zu beantworten, welches Verhalten wir als intelligent bezeichnen und wie Intelligenz gemessen werden kann. Jeder lineare Maßstab

¹² Vgl. o. V. BaFin (Hrsg.) (2018), S. 7.

¹³ Vgl. Ertel, W. (2016), S. 1.

kann ein falsches Gefühl von Genauigkeit und Objektivität vermitteln, denn Intelligenz ist letztlich ein subjektiver und abstrakter Begriff, der nur schwer zu definieren und zu quantifizieren ist. Klassische Intelligenztests testen unter anderem die sprachlichen, rechnerischen und räumlichen Fähigkeiten einer Person und beurteilen ihr Wissen, ihre Fähigkeit zur Logik, Abstraktion, Effizienz und ihre Merkfähigkeit. Allerdings existiert kein Intelligenztest, der alle Teilbereiche der Intelligenz umfasst. Allein die Vielzahl der dabei angewandten Methoden lässt die unterschiedlichen Sichtweisen zum Thema Intelligenz erkennen. In den letzten Jahren wurde der klassische Begriff der Intelligenz erweitert, etwa um emotionale Intelligenz, soziale Intelligenz, musische Intelligenz, Körperintelligenz und sogar spirituelle Intelligenz. Genau diese Vielfalt und Weite ist die Herausforderung im Forschungsfeld Künstliche Intelligenz.¹⁴

Menschliche Intelligenz und maschinelle Intelligenz

Der Mathematiker John McCarthy, einer der Pioniere von Künstlicher Intelligenz, führte 1956 den Begriff „Künstliche Intelligenz“ ein und definierte ihn als das „Erschaffen einer Maschine, die sich so verhält, dass man dies intelligent nennen würde, wenn ein Mensch sich so verhielte“.¹⁵ Auf den ersten Blick scheint dies ein vernünftiger Ansatz zu sein. Es lassen sich jedoch schnell Schwachstellen aufzeigen. Ein Beispiel: Gemeinhin wird die Fähigkeit, Zahlenlisten schnell und exakt zu addieren, bei einer Person als Merkmal ihrer Intelligenz angenommen. Insbesondere werden damit ihre logischen und quantitativen Fähigkeiten sowie die damit korrelierende Konzentrationsfähigkeit bewertet. Ganz anders beurteilen wir diese Fähigkeit bei einem Taschenrechner, obwohl er dieselben Aufgaben meist in kürzerer Zeit ausführt. Trotz seiner Überlegenheit in der Geschwindigkeit und Genauigkeit seiner Berechnungen kämen wir nicht auf die Idee, ihn als intelligent zu bezeichnen. Demzufolge kommen wir beim Vergleich von menschlicher und maschineller Intelligenz nicht immer zu derselben Beurteilung.¹⁶ Der KI-Pionier Marvin Minsky stellte ein Paradoxon auf, das dieses Phänomen gut auf den Punkt bringt. Er konstatierte, dass eine Maschine nicht mehr als intelligent gelte, wenn sie eine Aufgabe beherrsche. Bei der Maschine werde der Erfolg schnell darauf reduziert, dass sie nur ein Programm abarbeite. Zwar erscheine ihre Leistung intelligent, sie sei es aber nicht. Daraus folgernd könne eine Maschine nicht intelligent sein, egal welche Leistungen sie vollbringe.¹⁷

Ein weiterer Aspekt erschwert den Vergleich zwischen Mensch und Maschine. Die meisten KI-Forscher stimmen darin überein, dass nicht nur das Ergebnis einer Problemlösung wichtig ist, sondern ebenso wie es zustande kommt. Als Beispiel ziehen wir ein einfaches Computerprogramm für das Spiel „Tic-Tac-Toe“ heran. Gewinner bei diesem Spiel ist, wer als Erster drei seiner eigenen Zeichen in einem drei mal drei Felder großen Spielfeld in einer Zeile, Spalte oder Diagonale platziert hat. Dabei gibt es genau 255.168 verschiedene Spielverläufe, so dass ein Computer durch einfaches Nachschlagen der Züge in einer Tabelle die möglichen Verläufe ermitteln

¹⁴ Vgl. Lenzen, M. (2018), S. 32f.

¹⁵ Vgl. Armbruster, A. (Hrsg.) (2018), S. 31.

¹⁶ Vgl. Kaplan, J. (2017), S. 16.

¹⁷ Vgl. Lenzen, M. (2018), S. 30.

und jene mit Gewinnoption herausuchen kann. Ein solch triviales Programm verkörpert für die meisten Menschen keine Künstliche Intelligenz. Sie sehen darin lediglich das Abarbeiten einer logischen Aufgabe. Wie aber würden Sie dieses Computerprogramm beurteilen, wenn es ohne vorherige Kenntnis der Regeln, allein durch Beobachten der menschlichen Spieler, erfolgreiche Strategien lernt und siegt? Die meisten Menschen stufen ein solches Programm als Künstliche Intelligenz ein, da es sich selbstlernend das nötige Wissen angeeignet hat.¹⁸

Computer sind dem Menschen in Spezialgebieten überlegen. Wir setzen jedoch voraus, dass der Mensch als Generalist die angeborene oder erlernte Fähigkeit auf einem Gebiet prinzipiell für eine Vielzahl von ähnlichen Problemen anwenden kann. Hier beurteilen wir eine Maschine, die dieselbe Aufgabe wie der Mensch erledigt hat, jedoch anders. Es ist also problematisch die menschlichen Fähigkeiten als Maßstab für Künstliche Intelligenz heranzuziehen.¹⁹

Intelligente Maschine – der Turing-Test

Die wohl berühmteste Antwort auf die Fragestellung, ob eine Maschine ein dem Menschen gleichwertiges Denkvermögen hätte, gab 1950 der britische Mathematiker und KI-Pionier Alan Turing. Dazu schlug er ein Imitationsspiel - den sogenannten Turing-Test - vor, bei dem eine Maschine sich bewähren muss, um als intelligent zu gelten.²⁰ Dabei kommuniziert eine Testperson ohne Sicht- und Hörkontakt über Computerterminal mit einem Menschen und einer Maschine und muss durch Fragestellungen nach fünf Minuten entscheiden, an welchem Terminal die Maschine antwortet. Die Maschine besteht den Test wenn sie die Testperson in mindestens 30 % der Fälle täuschen kann.²¹ Der Vorteil des Turing-Tests liegt darin, dass an die Stelle einer Definition von Intelligenz eine klare Aufgabe tritt. Kritisch zu beurteilen ist, dass der Turing-Test die Intelligenzfrage nur bei dialogfähigen Systemen beantworten kann. Programme, die keine Sprachprogramme sind, aber dennoch mit Künstlicher Intelligenz verbunden werden - etwa Deep Blue von IBM, das 1997 den Schachweltmeister Kasparov besiegte - kämen nicht in Frage.²² Kritisch betrachtet wird zudem, dass es beim Test weniger darum geht ein intelligentes System zu bauen, als eines, das den Menschen möglichst effektiv imitiert und manipuliert. Unterschiedliche Meinung besteht auch darüber, ob es genügt, die Testperson in 30 % der Fälle fünf Minuten lang erfolgreich zu täuschen.²³

¹⁸ Vgl. Kaplan, J. (2017), S. 17.

¹⁹ Vgl. Ebenda, S. 18.

²⁰ Vgl. Walsh, T. (2018), S. 47.

²¹ Vgl. Ertel, W. (2016), S. 4.

²² Vgl. Ebenda, S. 7.

²³ Vgl. Walsh, T. (2018), S. 49.

Starke Künstliche Intelligenz und schwache Künstliche Intelligenz

Offensichtlich gibt es auf die Frage, ob bereits intelligente künstliche Systeme existieren, schon deshalb keine eindeutige Antwort, weil gar nicht klar ist, was ein solches System können müsste.²⁴ Marvin Minsky fand eine gute Begrifflichkeit für das Dilemma dieses Diskurses, indem er Intelligenz als ein „Kofferwort“ bezeichnete, in das jeder das hineinpackt, was er möchte.²⁵ Heraus kristallisiert hat sich mittlerweile eine Unterscheidung nach dem Grad der Intelligenz solcher Systeme in starke und schwache Künstliche Intelligenz. Die Vertreter der starken KI sind der Ansicht, dass eine allgemeine künstliche Intelligenz geschaffen werden kann, die dem Menschen ebenbürtig ist oder ihn gar übertrifft. Dies wird auch gerne mit dem Ansatz einer „denkenden“ Maschine verbunden. Dieses Gedankenspiel liegt jedoch außerhalb der derzeitigen technischen Möglichkeiten und bleibt visionär. Vertreter der schwachen KI behaupten hingegen, dass Maschinen menschliche, kognitive Funktionen mit Mitteln der Mathematik und Informatik simulieren können und dadurch zwar intelligent erscheinen mögen, es aber nicht wirklich sind. Als schwache KI wird ein System verstanden, das auf ein spezielles Gebiet, in dem es dem Menschen ebenbürtig oder gar überlegen ist, begrenzt bleibt.²⁶ Der größte Teil der Forschung zur Künstlichen Intelligenz bezieht sich derzeit auf den Bereich der schwachen KI.²⁷

Offen bleibt auch ob weitere menschliche Eigenschaften, wie Bewusstsein, Moral, Selbsterkenntnis, Emotion und Empfindungsvermögen, unantastbar und damit ausschließlich auf den Menschen anwendbar sind oder ob sie mit Künstlicher Intelligenz verbunden werden können.²⁸ Professor Wolfgang Wahlster, führender KI-Experte und Gründer und langjähriger Leiter des Deutschen Forschungszentrums für Künstliche Intelligenz (DFKI), vertritt die Ansicht, dass Künstliche Intelligenz irgendwann auch Emotionen und soziales Verhalten entwickeln könnte, allerdings nur im Sinne einer technischen Simulation. Im Gegensatz zu künstlichen Systemen ist die emotional-soziale Intelligenz des Menschen stark biologisch determiniert und viele biochemische Prozesse sind daran beteiligt.²⁹ Als Vertreter der schwachen KI vertritt er die Ansicht: „KI wird unser Leben lebenswerter machen“³⁰.

Kofferwort „Künstliche Intelligenz“ - eine mögliche Befüllung

Der kontroverse Diskurs über den Unterschied zwischen Künstlicher Intelligenz einerseits und cleverer Programmierung und Technik andererseits dürfte weitergehen. Jede Person sollte zum Thema „Künstliche Intelligenz“ eine eigene Meinung bilden und das „Kofferwort“ selbst befüllen. Dennoch soll am Ende dieses Kapitels eine Definition stehen, die eher auf die Rationalität einer Künstlichen Intelligenz abzielt und sich an „schwacher KI“ orientiert. Sie ist Grundlage für den weiteren Verlauf der Bachelorarbeit und lehnt sich an das Ende 2018

²⁴ Vgl. Lenzen, M. (2018), S. 31.

²⁵ Vgl. Armbruster, A. (Hrsg.) (2018), S. 32.

²⁶ Vgl. Kaplan (2017), S. 82f.

²⁷ Vgl. Walsh, T. (2018), S. 89.

²⁸ Vgl. Ebenda, S. 88f.

²⁹ Vgl. Schmidt-Wyk, F. (2019), S. 3.

³⁰ Aarbote (Hrsg.) (2019), S. 1.

von der Bundesregierung beschlossene Strategiepapier „Strategie Künstliche Intelligenz“ an. Darin wird wie folgt definiert: *„Die „schwache“ KI ist fokussiert auf die Lösung konkreter Anwendungsprobleme auf Basis der Methoden aus der Mathematik und Informatik, wobei die entwickelten Systeme zur Selbstoptimierung fähig sind. Dazu werden auch Aspekte menschlicher Intelligenz nachgebildet und formal beschrieben bzw. Systeme zur Simulation und Unterstützung menschlichen Denkens konstruiert.“*³¹ Kommen wir noch einmal zurück auf das Beispiel des Tic-Tac-Toe-Programmes: Würden wir nicht von Künstlicher Intelligenz sprechen, wenn es neben der Selbsterlernung weiterer Brettspiele gleichzeitig Gesichter erkennen, medizinische Diagnosen erstellen und Bach-Musik komponieren könnte? Als Mensch wenden wir Regeln des einen Bereichs auf andere Bereiche an. Manchmal können wir dadurch neuen Herausforderungen auf eine Weise begegnen, die nicht direkt etwas mit dem Problem zu tun haben. Vielleicht braucht Genialität auch bei künstlichen Systemen einen solchen breiten Kontext.³² Ob McCarthy sich bei der Schaffung seiner Wortkreation „Künstliche Intelligenz“ bewusst war, welche Provokation und welcher Diskurs damit ausgelöst werden würde? Hätte er einen unspektakulären Begriff verwendet, der nicht die menschliche Dominanz und Intelligenz infrage stellte, würde der Fortschritt auf diesem Gebiet wohl anders beurteilt werden und eher als ein fortwährendes Voranschreiten bei der Automatisierung erscheinen, so Jerry Kaplan, Autor und Pionier bei Tablet-Computern.³³

2.2. Historische Entwicklung Künstlicher Intelligenz

Künstliche Intelligenz als interdisziplinäres Gebiet

Der Begriff der „Künstlichen Intelligenz“ steht heute für ein weites, interdisziplinäres Gebiet, auf dem Forscher mit verschiedenen Methoden und Fragestellungen daran arbeiten, intelligente Systeme zu entwickeln. Dabei baut die KI-Forschung auf vielen Wissenschaften auf, allen voran auf der Informatik, der Mathematik und der Logik. Auch Einsichten aus der Psychologie über zwischenmenschliche Interaktion und der Philosophie über den Zusammenhang von Geist und Materie fließen ein. Die Ökonomie steuert entscheidungs- und spieltheoretische Überlegungen bei. Ebenfalls relevant sind Sprachwissenschaft, Pädagogik und Biologie. Die Neurowissenschaft liefert Erkenntnisse, wie das menschliche Gehirn funktioniert und aufgebaut ist, und die Kognitionswissenschaft erforscht das menschliche Denken.³⁴

Technisch-ökonomische Voraussetzungen für den Durchbruch der KI

Der Durchbruch von Künstlicher Intelligenz basiert auf verbesserten maschinellen Lernansätzen und Algorithmen³⁵. Voraussetzung dafür ist die zunehmende Datenverarbeitung und Digitalisierung, wodurch inzwischen ausreichend Daten zur Verfügung stehen, mit denen intelligente Systeme trainiert werden können. Folgende

³¹ O. V. Die Bundesregierung (Hrsg.) (2018), S. 4.

³² Vgl. Kaplan, J. (2017), S. 20f.

³³ Vgl. Armbruster, A. (Hrsg.) (2018), S. 14.

³⁴ Vgl. Ertel, W. (2016), S. 3f.

³⁵ Ein Algorithmus ist eine Vorschrift zur Lösung eines (mathematischen) Problems, die aus endlich vielen, wohldefinierten Einzelschritten besteht, die zur Ausführung in ein Computerprogramm implementiert werden kann (Vgl. Lenzen, M. (2018), S. 42.)

Zahlen verdeutlichen die beschleunigte Entwicklung bei der weltweiten Datenproduktion: 2016 lag sie bei rund 16 Zettabyte³⁶, für das Jahr 2025 wird sie bereits auf 163 Zettabyte geschätzt.³⁷ Zudem nimmt die Rechnerleistung seit Jahren mit exponentieller Geschwindigkeit zu bei gleichzeitigem Rückgang der Hardwarekosten. Gordon Moore, amerikanischer Physiker und Chemiker, formulierte dazu bereits 1965 eine Regel, die heute als „Moore’sches Gesetz“ bekannt ist. Danach verdoppelt sich die Prozessorleistung eines Computers, der für denselben Betrag gekauft werden kann, alle 18 Monate. Diese Faustregel hat sich in mehr als 50 Jahren Geltungsdauer bestätigt.³⁸ Inzwischen werden durch die Cloud die Speicherkapazitäten enorm erweitert und müssen nicht mehr zwingend selbst vorgehalten werden. Anbieter in der Cloud stellen Speicherplatz im Netz kostengünstig, skalierbar und punktuell für bestimmte Zeiträume abrufbar zur Verfügung, wodurch die Hardwareleistung zusätzlich gesteigert wird. Diese technologischen Entwicklungen senken die Barrieren für die Nutzung von Künstlicher Intelligenz durch Unternehmen.³⁹ Nicht zuletzt verhilft auch eine veränderte Kundenerwartung und -nachfrage Künstlicher Intelligenz zum Durchbruch.

Die Anfänge Künstlicher Intelligenz

Die Entwicklung einer Künstlichen Intelligenz wurde wesentlich vom Militär vorangetrieben. Im Zweiten Weltkrieg wurden Computer u. a. zur Verschlüsselung verwendet (Enigma-Chiffriermaschine).⁴⁰ Als Geburtsstunde Künstlicher Intelligenz gilt eine Konferenz in Dartmouth im Jahr 1956, bei welcher der Name „Artificial Intelligence“ eingeführt wurde.⁴¹ Die Konferenz deckte ein sehr weites Themenspektrum ab, darunter Neuronennetze als Vorläufer der heutigen Künstlichen Neuronalen Netze und die natürliche Sprachverarbeitung durch Computer.⁴² Das erste Jahrzehnt der KI-Forschung war vor allem von schlussfolgernden, logikbasierten Systemen geprägt.⁴³ Die Möglichkeiten der damaligen technischen Systeme beschränkten sich auf einfache und in sich geschlossene Aufgaben, nicht zuletzt aufgrund der mangelnden Leistungsfähigkeit der damaligen Rechenmaschinen.⁴⁴

KI zwischen 1965 - 1975: Im Forschungslabor

Die KI-Forschung vollzog sich vor allem in den Laboren ohne praktischen Nutzen, da der wirtschaftliche Erfolg hinter den Erwartungen zurückblieb.⁴⁵ In dieser Zeit wird mit SHAKEY der erste autonome Roboter erfunden, der jedoch nur begrenzte Möglichkeiten in einer relativ kontrollierten Umgebung hatte.⁴⁶ Etwa zur derselben

³⁶ 1 Zettabyte = 1 Billiarde Gigabyte

³⁷ Vgl. Lenzen, M. (2018), S. 162.

³⁸ Vgl. Ebenda, S. 39f.

³⁹ Vgl. o. V. BaFin (Hrsg.) (2018), S. 19.

⁴⁰ Vgl. Kaplan, J. (2017), S. 28.

⁴¹ Vgl. Ertel, W. (2016), S. 6.

⁴² Vgl. Kaplan, J. (2017), S. 29.

⁴³ Vgl. Ertel, W. (2016), S. 9f.

⁴⁴ Vgl. Kaplan, J. (2017), S. 32f.

⁴⁵ Vgl. Ertel, W. (2016), S. 9.

⁴⁶ Vgl. Kaplan, J. (2017), S. 34.

Zeit wurde das Sprachprogramm „ELIZA“ entwickelt, was als Geburtsstunde der Chatbots gilt. Der simulierte Dialog wies nur eine begrenzte Semantik und ein reduziertes Gesprächsrepertoire auf.⁴⁷

KI zwischen 1975 - 1985: Einsatz von Expertensystemen

Der kommerzielle Einsatz sogenannter Expertensysteme machte Künstliche Intelligenz einer breiteren Öffentlichkeit bekannt. Ein Expertensystem stellte das hochspezialisierte Wissen eines bestimmten Fachgebietes einer Vielzahl von Anwendern zur Verfügung. Dafür wurde das System in zwei Teilkomponenten unterteilt: Eine Wissensdatenbank, die Wissen und entsprechende Anwendungsregeln einer bestimmten Domäne repräsentierte, und eine universell einsetzbare Inferenzmaschine, die das Wissen mithilfe von Schlussfolgerungen aufarbeitete.⁴⁸ In den 1980er-Jahren hielten solche Expertensysteme Einzug in Krankenhäuser, z. B. mit dem Expertensystem „MYCIN“ zur Diagnose von Infektionskrankheiten.⁴⁹

Erste Erfolge mit neuronalen Netzen von 1985 bis 1990

Inzwischen standen leistungsfähigere Rechner zur Verfügung und so konnten mit mathematisch modellierten neuronalen Netzen erste beeindruckende Erfolge gezeigt werden, etwa in der Mustererkennung. Ermöglicht wurden dadurch Handschriftenerkennung oder das Erkennen von Personen anhand von Portraitfotos. Angewandt wurde diese Methode beim System „Nettalk“, das anhand von Beispieltexten das Sprechen lernte. Dadurch entstand ein neues Teilgebiet von Künstlicher Intelligenz, der Konnektionismus, der sich am biologischen Vorbild des Gehirns orientierte. Dieser Entwicklung wurden Grenzen aufgezeigt, da es schwierig war, neuronale Netze mit logischen Regeln oder Expertenwissen zu kombinieren und sie zu strukturieren und zu modularisieren.⁵⁰

KI zwischen 1990 - 2010: Agenten und Robotik

Seit etwa 1990 entstand mit verteilten KI-Systemen ein neuer Ansatz, der auf Marvin Minsky zurückgeht. So wurden Parallelrechner eingesetzt, um durch deren Kooperation eine höhere kognitive Leistung zu simulieren. Rückblickend kann diese Entwicklung als der Beginn der Agententechnologie gesehen werden.⁵¹ Ein bedeutender Erfolg dieser Zeit war 1997 das von IBM entwickelte System Deep Blue, das den damaligen Schach-Weltmeister Kasparov besiegte.⁵² Im gleichen Jahr demonstrierte ein Wettkampf im Roboterfußball („RoboCup“) eindrucksvoll die Leistungsfähigkeit von Robotik und Künstlicher Intelligenz.⁵³

⁴⁷ Vgl. Walsh, T. (2018), S. 33f.

⁴⁸ Vgl. Kaplan, J. (2017), S. 38f.

⁴⁹ Vgl. Walsh, T. (2018), S. 32.

⁵⁰ Vgl. Ertel, W. (2016), S. 7,10, 265.

⁵¹ Vgl. Ebenda, S. 11.

⁵² Vgl. Lenzen, M. (2018), S. 58f.

⁵³ Vgl. Ertel, W. (2016), S. 7.

KI seit 2010: Kommerzieller Einsatz

Durch verbesserte Verfahren und leistungsfähigere Computer findet Künstliche Intelligenz zunehmend im Alltag und in der Wirtschaft Anwendung. Die Neuronalen Netze erleben durch das neue, vielseitig einsetzbare Verfahren „Deep Learning“ neuen Aufschwung. Ein beeindruckender Erfolg gelang 2011 dem Unternehmen IBM mit seinem Frage-Antwort-System „Watson“ in natürlicher Sprache, das in der US-Quizshow „Jeopardy“ die menschliche Konkurrenz bezwang. Watson konnte als wissensbasiertes System nicht nur das Wissen einer vier Terabyte großen Datenbank abrufen, die etwa den Volltext von Wikipedia beinhaltet, sondern Zusammenhänge zwischen Themenfeldern und Fragen herstellen.⁵⁴ Für seine hohe Leistungsfähigkeit benötigte Watson eine beeindruckende Hardware von über 2.880 parallel arbeitenden Prozessorkernen und 14 Terabyte Arbeitsspeicher.⁵⁵

2011 kam das Assistenzsystem „Siri“ von Apple auf den Markt, das natürlich gesprochene Sprache erkennt und verarbeitet. 2014 stellte Microsoft den Sprachassistenten „Cortana“ vor. Amazon präsentierte 2015 „Amazon Echo“ mit dem Sprachdienst „Alexa“, ein sprachgesteuerter persönlicher Assistent, der auf Kommando aus dem Internet Musik und Hörbücher abspielt und allerlei Wissenswertes auf Nachfragen parat hat. Inzwischen verfügt Alexa über tausende von Fähigkeiten, sogenannte „Skills“.⁵⁶

Anfang 2016 besiegte die lernfähige Software „AlphaGo“ von Google DeepMind einen der weltbesten Go-Spieler, Lee Sedol. Go ist ein altes japanisches Brettspiel, das viel komplexer als Schach ist, mit unzählig vielen Kombinationsmöglichkeiten, die nicht alle errechnet werden können.⁵⁷ Zum Erfolg führten mehrere kombinierte KI-Verfahren, unter anderem Deep Learning zur Mustererkennung bei der Bewertung von Brettstellungen, wofür 30 Millionen Spielstellungen als Trainingsdaten zur Verfügung standen, und Reinforcement Learning für das Spielen des Programms gegen sich selbst zur Verbesserung der Spielstrategie.⁵⁸ Zum Sieg führten schließlich Spielzüge, die sich AlphaGo selbst beigebracht hatte und auf die zuvor noch kein Mensch gekommen war.⁵⁹

In diesen Zeitraum fallen auch erste beachtenswerte Erfolge beim autonomen Fahren, dem Führen eines Fahrzeugs ohne menschliches Zutun. Dabei liegen die Schwierigkeiten in der Wahrnehmung der Umgebung, einer ausreichend schnellen Reaktionsgeschwindigkeit, und der Auswertung der Daten und Ergebnisse. Die beträchtlichen Fortschritte im Bereich von maschinellem Sehen bei der Objekt- und Hinderniserkennung sind dafür hilfreich.⁶⁰

⁵⁴ Vgl. Ertel, W. (2017), S. 22.

⁵⁵ Vgl. Lenzen, M. (2018), S. 72.

⁵⁶ Vgl. Beise, M. / Schäfer, U. (2016), S. 90f.

⁵⁷ Vgl. Ebenda, S. 148f.

⁵⁸ Vgl. Ertel, W. (2017), S. 132, 331f.

⁵⁹ Vgl. Beise, M. / Schäfer, U. (2016), S. 149.

⁶⁰ Vgl. Kaplan, J. (2018), S. 59f.

2.3. Maschinelles Lernen als Kerntechnologie Künstlicher Intelligenz

Künstliche Intelligenz ist ein weites Anwendungsfeld. Nachfolgende Betrachtung fokussiert sich auf maschinelles Lernen, da dieser Teilbereich durch die Entwicklung im Bereich von Big Data einen enormen Auftrieb erhalten hat und derzeit als Kerntechnologie gilt.

Maschinelles Lernen (Machine Learning)

Beim Maschinellen Lernen meistert ein Computer eine Aufgabe dadurch, dass er aus Erfahrungen lernt und diese dazu führen, dass er die Aufgabe künftig besser bewältigen kann. Im Unterschied zu einem statischen Programm passen sich die Entscheidungsregeln über eine Rückkoppelung an das Erlernte an und optimieren das Ergebnis mit jeder Rückmeldung, wie aus Abbildung 1 hervorgeht.⁶¹

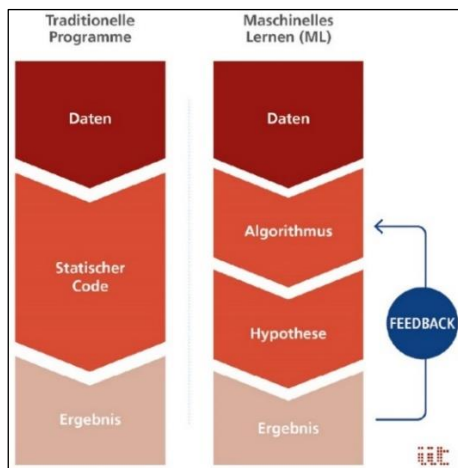


Abbildung 1: Traditionelle Programme versus Maschinelles Lernen⁶²

Beim Maschinellen Lernen werden verschiedene Lernverfahren angewandt, die in drei Kategorien unterteilt werden können: das überwachte Lernen, das unüberwachte Lernen und das verstärkte Lernen (Reinforcement Learning).⁶³

Beim überwachten Lernen bekommt ein Computerprogramm mit gekennzeichneten Trainingsdaten vorgegeben, was es lernen soll. Soll es beispielsweise lernen, Hunde von Katzen zu unterscheiden, erhält es entsprechend gekennzeichnete Tierbilder und ein Feedbacksignal, das dem System signalisiert, ob es richtig klassifiziert hat bzw. wie groß die Abweichung war. Durch eine große Anzahl von Testläufen lernt das System, auf was es ankommt. Die richtige Antwort liegt also während der Trainingsphase vor und das System muss

⁶¹ Vgl. Wittpahl, V. (Hrsg.) (2019), S. 24f.

⁶² Ebenda, S. 25.

⁶³ Vgl. Ebenda, S. 24f.

einen passenden Algorithmus dazu finden. Überwacht wird das Programm nur während der Trainingsphase und nicht im Echteinsatz.⁶⁴

Beim unüberwachten Lernen muss das System zurechtkommen, ohne dass Eingabedaten zuvor gekennzeichnet und zugeordnet wurden. Bei diesem Verfahren steht das Ergebnis nicht fest, sondern ist gänzlich offen. Deshalb kann das Computerprogramm nicht trainiert werden, sondern muss selbständig versuchen Muster und Regelmäßigkeiten in den Daten zu erkennen und diese in interpretierbare Informationen verwandeln. Diese Methode kommt etwa beim Onlinehandel zum Einsatz, indem es Kauf- und Nutzerverhalten vorhersagt und Empfehlungssysteme ermöglicht.⁶⁵

Beim verstärkten Lernen arbeitet das System ebenfalls mit nicht klassifizierten Daten.⁶⁶ Das Computerprogramm interagiert mit seiner Umgebung und lernt direkt aus seinen Erfahrungen, indem es für richtige Ergebnisse Rückmeldungen erhält bzw. belohnt wird. Erreicht werden soll, dass das Programm sich die Konsequenzen seiner Handlung merkt und mit diesem Wissen versucht, seine Belohnung zu maximieren. Ein Beispiel dafür ist das bereits vorgestellte Programm „AlphaGo“. Auch in der Robotik ist es ein wichtiges Verfahren. So erlernten etwa die Roboterarme der Firma Fanuc innerhalb weniger Stunden, ihnen bislang unbekannte Objekte sicher zu greifen und zu bewegen.⁶⁷

Deep Learning auf Basis künstlicher neuronaler Netze

Der aktuelle Erfolg im Bereich einer Künstlichen Intelligenz beruht im Wesentlichen auf dem Verfahren Deep Learning, dem tiefen Lernen auf Basis künstlicher neuronaler Netze (KNN), weshalb sich die Bachelorarbeit auf die Vorstellung dieses Lernverfahrens beschränkt. Daneben gibt es viele weitere Lernverfahren, etwa Entscheidungsbäume und logikbasierte Verfahren, die je nach Eignung bei unterschiedlichen Anwendungen eingesetzt und zum Teil miteinander kombiniert werden.⁶⁸

Deep Learning wird das Lernen mit Algorithmen genannt, das Netzstrukturen von Nervenzellen nachbildet. Künstliche Neuronale Netze sind von der Modellierung biologischer neuronaler Netze motiviert: Eine Reihe künstlicher Neuronen wird nach den Nervenzellen im menschlichen Gehirn und die Verbindung zwischen ihnen nach den menschlichen Synapsen modelliert. Dabei kann eine Informationsweiterleitung in unterschiedlicher Gewichtung oder Verschaltungsstärke individuell an zahlreiche andere Neuronen erfolgen.⁶⁹ In Abbildung 2 wird die grundlegende Funktionsweise eines neuronalen Netzes dargestellt.

⁶⁴ Vgl. Lenzen, M. (2018), S. 50f.

⁶⁵ Vgl. Wittpahl, V. (Hrsg.) (2019), S. 26+29.

⁶⁶ Vgl. Lenzen, M. (2018), S. 51.

⁶⁷ Vgl. Wittpahl, V. (Hrsg.) (2019), S. 29.

⁶⁸ Vgl. Lenzen, M. (2018), S. 51f.

⁶⁹ Vgl. Wittpahl, V. (Hrsg.) (2019), S. 29f.

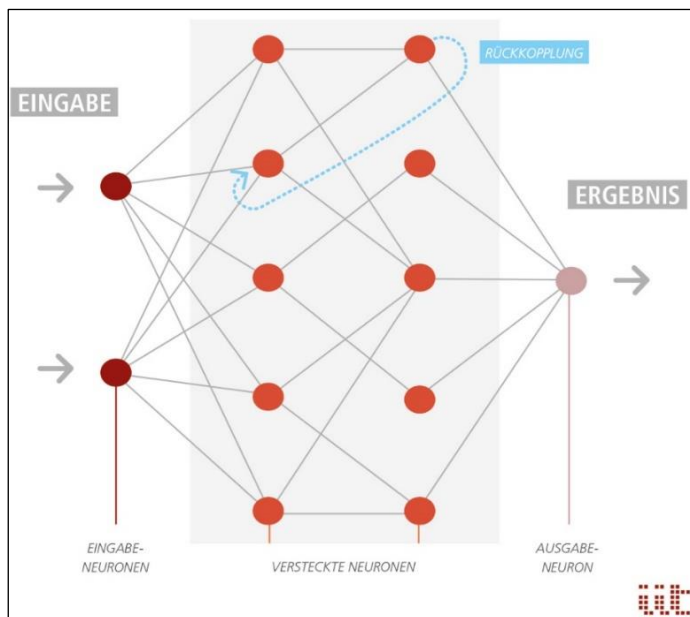


Abbildung 2: Künstliches neuronales Netz (vereinfachte Darstellung)⁷⁰

Das KNN hat eine Eingabeschicht, die Daten aufnimmt, und eine Ausgabeschicht, über die Antworten erfolgen. Zwischen diesen beiden Schichten befindet sich eine unterschiedliche Anzahl weiterer Schichten künstlicher Neuronen (in Abb. 2 wurden beispielhaft zwei Schichten dargestellt), in der die Eingabewerte verarbeitet werden und in der das eigentliche Lernen stattfindet. Diese sogenannten versteckten Schichten machen die „Tiefe“ der KNN aus und können bei modernen KNN über hundert betragen. Auch die Breite der KNN, also die Anzahl der künstlichen Neuronen pro Schicht, differiert. Das optimale Verhältnis von Breite und Tiefe eines KNN für eine bestimmte Problemstellung herauszufinden, gehört zu den Herausforderungen der Software-Architekten. Da der Informationsfluss von der Eingabe- zur Ausgabeschicht und somit nur in eine Richtung fließt, handelt es sich um ein sogenanntes Feedforward-Netz. Werden Rückkoppelungen (in Abb. 2 der hellblau gepunktete Pfeil) eingesetzt, handelt es sich um ein rekurrentes Netz.⁷¹

Eine Trainingsmethode, die zum überwachten Lernen gehört, ist die sogenannte Backpropagation, bei der das KNN anhand des Inputs Ausgabewerte errechnet und das Ergebnis mit dem richtigen Ergebnis vergleicht. Diese Abweichung muss so weit wie möglich reduziert werden, indem die Gewichtung innerhalb des Netzes neu justiert wird. Dieser Prozess wird so oft wiederholt, bis die Abweichung ausreichend gering ausfällt. Beispielsweise erhält das System möglichst viele klassifizierte Trainingsbilder unterschiedlicher Tiere, darunter auch Hunde. Durch die Fehlerrückmeldung und entsprechende Systemmodifizierung lernt das KNN Tierbilder selbst zu klassifizieren, so dass es nach erfolgreicher Testphase einen Hund auf einem unbekanntem Bild identifizieren kann.⁷² Dabei wird der Hund im Netzwerk Schicht für Schicht zusammengesetzt. Die Neuronen der ersten

⁷⁰ Wittpahl, V. (Hrsg.) (2019), S. 30.

⁷¹ Vgl. Lenzen, M. (2018), S. 54f.

⁷² Vgl. Wittpahl, V. (Hrsg.) (2019), S. 32.

Schicht differenzieren nur dunkle und helle Stellen in einem Bild, die Folgeschicht erkennt schattenhafte Umrisse, einige Schichten weiter werden erste Linien und Rundungen wahrgenommen, auf einem höheren Level werden komplexere Strukturen wie Krallen, Fell und Schnauze erfasst. So erarbeitet sich das neuronale Netz Schritt für Schritt typische Merkmale, mit denen es mit einer hohen Wahrscheinlichkeit feststellen kann, ob ein Hund auf dem Bild zu sehen ist.⁷³ Durch eine möglichst große Zahl von Trainingsdaten können interne Verknüpfungen kontinuierlich optimiert werden, wodurch das Resultat und die Entwicklung einer Künstlichen Intelligenz umso besser wird.⁷⁴ Für die Nachjustierung einer vorhandenen Netzstruktur wird die Gewichtung der vorgegebenen Verbindungen verändert; es gibt jedoch Lernverfahren, bei denen die optimale Anzahl der Neuronen für die Problemlösung bestimmt oder gar die Anzahl der versteckten Schichten erarbeitet wird, wie das die konstruktiven Netze tun.⁷⁵ Dabei ist das Training des Netzes viel aufwendiger und rechenintensiver als die spätere Nutzung zur Erkennung von Mustern.⁷⁶ Unter Maschinellern Lernen und Deep Learning wird heute eine ganze Reihe von Ansätzen verstanden, Aufgaben mit Hilfe von autonom agierenden und in diesem Sinne intelligenten Systemen zu bewältigen.⁷⁷

2.4. Ausgewählte aktuelle Forschungsfelder Künstlicher Intelligenz

Künstliche Intelligenz besteht aus einer Reihe unterschiedlicher Technologien und Methoden. Folgende ausgewählte Forschungsfelder einer Künstlichen Intelligenz sind einer Veröffentlichung der Stanford University zu diesem Thema vom September 2016 entnommen.⁷⁸

Deep Learning (vorgestellt bei 2.2.)

Deep Learning wird bei der maschinellen Objekterkennung in Bildern und Aktivitätserkennung in Videos angewandt und führt zu großen Erfolgen in der Audio- und Spracherkennung und Natural Language Processing.⁷⁹

Reinforcement Learning (vorgestellt bei 2.2.)

Reinforcement Learning legt den Fokus auf eine erfahrungsbasierte, sequentielle Entscheidungsfindung (Beispiele: AlphaGo, Fanuc-Roboter).

Large Scale Machine Learning

Das verfügbare Datenvolumen wächst permanent. Damit steigen auch die Anforderungen an maschinelle Lernverfahren, speziell an ihre Möglichkeit zur Skalierbarkeit und ihre Fähigkeit, komplexe Modelle mit millionenfachen Parametern zu erlernen. Notwendig sind ausreichende Kapazitäten, um riesige Datensätze verdichten

⁷³ Vgl. Lenzen, M. (2018), S. 56f.

⁷⁴ Vgl. Scherk, J./ Pöchhacker-Tröscher, G./ Wagner, K. (2017), S. 17.

⁷⁵ Vgl. Lenzen, M. (2018), S. 55.

⁷⁶ Vgl. Wittpahl, V. (Hrsg.) (2019), S. 32.

⁷⁷ Vgl. Ebenda, S. 32.

⁷⁸ Vgl. o. V. Stanford University (Hrsg.) (2016), S. 14-17.

⁷⁹ Vgl. Scherk, J./ Pöchhacker-Tröscher, G./ Wagner, K. (2017), S. 18.

und mit vorausschauenden Analysen auswerten zu können. Außerdem sind neue Anforderungen an ihre effiziente Speicherung und an ein effektives Datenmanagement zu erfüllen. Klassische Verfahren sind meist nicht in der Lage, extrem große, komplexe oder schwach strukturierte Datenmengen zu verarbeiten.⁸⁰ Entsprechend skalierbare maschinelle Lernverfahren arbeiten dabei gleichzeitig parallel auf einer Vielzahl von Prozessoren. Zum Einsatz kommt diese Methode beim Data Mining, einer Anwendung, die in Massendaten bestimmte verborgene Zusammenhänge entdeckt und verarbeitet.

Natural Language Processing (NLP)

Ein inzwischen gut etabliertes Forschungsfeld von Künstlicher Intelligenz ist das Verstehen und die Interpretation der natürlichen Sprache. NLP-Techniken zielen darauf ab, alle Aspekte der menschlichen Sprachverarbeitung nachzubilden, etwa Texterkennung aus Sprache und Sprachgenerierung aus Text, Maschinelles Übersetzen, Bedeutungserkennung im Kontext (Semantik, Pragmatik), Grammatikverständnis etc. Sie wollen eine möglichst weitreichende Interaktion zwischen Mensch und Computer über die Sprache ermöglichen.⁸¹

Computer Vision

Der Begriff „Computer Vision“ bezeichnet die Fähigkeit eines Computers zu „sehen“. Der Bereich des Sehens beinhaltet mehrere allgemeine Aufgabenfelder wie Objekterkennung, Bewegungsanalyse, Lagebestimmung und speziellere Aufgaben wie optische Zeichenerkennung, Scene Labelling (Erkennung von Elementen eines Raums) und Gesichtserkennung. In den letzten Jahren wurden auf diesem Gebiet dank Deep Learning große Fortschritte erzielt.⁸² Ein großer und zunehmender Anteil der Daten, die über das Internet transferiert werden, betrifft inzwischen visuelle Daten.⁸³ Computer Vision wird in der industriellen Produktion bei der Automatisierungstechnik und Qualitätssicherung eingesetzt, in der Sicherheitstechnik (Zugangskontrolle, Gesichtserkennung) sowie in der Verkehrstechnik (Radarfalle, autonomes Fahren).⁸⁴

Robotik

Die Robotik konstruiert Maschinen, die mit ihrer Umwelt sicher agieren und körperliche Arbeiten in einer interaktiven Umgebung übernehmen können. Im Unterschied zur einfacheren mechanischen Automatisierung sind diese Systeme für allgemeinere Aufgaben geeignet und zeigen Anpassungsfähigkeit bei sich verändernden oder chaotischen Umgebungen. Markante Erfolge der Robotikforschung stellen autonome Fahrzeuge,⁸⁵ unbemannte Drohnenflüge beim Militär und medizinische Roboter bei Operationen dar. Dabei wird Maschinelles Lernen eine Schlüsselrolle bei der Verbesserung der Robotik spielen.⁸⁶

⁸⁰ Vgl. o. V. Stanford University (Hrsg.) (2016), S. 14.

⁸¹ Vgl. o. V. PAiCE (Hrsg.) (2018), S. 58.

⁸² Vgl. Walsh, T. (2018), S. 77.

⁸³ Vgl. Kaplan, J. (2016), S. 70f.

⁸⁴ Vgl. Walsh, T. (2018), S. 78.

⁸⁵ Vgl. Kaplan, J. (2016), S. 63f.

⁸⁶ Vgl. o. V. Stanford University (Hrsg.) (2016), S. 15.

Internet der Dinge

Die Forschung in diesem Bereich befasst sich mit der zunehmenden Vernetzung von „intelligenten“ Gegenständen mit dem Internet, damit sie selbständig miteinander kommunizieren und agieren können. Dazu werden Objekte, Geräte und Alltagsgegenstände mit Prozessoren und Sensoren ausgestattet, die Daten erfassen, speichern, weitergeben oder Zugang zum Internet herstellen. Das Internet der Dinge soll zur unsichtbaren Technologie werden, weshalb sie immer kleiner wird, bis hin zu sogenannten „wearables“, die als Sensoren in der Kleidung getragen werden.⁸⁷ Für das Internet der Dinge müssen Geräte nicht intelligent sein, sondern lediglich einen Internetzugang haben, allerdings sind lernende Programme oft an der Auswertung der kommunizierten Daten beteiligt. Nach Schätzungen sollen um das Jahr 2020 mehr als 20 Milliarden Dinge miteinander im Internet kommunizieren, wobei die verbraucherorientierte Anwendung den größten Anteil ausmacht.⁸⁸

2.5. Kritische Reflexion Künstlicher Intelligenz

Auswirkungen des digitalen Wandels auf den Arbeitsmarkt

Jeden zweiten Deutschen treibt die Sorge um, dass Künstliche Intelligenz negative Auswirkungen auf den Arbeitsplatz haben könnte.⁸⁹ Vor dem Hintergrund von Industrie 4.0 werden im verarbeitenden Gewerbe aus Effizienzgründen immer mehr Roboter eingesetzt, die tendenziell Routinetätigkeiten der Arbeiter übernehmen und sukzessiv Arbeitsplätze vernichten.⁹⁰ Die Frage, ob und in welchem Ausmaß durch Digitalisierung und Automatisierung Arbeitsplätze wegfallen, wird derzeit intensiv diskutiert. Aufschrecken lässt eine Studie der Ökonomen Carl Frey und Michael Osborne, Forscher an der Oxford University, von 2013, wonach in den kommenden zehn bis zwanzig Jahren 47 % aller Jobs in den USA durch Roboter und intelligente Software übernommen werden könnten.⁹¹ Das Bundesministerium für Arbeit und Soziales hat prüfen lassen, wie weit sich diese Studie auf deutsche Verhältnisse übertragen lässt und geht in ihrem 2015 veröffentlichten Bericht davon aus, dass 42 % aller Beschäftigten in Bereichen mit hoher Automatisierungswahrscheinlichkeit arbeiten. Allerdings betonen die Autoren, dass eine Folgenabschätzung schwierig sei, denn die Automatisierung betreffe oft nur Teilbereiche einer Tätigkeit. Zudem melden sie Zweifel an der Strategie von Frey und Osborne an, da ihrer Ansicht nach die befragten Experten die Leistungsfähigkeit der Programme und Roboter überschätzten und rechtliche, gesellschaftliche und ethische Hürden bei der Einführung mancher Technologien außer Acht ließen.⁹² Zu den Auswirkungen der Digitalisierung auf Arbeitsplätze gibt es viele Studien mit unterschiedlichen Ergebnissen, alle eint jedoch ein gemeinsamer Grundkonsens: Es werden sicher Stellen verloren gehen, was anhand der heute schon bestehenden technologischen Fähigkeiten einigermaßen abgeschätzt werden kann. Zugleich werden aber neuartige Tätigkeitsfelder entstehen und kaum eine Branche und Arbeitsbereich wird

⁸⁷ Vgl. Lenzen, M. (2018), S. 181-183.

⁸⁸ Vgl. Gartner (Hrsg.) (2017), S. 7.

⁸⁹ Vgl. Schneider, K. (2018c), S. 3.

⁹⁰ Vgl. Zimmermann, G. (2017), S. 16f.

⁹¹ Vgl. Lenzen, M. (2018), S. 197.

⁹² Vgl. Ebenda, S. 199.

von den Veränderungen ausgenommen sein. Wie viele neue Stellen durch diesen technologischen Wandel geschaffen werden, kann andererseits nicht prognostiziert werden.⁹³

Datenschutz und Datensicherheit

Die zunehmende Vernetzung steht im privaten Bereich und in der Wirtschaft wegen Sicherheitsbedenken, Datenschutz und dem Schutz der Privatsphäre in der Kritik. Das Internet der Dinge verbreitet sich immer stärker im privaten Umfeld und schafft verstärkte Angriffsflächen für Hacker. Sprachassistenten wie Alexa oder Google Home werden durch ein Stichwort aktiviert und zeichnen den Dialog auf. Harmlos erscheinende technische Spielereien, sogenannte Gadgets, bieten allein aufgrund der geringen Rechnerleistung meist keine ausreichende Sicherheit und verschaffen Hackern den Zugang ins private Umfeld. So stufte die Bundesnetzagentur 2017 die Puppe „My Friend Cayla“, die mit Kamera, Lautsprecher und Mikrofon ausgestattet ist und Daten in der Cloud speichert, als eine nach dem Kommunikationsgesetz verbotene Sendeanlage ein. Gekaperte Computer - sogenannte Botnets - können von Hackern für automatisierte Schadprogramme (Bot) genutzt werden, indem sie gleichzeitig Websites oder ganze Netzinfrastrukturen von Unternehmen angreifen und deren Zugriff blockieren. Das führt sehr schnell zum Ausfall der Server, wie ein Angriff im Oktober 2016 zeigt, der große Internetdienste wie Twitter zeitweise blockierte. Botnets mit gekaperten Geräten werden inzwischen mit der nötigen kriminellen Energie über das Internet vermietet.⁹⁴ Skandale wie die NSA-Affäre tun ein Übriges, um das Vertrauen in den Datenschutz zu erschüttern. So decken Edward Snowdons Enthüllungen auf, welches Ausmaß die weltweiten Überwachungs- und Spionagepraktiken von Geheimdiensten haben und zeigen die bestehende Gefahr von Überwachung und Ausspähung auf.⁹⁵ Auch in Deutschland bewegte Anfang des Jahres ein Datenskandal die Gemüter, bei dem hochsensible private Daten von hunderten von Politikern und Prominenten gehackt und anonym ins Netz gestellt wurden.⁹⁶ Seit der letzten amerikanischen Präsidentschaftswahl steht zudem der Vorwurf von Wahlmanipulationen durch eine mögliche Einflussnahme Russlands im Raum. Social Bots stehen bereits seit längerem im Verdacht, Einfluss auf politische Debatten zu nehmen, indem sie polarisieren, bestimmte Meinungen verstärken oder Fake News in die Welt setzen.⁹⁷ Die Digitalisierung macht die Infrastruktur der Unternehmen empfindlich gegenüber der eigenen immer größer werdenden und immer schwerer beherrschbaren Komplexität, aber auch gegenüber unberechtigten Zugriffen Dritter, den Hackerangriffen oder Cyberattacken. Die Bitkom berechnet den Schaden aus digitaler Wirtschaftsspionage, Sabotage und Datendiebstahl, darunter vor allem Plagiate und Patentrechtsverletzungen, auf etwa 51 Milliarden Euro pro Jahr. Längst findet eine Art Wettrüsten zwischen Hackern und Netzwerkbetreibern um solche Sicherheitslücken statt.⁹⁸

⁹³ Vgl. Zimmermann, G. (2017), S. 14.

⁹⁴ Vgl. Lenzen, M. (2018), S. 183.

⁹⁵ Vgl. Walsh, T. (2018), S. 105.

⁹⁶ Vgl. Exner, U. (2019), S. 1.

⁹⁷ Vgl. Lehmacher, W. (2018), S. 111.

⁹⁸ Vgl. Lenzen, M. (2018), S. 186.

Der „gläserne“ Kunde im Visier von Algorithmen

Manipulationen und Einflussnahme durch Algorithmen finden nicht nur im großen Stil - wie bei Wahlmanipulationen - statt, sondern bei der täglichen Nutzung des Internets. Aktivitäten im Social Web oder Recherchen im Internet zeichnen ein klares Bild persönlicher Vorlieben und Interessen und lassen Rückschlüsse auf Konsum und Lebensweise zu.⁹⁹ Wer sorglos Apps wie SnapChat installiert, ohne die Einstellungen zu überprüfen, ist jederzeit zu orten.¹⁰⁰ Wer online eine Fahrkarte für Bus oder Bahn kauft, hinterlässt Daten, aus denen sich individuelle Verhaltens- und Bewegungsmuster ableiten lassen. Durch Postings in Twitter oder Facebook lässt sich neben dem Tagesablauf sogar die Stimmungslage feststellen.¹⁰¹ Durch Gesprächsinhalte in den sozialen Medien und durch den Freundeskreis, in dem sich ein Nutzer bewegt, können Rückschlüsse auf die sexuelle, politische und religiöse Orientierung erfolgen. Viele einzelne im Netzwerk vorhandene Puzzleteile ergeben das Gesamtbild einer Persönlichkeit, das - in den falschen Händen - die Privatsphäre gefährdet.¹⁰² Für die Wirtschaft ist ein möglichst detailliertes Bild des Konsumenten („gläserner“ Kunde) vorteilhaft, um zielgerichtete Werbung absetzen zu können. Für den Konsumenten kann eine passgenaue Ansprache eine Hilfe und Orientierung bei einer Kaufentscheidung in einer großen Informationsflut und Warenvelfalt sein, allerdings muss er sich bewusst sein, dass der Anbieter ein Interesse verfolgt und sich ein Vergleich mit anderen Anbietern empfiehlt. Befürchtungen werden laut, dass ein potenzieller Kunde ständig von attraktiven Kaufangeboten umgeben wird: Kaum betritt er ein Geschäft, wird ihm genau das Produkt angeboten, nach dem er kurz zuvor im Netz suchte. Dadurch wird ein zusätzlicher Anreiz zu vermehrtem Konsum und Geldausgeben gesetzt.¹⁰³ Jura-Professor Roßnagel sieht zudem eine große Gefahr durch das sogenannte „Nudging“ - Englisch für „Stupsen“. Damit meint er, dass mit Hilfe von Künstlicher Intelligenz bestimmte Informationen nach vorne gestellt und so arrangiert werden, wie sie zu den Vorlieben des einzelnen Verbrauchers passen. Die Kunden werden zwar nicht explizit zu etwas gezwungen, aber ihr Verhalten wird in eine bestimmte Richtung gelenkt, so dass Roßnagel sie in ihrer freien Selbstbestimmung eingeschränkt sieht.¹⁰⁴ Beim Onlineversandhändler Amazon muss sich der Nutzer bewusst sein, dass ihm bei einem Einkauf eine Produktvorauswahl vorgegeben wird: Manchmal sind dies die bestbewerteten oder meistverkauften Produkte, sehr wahrscheinlich aber eigene Handelsmarken. Dabei dominiert der Versandhandel Amazon bereits jetzt durch seine Produktauswahl und in der Funktion als Produktsuchmaschine den Markt, und für andere Unternehmen steigt der Aufwand, um als Anbieter „sichtbar“ zu bleiben.¹⁰⁵ Acht von zehn Deutschen, die im Internet einkaufen, tun dies regelmäßig bei Amazon.¹⁰⁶ Darüber hinaus erweitert der Online-Händler seine Umsätze, indem er durch eine Kombination großer Datenmassen

⁹⁹ Vgl. Lehmacher, W. (2018), S. 102.

¹⁰⁰ Vgl. Lenzen, M. (2018), S. 193.

¹⁰¹ Vgl. Lehmacher, W. (2018), S. 102.

¹⁰² Vgl. Lenzen, M. (2018), S. 193.

¹⁰³ Vgl. Ebenda, S. 166f.

¹⁰⁴ Vgl. Schneider, K. (2018f), S. 2.

¹⁰⁵ Vgl. o. V. ChannelPartner (Hrsg.) (2019), S. 1.

¹⁰⁶ Vgl. Lenzen, M. (2018), S. 168.

und Künstlicher Intelligenz aus dem bestehenden Kaufverhalten Empfehlungen für künftige Produkte individualisiert ableitet. Ein Drittel aller Verkäufe basiert inzwischen auf der Empfehlungsmaschine von Amazon.¹⁰⁷

Personalisierung der Preise

Bewusst sein muss sich der Konsument auch, dass personalisierte Preise angeboten werden, wie sie heute bereits bei Reiseanbietern und Onlineshops zu beobachten sind. So werden dem Kunden unterschiedliche Preise für identische Produkte angezeigt, je nachdem, mit welchem Gerät und zu welcher Uhrzeit er eine Seite aufruft und wie sein vorheriges Surfverhalten im Netz war.¹⁰⁸ Hinterlassen wir durch häufige Suchanfragen für ein und dasselbe Produkt den Eindruck, etwas sehr dringend zu benötigen, wird uns ein deutlich höherer Preis angeboten. Letztlich geht es den Händlern darum, die Zahlungsbereitschaft der Kunden unter Berücksichtigung der aktuellen Markt- und Nachfragesituation zu maximieren, um ihre Gewinnpotenziale optimal auszuschöpfen.¹⁰⁹ Diese Vorgehensweise ist nicht verboten, wird jedoch das Kundenvertrauen als wichtige Grundlage einer Geschäftsbeziehung mindern. Zudem besteht die Gefahr, dass Unternehmen bei der Preisbildung das aus der Datenanalyse gewonnene vertiefte Wissen gegen das Interesse des Verbrauchers einsetzen können, zum Beispiel indem die Kenntnis über eine hohe Zahlungsfähigkeit für überteuerte Produktangebote genutzt wird. Das vertiefte Wissen über preisliche Schmerzgrenzen breiter Verbrauchergruppen kann dazu führen, dass Unternehmen möglicherweise die Konsumentenrendite¹¹⁰ abschöpfen. Intelligente Datenanalysen können es erleichtern, im Massengeschäft kostengünstig individuelle Produkte und Dienstleistungen anzubieten. Standardprodukte werden mit individualisierten Bestandteilen - jedoch ohne spürbare Mehrleistung - versehen und sind für den Verbraucher dadurch mühsamer zu vergleichen, so dass ein Ausweichen auf Alternativen erschwert wird.¹¹¹ Die Individualisierung von Preisen lässt Fragen nach Gerechtigkeit und missbräuchlicher Datenverwendung aufkommen, wenn persönliche Kriterien wie ein schlechtes Wohnviertel herangezogen werden, um beispielsweise die Höhe des persönlichen Kreditzinses zu bestimmen. Eine solche algorithmische Klassifizierung tendiert dazu, den bestehenden Status zu zementieren.¹¹²

Wer Daten hat, hat Macht

Daten sind eine wichtige Ressource in der Wirtschaft, weshalb viele Unternehmen im Gegenzug dafür bereit sind, vielerlei kostenlos zur Verfügung zu stellen. Das Internet ist nur scheinbar gratis und letztlich bezahlt der Nutzer mit seinen Daten für die kostenlose Nutzung von Internetdiensten wie Nachrichten, Suchmaschinen, Sozialen Netzwerken und Apps. Welchen Wert Daten darstellen, zeigen die Aufkäufe datenbasierter Unterneh-

¹⁰⁷ Vgl. Schlieter, K. (2015), S. 16.

¹⁰⁸ Vgl. Schneider, K. (2018f), S. 2.

¹⁰⁹ Vgl. Kollmann, T. (2016), S. 285.

¹¹⁰ Konsumentenrendite: Die Differenz zwischen dem Preis, den ein Verbraucher für ein Produkt maximal zu zahlen bereit ist, und dem Preis, den er tatsächlich am Markt zahlen muss.

¹¹¹ Vgl. o. V., BaFin (Hrsg.) (2018), S. 43.

¹¹² Vgl. Lenzen, M. (2018), S. 168.

men, zum Beispiel als Facebook 2014 für den Kommunikationsdienst „WhatsApp“ 19 Milliarden US-Dollar bezahlte. WhatsApp hatte zu diesem Zeitpunkt lediglich 55 Mitarbeiter, dafür aber 450 Millionen aktive Nutzer.¹¹³ Die Datenwelt, die uns umgibt, wird durch lernende Systeme für uns vorsortiert. Dies betrifft nicht nur Händler-Portale, sondern ebenso soziale Netzwerke und Suchmaschinen, die für uns spannende von weniger spannenden Nachrichten trennen und deren Ranking bestimmen.¹¹⁴ Das hilft zwar bei der Orientierung in der Informationsflut, andererseits bestimmen Algorithmen den Filter, mit dem Meinungen und Fakten zum Nutzer durchdringen. Wer Algorithmen konfiguriert hat Macht und kann Einfluss darauf nehmen, von welchem Produkt und welcher Partei der Nutzer erfährt. Problematisch ist in diesem Zusammenhang die marktbeherrschende Stellung großer Konzerne, beispielsweise laufen 95 % aller Anfragen bei Suchmaschinen in Deutschland über Google.¹¹⁵ Ein aktuelles Beispiel vom März 2019 verdeutlicht dies: Die EU-Wettbewerbsbehörden belegten Google erneut mit einer Milliardenstrafe, weil das Unternehmen seine marktbeherrschende Stellung im Bereich der Suchmaschinenwerbung mehr als zehn Jahre lang missbrauchte und die Konkurrenz behinderte.¹¹⁶

Algorithmen in den falschen Händen könnten zudem fatale Auswirkungen auf Privatsphäre und freie Selbstbestimmung des Menschen haben. Autoritäre Staaten können sie etwa als Kontrollinstrument einsetzen, wie dies in China bereits mit dem sozialen Kreditpunktesystem „Sesame Credit“ erfolgt.¹¹⁷ In Anlehnung daran will das chinesische Regime bis 2020 ein umfassendes Social Credit System etablieren, in dem alle Bürger erfasst und benotet werden. So soll eine Gesellschaft entstehen, bei der sich die Verlässlichkeit und Vertrauenswürdigkeit eines Bürgers in einem Zahlenwert ausdrückt.¹¹⁸ Dies erinnert an George Orwells dystopischen Roman „1984“, in dem der totalitäre Überwachungsstaat (Big Brother) seine Bürger umfassend kontrolliert.¹¹⁹ Auch in unserer Gesellschaft wird das Thema „Überwachung“ im Rahmen der Videoüberwachung im öffentlichen Raum immer wieder diskutiert. Befürworter sprechen sich aus Sicherheitsaspekten dafür aus und Gegner sehen den Schutz der Privatsphäre gefährdet. Das wirft grundsätzliche Fragen nach dem Recht auf Privatheit und Menschenwürde auf. Wem gehören die erzeugten Daten und wer darf sie wofür nutzen? Was sind diese Daten wert? Wie stellen wir das Recht der Privatperson auf Datenkontrolle und -souveränität sicher?¹²⁰ Diese elementaren Fragen gilt es in einem öffentlichen Diskurs zu bedenken und ethische Richtlinien im Umgang mit Künstlicher Intelligenz zu schaffen.

¹¹³ Vgl. Ebenda, S. 161.

¹¹⁴ Vgl. Schlieter, K. (2015), S. 16.

¹¹⁵ Vgl. Lenzen, M. (2018), S. 168.

¹¹⁶ Vgl. Sartoros, A. (2019), S. 1.

¹¹⁷ Vgl. o. V. Kurier (Hrsg.) (2019), S. 1.

¹¹⁸ Vgl. Lenzen, M. (2018), S. 173f.

¹¹⁹ Vgl. Blank, J. (2018), S. 1.

¹²⁰ Vgl. Lenzen, M. (2018), S. 177f.

Gefahr von Diskriminierung und Fehlschlüssen

In den letzten hundert Jahren wurden mittels Zufallsstichproben Erkenntnisse über die Gesellschaft und den Menschen gefunden. Forscher stellen auf der Basis ihres Wissens und ihrer Beobachtungen eine Hypothese auf und erheben repräsentative empirische Daten durch Stichproben zu einem bestimmten Themenfeld.¹²¹ Die zugrundeliegende Hypothese gilt es zu bestätigen oder zu widerlegen. Sie steht dabei im Kontext einer größeren Theorie bzw. in einem größeren Erklärungszusammenhang und ist bis heute die Grundlage wissenschaftlichen Arbeitens.¹²² Mittlerweile erscheint diese Art der Sozialforschung jedoch als grobkörnig, denn lernende Programme können mit wenigen Vorgaben vertiefte Erkenntnisse aus einer deutlich größeren Datenmenge extrahieren als dies bei empirischen Untersuchungen möglich ist. Deshalb stellt sich die Frage nach dem Fortbestand der Theorie in der Wissenschaft.¹²³ Kritiker warnen, dass bloße Korrelationen nicht an die Stelle von Kausalbeziehungen treten dürfen, denn Korrelationen können zufällig sein: Wenn in einer Region die Population der Störche zugleich mit der Geburtenrate der Menschen ansteigt, so wäre es dennoch eine Fehlinterpretation darin einen Zusammenhang zu sehen. Über sinnlose Fehlschlüsse dieser Art gibt es ein ganzes Buch: „spurious correlations“ von Tyler Vigen.¹²⁴ Korrelationen beschreiben immer nur Wahrscheinlichkeiten - Häufigkeitsverteilungen, die auffällig sind bzw. statistische Zusammenhänge zwischen verschiedenen Daten - und nie konkrete Zusammenhänge. Hier ist bei der Anwendung von BD-KI, die mit viel weniger Aufwand als die Wissenschaft zu ansehnlichen Ergebnissen kommt, Vorsicht geboten. Die Gefahr von Fehlschlüssen und Verzerrungen lässt sich trotz des Anstiegs des Datenvolumens nicht bannen. Gerade bei komplexen Fragestellungen, wie sozialen Zusammenhängen, können minimale Abweichungen fatale Kaskadeneffekte auslösen. Außerdem entstehen Stigmatisierungseffekte und Risiken der Vorverurteilung aufgrund statistisch prognostizierter Zusammenhänge.¹²⁵ Vom Ende der Theorie in der Wissenschaft kann also nicht die Rede sein, denn angesichts zunehmender Daten wird es umso wichtiger, bedeutungsvolle Zusammenhänge von zufälligen Korrelationen zu unterscheiden.¹²⁶ Bei der Programmierung der Algorithmen sowie bei der Kontrolle ihrer Ergebnisse muss darauf geachtet werden, dass einzelne Verbraucher oder Verbrauchergruppen nicht entgegen geltender Rechtsvorschriften diskriminiert werden. Bedenkliche Beispiele dafür sind Klassifizierungsergebnisse von Google, nach denen dunkelhäutige Menschen auf Bildern als Gorillas klassifiziert wurden,¹²⁷ was auf eine Nachlässigkeit in der Entwicklung schließen lässt. Beim Chatbot „Tay“ von Microsoft lag der Fall anders, denn dieser musste nach nur einem Tag von Twitter zurückgezogen werden, weil er von anderen Nutzern rassistisches, frauenfeindliches Verhalten gelernt hatte.¹²⁸ Hier konnte das KI-System nicht verhindern, dass aus den Daten vorhandene Vorurteile gelernt und übernommen wurden. Festgestellt wurden auch Algorithmen, die

¹²¹ Vgl. Schlieter, K. (2015), S. 41.

¹²² Vgl. Lenzen, M. (2018), S. 152.

¹²³ Vgl. Schlieter, K. (2015), S. 41.

¹²⁴ Vgl. Lenzen, M. (2018), S. 152.

¹²⁵ Vgl. Schlieter, K. (2015), S. 42.

¹²⁶ Vgl. Lenzen, M. (2018), S. 154.

¹²⁷ Vgl. o. V. BaFin (Hrsg.) (2018), S. 40.

¹²⁸ Vgl. Walsh, T. (2018), S. 164.

unabsichtlich Stereotypen reproduzieren, zum Beispiel indem Frauen häufiger offene Stellen in der Kinderbetreuung und Männer in Managementposten angeboten werden, weil die Daten, mit denen sie trainiert wurden, diese Rollenbilder implizit enthalten.¹²⁹ Die Beispiele zeigen, dass Künstliche Intelligenz in der Anwendung rechtliche und ethische Rahmenbedingungen einhalten muss, um Schief lagen zu vermeiden.¹³⁰

Grenzfindung bei der Autonomie von Maschinen

Automatisierte Systeme haben sich weiterentwickelt und konnten eine Vielzahl der bisherigen Fehlerquellen in der Zusammenarbeit zwischen Mensch und Maschine reduzieren. Festgestellt wurde dabei jedoch ein neues Risiko, denn gerade hoch entwickelte Systeme entfalten eine eigentümliche Autorität, da Menschen sie für objektiver und vertrauenswürdiger halten. Dieses Phänomen - ein Vorurteil zugunsten der automatischen Entscheidung - wird „Automation bias“ genannt. Bedacht werden muss, dass die Ergebnisse dieser Systeme nur Wahrscheinlichkeitsaussagen sind und davon abhängen, mit welchen Daten sie gefüttert wurden. Forscher fordern deshalb, dass Künstliche Intelligenz sich „outen“ muss, das heißt, erkennbar sein muss. Zudem plädieren sie dafür, dass die Arbeitsweise von Algorithmen offengelegt werden soll und dass Ergebnisse nachvollzogen werden können.¹³¹ Gerade bei der Anwendung von Deep Learning auf der Basis neuronaler Netze bleiben Einblicke in die verschiedenen Ebenen des Systems verborgen und die Entscheidungsfindung erfolgt allein durch die trainierten Maschinen. Die Entscheidungsfindung ist vom Menschen nur noch schwer nachvollziehbar.¹³² Doch gerade dieses Verständnis ist bei wichtigen Entscheidungen unerlässlich: Der Patient erwartet nicht nur den Hinweis auf einen Computeroutput, sondern zu Recht eine Erklärung, wie der Arzt zu seiner Therapieentscheidung gekommen ist.¹³³ Zudem müssen wichtige Entscheidungen ganz in menschlicher Hand bleiben.

Ganz grundsätzlich von Interesse ist die Frage nach Moral und ethischen Werten, die dem Ergebnisprozess zugrunde liegen: Wie kann sichergestellt werden, dass Maschinen, die einen immer höheren Grad an Autonomie bekommen, Entscheidungen treffen, die den Vorstellungen menschlicher Moral entsprechen? Vor allem in der aktuellen Diskussion um das autonome Fahren spielen moralische Überlegungen eine große Rolle. Angenommen ein autonomes Auto kommt in eine Situation, in der sich ein Unfall unter Beteiligung von Menschen nicht vermeiden lässt. Wie soll sich das Auto bei mehreren zur Verfügung stehenden Alternativen entscheiden? Menschen gestehen wir eine unbedachte Schreckreaktion zu. Autonome Fahrzeuge benötigen jedoch Regeln für solche Situationen, die wir eigentlich gar nicht entscheiden können. Dazu müssten die Menschen wissen, welche Entscheidungen moralisch richtig sind und Regeln dazu ausformulieren. Hier eine Einigkeit, sogar über kulturelle Grenzen hinweg, zu erzielen, ist äußerst schwierig, da eine „universale“ Moral nicht vorhanden ist.¹³⁴ Zudem besteht noch keine öffentliche Akzeptanz und auch die Klärung von Rechts- und Haftungsfragen steht

¹²⁹ Vgl. Beise, M., Schäfer, U. (2016), S. 168.

¹³⁰ Vgl. o. V. BaFin (Hrsg.) (2018), S. 40.

¹³¹ Vgl. Lenzen, M. (2018), S. 172.

¹³² Vgl. Scherk, J./ Pöchhacker-Tröscher, G./ Wagner, K. (2017), S. 18.

¹³³ Vgl. Lenzen, M. (2018), S. 75f.

¹³⁴ Vgl. Ebenda, S. 142-144.

noch aus, um privaten autonomen Fahrzeugen tatsächlich die Kontrolle zu überlassen.¹³⁵ Aus diesem Grund hat das Bundesverkehrsministerium eine Ethikkommission zum autonomen Fahren eingesetzt, die sich mit solchen Fragen befasst.¹³⁶ Beim Besuch einer japanischen Elite-Universität Anfang Februar formulierte Kanzlerin Merkel wichtige Eckpfeiler im Umgang mit Künstlicher Intelligenz: „Was wir tun, muss dem Menschen dienen“¹³⁷ - und dabei müsse der Mensch die Oberhand behalten.¹³⁸ Die Auseinandersetzung zeigt, dass es ethische Leitlinien im Umgang mit Künstlicher Intelligenz braucht, die auch „rote Linien“ bei unverhandelbaren Werten vorsehen müssen. Die letztliche Entscheidungshoheit in wichtigen Fragen kann nicht an Maschinen delegiert werden. Zudem können Aufgaben, die Fürsorge und Respekt erfordern, in einer humanen Gesellschaft nicht vollständig von Maschinen übernommen werden.

Nach dieser eingehenden Auseinandersetzung mit den Grundlagen und den Chancen und Risiken von Künstlicher Intelligenz sowie den Auswirkungen auf Wirtschaft und Gesellschaft im Allgemeinen wird nun die Bedeutung für das Kreditgewerbe dargestellt.

3. Künstliche Intelligenz im Privatkundengeschäft der Kreditinstitute

3.1. Verbesserte Customer Experience durch Künstliche Intelligenz

Während Unternehmen bis zu Beginn der 1990er Jahre noch überwiegend auf reine Transaktionsdurchführungen fokussiert waren, steht heute der Aufbau und die Festigung langfristiger Kundenbeziehungen im Fokus des unternehmerischen Denkens. Zahlreiche Marketing- und Managementkonzepte konzentrierten sich daraufhin auf Themen wie Kundenzufriedenheit, Kundenbindung und Kundenorientierung. Durchgesetzt hat sich das Konzept des „Customer Relationship Management“ (CRM), bei dem der Kunde im Mittelpunkt des Unternehmens steht. Dabei werden abteilungsübergreifend alle kundenbezogenen Prozesse und Daten gespeichert und dazu verwendet, um nachhaltig gute und profitable Geschäftsbeziehungen mit ausgewählten Kunden aufzubauen und zu pflegen.¹³⁹ Das Customer Experience Management ist ein Teil des CRM, das im Besonderen die Wünsche und Bedürfnisse des Kunden (seine „Customer Experience“) in den Blick nimmt und bei strategischen Entscheidungen berücksichtigt.

3.1.1. Veränderungen im Nutzerverhalten

Die Art, wie wir heute leben, arbeiten, kommunizieren, konsumieren und uns informieren, ist untrennbar mit dem Internet und der digitalen Welt verbunden. Dies gilt nicht nur für die Generation der Digital Natives, die mit dem Internet aufgewachsen ist.¹⁴⁰ Bei den 14- bis 29-Jährigen liegt die gelegentliche Internetnutzung bei

¹³⁵ Vgl. Kaplan, J. (2017), S. 60.

¹³⁶ Vgl. Lenzen, M. (2018), S. 144f.

¹³⁷ O. V. Berliner Morgenpost (2019), S. 1.

¹³⁸ Vgl. Ebenda, S. 1.

¹³⁹ Vgl. Ahlert, D. / Kenning, P. / Brock, C. (2018), S. 337.

¹⁴⁰ Vgl. Lehmacher, W. (2018), S. 101.

100 %, aber selbst bei den über 60-Jährigen nutzen mehr als 80 % das Internet.¹⁴¹ Insgesamt betrachtet gibt es damit in Deutschland über 63 Millionen Internetnutzer, was einem Bevölkerungsanteil von 84 % entspricht; zehn Jahre zuvor lag dieser noch bei 65 %.¹⁴² Festzustellen ist ein Trend in Richtung mobiler Endgeräte: 2018 erfolgte der Internetzugang meist mobil über Handy oder Smartphone (72,2 %), gefolgt von Laptop oder Notebook (66,3 %).¹⁴³ Wie aus einer Befragung von AGOF in Abbildung 3 hervorgeht, waren thematische Schwerpunkte bei der Online-Nutzung in Deutschland vor allem Suchmaschinen (93,7 %), gefolgt von E-Mail-Kommunikation (87,7 %), E-Commerce (69,9 %) und Online-Banking (58,8 %). Rund die Hälfte der Befragten nutzt soziale Netzwerke.

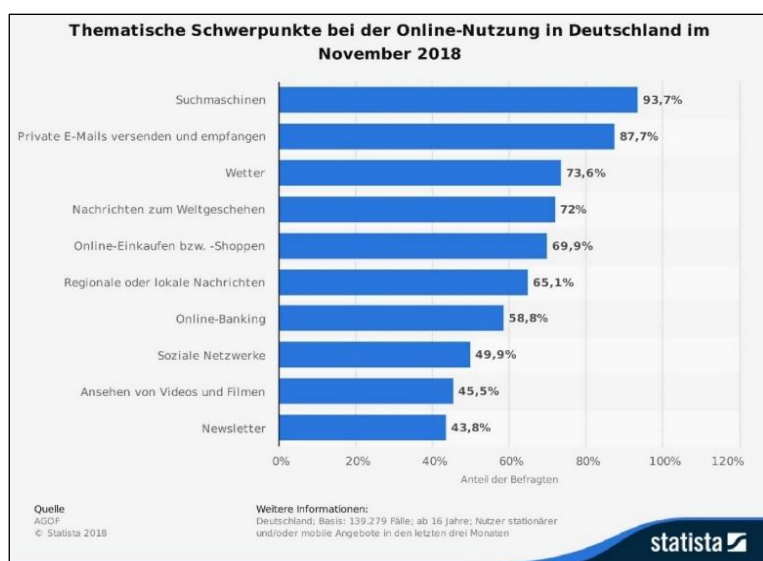


Abbildung 3: Thematische Schwerpunkte bei der Online-Nutzung in Deutschland im November 2018¹⁴⁴

Diese Statistikwerte zeigen, dass das Internet im privaten Bereich in einer großen Breite und in den unterschiedlichsten Bereichen genutzt wird. Sie lassen jedoch auch Rückschlüsse auf die Art von Kommunikation, Konsum und Lebensweise zu und verdeutlichen ein verändertes Nutzerverhalten. Gerade bei der jüngeren Generation, die von klein auf mit der digitalen Welt vertraut ist, gehört digitale Mobilität und allgegenwärtige Vernetzung zu einem integralen Bestandteil ihres Lebens. Sie ist technisch aufgeschlossen und agil, tendiert zu Multitasking, hat ein Bedürfnis nach Interaktion, stellt hohe Anforderungen an Nutzeroberflächen und bevorzugt Informationszugriff und Kommunikation in Echtzeit.¹⁴⁵ Auf diese Änderungen bei den digitalen Kundenerwartungen müssen Banken sich einstellen und ihre Innovationsfähigkeit unter Beweis stellen.

¹⁴¹ Vgl. ARD, ZDF (2019), www.statista.com (02.03.19).

¹⁴² Vgl. Initiative D21 (2019), www.statista.com (02.03.2019).

¹⁴³ Vgl. IfD Allensbach (2019), www.statista.com (02.03.2019).

¹⁴⁴ AGOF (2018), www.statista.com (02.03.2019).

¹⁴⁵ Vgl. Peverelli, R. / De Feniks, R. / Capellmann, W. (2012), S. 126f.

3.1.2. Veränderungen in den Kundenbedürfnissen

Neue Vertriebskanäle

All diese Tendenzen werden bedient durch intelligente technische Neuerungen, die besonders von den Digital Natives gewünscht und schnell adaptiert werden. Für Kreditinstitute ergeben sich mit Finanz-Apps auf mobilen Endgeräten und dem aktuellen Trend des Voice Bankings neue zukunftssträchtige Kommunikations- und Vertriebskanäle.¹⁴⁶ Wer über Amazon, Alexa oder Google Home via Voice Shopping einkauft, kann dies bequem von zu Hause aus rund um die Uhr erledigen.¹⁴⁷ Diese Erwartung an ein „Convenience-Shopping“, das unabhängig von Zeit und Ort den möglichen Bedarf deckt, wird auch auf das Banking übertragen.¹⁴⁸ Fast alle diese Technologien basieren auf Systemen der großen Technologieunternehmen (Bigtechs), die derzeit den Markt beherrschen. So können Bigtechs zentrale Kontaktpunkte zum Kunden in einem Markt besetzen, bei dem sprachgestützte Schnittstellen einen zunehmenden Einfluss auf das Einkaufsverhalten der Kunden haben.¹⁴⁹ Für traditionelle Unternehmen sind die Bigtechs mit ihren digitalen Ökosystemen, die intelligente Anwendungen und Services für Nutzer branchenübergreifend anbieten, eine große Herausforderung. Eine wichtige Antwort darauf kann die Schaffung einer hervorragenden Customer Experience sein, durch die der Verbraucher mit Unternehmen und Marken verbunden bleibt. Nur wer sein Angebot im Blick auf Zeitersparnis und zusätzlichen Komfort für den Kunden verbessert, kann sich am Markt behaupten. Dabei möchte der Kunde den Kanal für seinen Bankzugang nicht vorgegeben bekommen, sondern selbst wählen können. Mehrere gelungene Interaktionen mit dem Kunden zu unterschiedlichen Zeiten über verschiedene Vertriebskanäle hinweg, etwa über Social-Media-Kanäle, Live-Chats, Websites oder Sprachassistenten, lassen letztendlich ein positives Markenbild entstehen.¹⁵⁰ Eine große Herausforderung besteht darin, dass alle Inhalte, die in den verschiedenen Kanälen veröffentlicht werden, konsistent gehalten und harmonisiert werden. Dabei steigt die Komplexität, wenn Institute Inhalte neben ihrer Website auch über Apps, kanalübergreifenden Werbekampagnen oder herkömmliche Printmedien transportieren möchten. Markenkontinuität bei allen Berührungspunkten zu gewährleisten ist jedoch essenziell für eine zufriedene und langfristige Kundenbeziehung.¹⁵¹

Interaktive und individualisierte/personalisierte Kundenbeziehung

Multikanalstrategien generieren nicht nur multioptionale Absatzmöglichkeiten für das Unternehmen, sondern erhöhen auch die Kundenkontaktpunkte (Touchpoints) und beeinflussen damit die Bindung des Kunden.¹⁵² Die Interaktion mit dem Kunden birgt einen weiteren Vorteil in sich, denn sie sind ein „Feedback-Loop“, durch den die Banken lernen und sich weiterentwickeln können. Rafael Otero, einer der Gründer der Strategieberatung

¹⁴⁶ Vgl. Leichsenring (2019b), S. 2.

¹⁴⁷ Vgl. o. V. ChannelPartner (Hrsg.) (2019), S. 1.

¹⁴⁸ Vgl. Ahlert, D. / Kenning, P. / Brock, C. (2018), S. 361.

¹⁴⁹ Vgl. Leichsenring (2019b), S. 2.

¹⁵⁰ Vgl. o. V. ChannelPartner (Hrsg.) (2019), S. 1.

¹⁵¹ Vgl. Brenninkmeijer, T. (2018), S. 2.

¹⁵² Vgl. Ahlert, D. / Kenning, P. / Brock, C. (2018), S. 370.

„Voice First“, sieht folgenden Vorzug: „Sprachassistenten sind besser als jede Marktforschung, denn darüber erfahren die Unternehmen, was ihre Kunden wirklich bewegt und was sie vermissen.“¹⁵³ Dabei muss jeder Kontaktweg strategisch gesondert betrachtet werden, da jeder Kanal seine eigenen Nutzer hat. Doch auch die jeweilige Nutzergruppe ist nicht homogen und so benötigt es Angebote, die so flexibel sind, dass jeder Kunde seine eigene Experience kreieren kann.¹⁵⁴ Verbraucher wünschen sich immer häufiger Produkte, die nach ihren individuellen Wünschen hergestellt werden. Die Autobranche macht es vor: Nach Herstellerangaben gibt es allein beim 7er BMW inzwischen zehn Millionen Möglichkeiten, ein Fahrzeug zu konfigurieren. Damit kann sich jeder Käufer nach seiner persönlichen Note ein Auto zusammenstellen, so dass keines mehr dem anderen gleicht. Möglich ist dies durch digitale Schnittstellen im „BMW Kaufhaus“.¹⁵⁵ Customer Experience wird hier zum „Lego-Baukasten“, bei dem das Unternehmen die Bausteine stellt und den Kunde dabei unterstützt, sich seinen eigenen Weg zu gestalten.¹⁵⁶ Mark Sievers, Head of Consumer Markets KPMG, verweist auf eine Kurzstudie des Consumer Barometers von KPMG, nach der mehr als die Hälfte der Kunden individuelle Produkte interessanter finden als gleichwertige Massenprodukte. Auch bei einigen Banken gibt es kundenindividuell als Einzelstück gefertigte Produkte. Dort kann der Kunde das Design von Kredit- oder Kundenkarten in einem Konfigurator nach den eigenen Wünschen zusammenstellen und zum Beispiel Farben und Muster selbst auswählen. Der Kundenwunsch nach Individualität erfordert allerdings den Einsatz neuer Technologien, die auf die „Losgröße eins“ ausgelegt sind.¹⁵⁷

Individuelle Produkte sind auch im Kerngeschäft der Finanzbranche denkbar, sofern sie vollautomatisiert und effizient umgesetzt werden können. Zum Beispiel könnten Kreditkarten durch frei wählbare, zusätzliche Versicherungen ausgestattet werden oder Versicherungen konfiguriert werden, die individuelle Risiken abdecken. Der Wunsch nach Individualisierung ist eng verbunden mit der Erwartung des Kunden, passgenaue und auf seine persönliche Situation zugeschnittene Angebote zu erhalten. Mit den jüngsten Erfolgen von Künstlicher Intelligenz bei der Auswertung großer Datenmengen wird ein zielgenaues One-to-One-Marketing möglich, bei dem der Kunde ein auf seine Wünsche und Bedürfnisse zugeschnittenes Angebot auf einem für ihn geeigneten Kanal erhält.¹⁵⁸ Das Unternehmen kann das vorhandene Wissen über Kunden in jeder Interaktion berücksichtigen, damit für den Kunden der Eindruck entsteht, personalisierte Angebote von jemand zu erhalten, der ihn kennt.¹⁵⁹ Marketingmaßnahmen über den gesamten Kundenlebenszyklus (Customer Journey) können diese Kundenbedürfnisse bedienen und zu einer höheren Kunden- und Markenbindung führen.¹⁶⁰ Mick MacComascaigh, Analyst beim führenden Forschungs- und Beratungsunternehmen Gartner, betont die zentrale Bedeutung von Verständnis und Einfühlungsvermögen im Verbraucherkontakt. In diesem Bereich haben Banken mit den ihnen zur Verfügung stehenden Daten und den intelligenten Methoden der Datenauswertung gute

¹⁵³ Schneider, K. (2017), S. 2.

¹⁵⁴ Vgl. o. V. ChannelPartner (Hrsg.) (2019), S. 2.

¹⁵⁵ Vgl. Lehmacher, W. (2018), S. 104.

¹⁵⁶ Vgl. o. V. ChannelPartner (Hrsg.) (2019), S. 1.

¹⁵⁷ Vgl. Leichsenring, H. (2017c), S. 1.

¹⁵⁸ Vgl. Mülder, W. / Wirtz, K. (2016), S. 103.

¹⁵⁹ Vgl. o. V. ChannelPartner (Hrsg.) (2019), S. 1.

¹⁶⁰ Vgl. Kollmann, T. (2016), S. 399.

Voraussetzungen, um beobachtete Verhaltensmuster, Kundendaten und deren Kontext auf allen Kanälen in geeignete Interaktionen zu übersetzen und ein positives Kundenerlebnis zu ermöglichen.¹⁶¹ Das kann mit zunehmendem technischen Fortschritt letztendlich dazu führen, dass jeder Nutzer nur noch individualisierte Internetseiten auf allen Endgeräten aufruft, mit denen sich ein Anbieter positiv von den Online-Banking-Portalen der Wettbewerber abheben kann. Die passgenaue Adressierung der Online-Werbung wird sich in einer stärkeren Nachfrage nach Produkten und Dienstleistungen auswirken. Bisher erfolgt Werbung oft nach dem „Gießkannen-Prinzip“. Unpassende Werbung und Informationsüberflutung lösen beim Verbraucher jedoch unangenehme Gefühle aus und werden als penetrant und lästig empfunden. Da sind die Empfehlungen von Amazon schon passgenauer, die unter anderem darauf beruhen, was andere gekauft haben, auch wenn es nicht immer richtig passt.¹⁶² Zunehmende Erfolge bei der Passgenauigkeit von Werbemitteilungen und Dienstleistungen anderer Anbieter erhöhen auch die Kundenerwartungen an zielgerichtete Angebote ihrer Finanzdienstleister. Erwartungen werden heute auch durch große Technologieunternehmen in Bezug auf Schnelligkeit von Prozessen und Entscheidungen, reibungsloser Interaktion zwischen Dienstleister und Kunde und intuitiver Bedienbarkeit von Nutzeroberflächen gesetzt. Durch einen verstärkten Einsatz innovativer Technologien könnten viele Finanzdienstleister diesen neuen Maßstäben und Kundenerwartungen gerecht werden und so eine verbesserte Customer Experience schaffen.¹⁶³

Aufmerksamkeit erlangen (Attention-Economy)

Das Übermaß an Informationen (Information-Overload) in einer zunehmend vernetzten Welt überlastet Konsumenten und führt durch die Vielzahl und Vielfalt der Inhalte zu einem regelrechten Content-Schock. Die Folge davon ist eine selektive Wahrnehmung von Informationen, die auf den Verbraucher einwirken. Heute wird nur noch ein Bruchteil (deutlich weniger als 1 %) davon wahrgenommen, so dass die eigentliche Herausforderung darin besteht, die Aufmerksamkeit des potenziellen Kunden zu erhalten. Vor diesem Hintergrund wird bereits von einer Attention-Economy gesprochen, bei der die Aufmerksamkeit von Personen das knappe Gut bzw. der limitierende Faktor ist, während sich die Kosten für die Informationsweitergabe immer weiter verringern.¹⁶⁴ So hilft eine datenbasierte, zielgerichtete Ansprache, diese Informationsflut für den Kunden einzudämmen und erhöht die Chance, die Aufmerksamkeit des Konsumenten zu erringen. Aus Information-Overload und Content-Schock folgt der Wunsch des Kunden nach Einfachheit. Diese bezieht sich nicht nur auf passgenaue Angebote, sondern ebenso auf leicht und schnell verständliche Produkte und Dienstleistungen sowie den Faktor Zeit und Aufwand, den ein Kunde für seine Finanzgeschäfte einsetzen muss.¹⁶⁵ Der Kunde erwartet, dass er sich online mit wenig Aufwand gut informieren kann, was eine volle Transparenz zu Preis- und Produktmerkmalen beinhaltet. Dies verschiebt aber auch die Macht hin zum Verbraucher, dem es dadurch ermöglicht wird zu recherchieren, zu vergleichen und zu bewerten.¹⁶⁶ Zu dieser Transparenz beitragen könnten auch Chatbots, die über

¹⁶¹ Vgl. Mülder, W. / Wirtz, K. (2016), S. 103.

¹⁶² Vgl. Lenzen, M. (2018), S. 166.

¹⁶³ Vgl. o. V. BaFin (Hrsg.) (2018), S. 64.

¹⁶⁴ Vgl. Kreutzer, R. (2018), S. 10-13.

¹⁶⁵ Vgl. Peverelli, R. / De Feniks, R. / Capellmann, W. (2012), S. 74.

¹⁶⁶ Vgl. Ebenda, S. 72f.

Voice-Banking bequem helfen, die Fragen des Kunden zu Produkten und Preisen zu beantworten und Wissenswertes rund um das Finanzgeschäft anzubieten.

Online-Abschlussfähigkeit

Mit der zunehmenden Digitalisierung sind auch Erwartungen der Kunden an ein umfassendes Angebot von Finanzprodukten und -dienstleistungen verbunden, die online abgeschlossen werden können. Herkömmliche Produkte und Dienstleistungen werden durch digitale Erweiterungen wertvoller für den Kunden, was sich auf die Akzeptanz von Preisen auswirken kann. Einer Studie zufolge haben Banken hier jedoch kaum Fortschritte gemacht. Nur jede zweite Bank entspricht diesem Wunsch, obwohl dies für 72 % der befragten Kunden wichtig ist. Ein Viertel der Kunden würde auch komplexere Produkte gerne online abschließen. Allerdings werden innovativere Leistungen wie individualisierte Kredite oder Robo Advising nur von Instituten mit dem höchsten digitalen Reifegrad angeboten.¹⁶⁷ Kunden suchen finanzielle Lösungen, bei denen sie nicht mehr mit einer Bank im tagtäglichen Geschäft direkt in Kontakt treten müssen („Unsichtbare Bank“).¹⁶⁸ Doch je komplexer das Produkt oder der Vorgang ist, desto intelligentere Systeme werden dafür benötigt, nicht zuletzt durch die Anforderungen an eine sichere Authentifizierung des Kunden und die Autorisierung seiner Transaktionen. Entscheidend für eine gute Customer Experience ist in diesem Zusammenhang auch eine gute Benutzbarkeit (Usability) der Online-Portale, indem beispielweise Online-Suchfunktionen optimiert sind und der Kunde genau das findet, was er sucht. Aber auch Aspekte wie Funktionalität, Fehlertoleranz, Barrierefreiheit und Steuerbarkeit spielen bei der Usability eine Rolle.¹⁶⁹

Virtual Reality und Augmented Reality

Mit der Augmented Reality zeigt sich ein Innovationstrend, der die Customer Experience mit neuartigen, immersiven¹⁷⁰ Erlebnissen versehen könnte. Sie soll virtuelle Inhalte - möglichst in Echtzeit und interaktiv - in die reale Welt projizieren. Dabei kann sie alle menschlichen Sinneswahrnehmungen ansprechen, wird jedoch häufig mit der visuellen Darstellung von Informationen verbunden.¹⁷¹ Das reale Bild wird durch den Einsatz von Technologie, etwa eine Digitalbrille oder eine Smartphone-Kamera, betrachtet und von digitalen Informationen überlagert. Ein Beispiel dafür ist etwa bei Navigationsgeräten die Einblendung von Fahrhinweisen auf die Windschutzscheibe des Fahrzeugs. Verwendet werden daneben auch die Begriffe Virtual Reality oder Mixed Reality, die für unterschiedliche Entwicklungsstufen in der Verschmelzung von Realität und Virtualität stehen. Bekannt sind im Bereich Virtual Reality vor allem VR-Brillen im Game-Bereich, die den Nutzer in eine virtuelle Welt entführen mit virtuellen Seh- und Hörerlebnissen und dessen Handlungen in das Spiel mit einbeziehen. Im Bereich der Finanzdienstleister könnte ein potenzieller Immobilienkäufer eine virtuelle Hausbesichtigung

¹⁶⁷ Vgl. Leichsenring, H. (2019a), S. 1.

¹⁶⁸ Vgl. Wyman, O. (Hrsg.) (2018), S. 24.

¹⁶⁹ Vgl. Kollmann, T. (2016), S. 240.

¹⁷⁰ Immersion („Eintauchen“), immersiv (Adjektiv): Effekt, der durch eine VR-Umgebung hervorgerufen wird, die den Nutzer die virtuelle Umgebung als real empfinden lässt.

¹⁷¹ Vgl. Kollmann, T. (2016), S. 25f.

mit 3D- und 360°-Rundumblick vornehmen und so eine visuelle und emotionale Erfahrung machen. Diese Technik kann auch für eine virtuelle Geschäftsstelle eingesetzt werden, die dem Kunden einen digitalen Raum bietet, in dem er verschiedene Services und Dienstleistungen des Unternehmens in Anspruch nehmen kann. Diese Entwicklung steht am Anfang ihrer Marktreife, so dass sich die daraus ergebenden Möglichkeiten erst noch zeigen werden.¹⁷²

Customer Experience als wichtigster Differenzierungsfaktor im Wettbewerb

Das klassische Customer-Relationship-Management, das bisher über konkret erhobene oder statistisch ermittelte Präferenzen eine zielgruppen- oder zielpersonengenaue Ansprache vornimmt, wird durch ein dreidimensionales CRM abgelöst. Modernes CRM als zielgerichtete Konzeption des Unternehmens kann die Relevanz - aber auch die „Experience“ - von werblicher Botschaft für den Empfänger mit einer zeitlichen, räumlichen und inhaltlichen Nähe durch den Einsatz innovativer Technologien deutlich erhöhen. Dreidimensionale Nähe entsteht durch Echtzeitkommunikation, passgenaue Angebote und eine auf den jeweiligen Kanal und damit Aufenthaltsort der Zielperson abgestimmte Ausspielung von Werbung.¹⁷³ Dabei braucht es einen kundenorientierten Fokus, der den Kunden mit seinen Wünschen und Erwartungen bei allen Aktivitäten der Kreditinstitute in den Mittelpunkt (Customer-Centricity) stellt und ein tieferes Verständnis für Kundenbedürfnisse entwickelt. Eine hervorragende Customer Experience erfüllt nicht nur die Bedürfnisse des Kunden, sondern übertrifft sie bestenfalls sogar.¹⁷⁴ Dies kann der Bankenbranche dabei helfen, die in den letzten Jahren durch Automatisierung und Filialabbau verlorengegangene Nähe zum Kunden wieder zu verbessern. Basis für die kontinuierliche Erfassung von Kundenwünschen kann die datenbasierte Auswertung aller technischen Zugangswege zur Bank sein, etwa indem das Klickverhalten im Netz analysiert wird (Web-Tracking) oder durch die Erfassung expliziter Informationen aus Direktkontakten. Unabhängig von allen erweiterten digitalen Möglichkeiten, mit dem Kunden in Kontakt zu treten, bleibt der kundenorientierte Dialog über persönliche Beratung in der Filiale oder per Telefon ein wichtiger Pfeiler der Customer Experience. Insofern benötigt die Customer Experience einen ganzheitlichen Ansatz, der sowohl die Online- als auch die Offlinebeziehung zum Kunden einbezieht. Positive Kundenerfahrungen können im Zeitalter der Digitalisierung zum wichtigsten Differenzierungsfaktor in der Finanzbranche werden. Neue Technologien können dazu einen wichtigen Beitrag liefern und eine positive Customer Experience generieren, die aus Kundensicht einen entscheidenden Unterschied zur Konkurrenz ausmacht und sich positiv auf die Kundenzufriedenheit und -loyalität auswirkt.¹⁷⁵

3.2. Organisatorische und technologische Erfolgsfaktoren

Die Marktbedingungen im Bankenumfeld haben sich geändert. Der Kunde wird zunehmend von anderen Wettbewerbern umworben. Auslandsbanken drängen auf den Markt, da sie durch ihre digitalen Betriebsmodelle auf Basis globaler Produktplattformen Fuß gefasst haben. Des Weiteren agieren Fintechs am Markt, die in

¹⁷² Vgl. o. V. Projekt Zukunft. (Hrsg.) (2018), S. 4-8.

¹⁷³ Vgl. Kreutzer, R. (2018), S. 19f.

¹⁷⁴ Vgl. Ebenda, S. 115.

¹⁷⁵ Vgl. Kreutzer, R. (2018), S. 94.

ausgewählten Spezialdisziplinen des Bankings aktiv sind und insbesondere durch Kooperationsmodelle immer mehr Einfluss auf die Wettbewerbslandschaft nehmen (das Fintech-Unternehmen „Fino“ übernimmt z. B. die Kontoeröffnung und Kontoumzug für die Sparkassen). In Zukunft könnten die bedeutendsten Wettbewerber für deutsche Banken globale Technologieunternehmen wie Amazon, Google, Facebook und andere werden, die mit ihren weltweit etablierten Kundenplattformen den direkten Zugang zu Bankprodukten ermöglichen können. Sie könnten insbesondere durch ihre technologischen Fähigkeiten und ihren finanziellen Handlungsspielraum zu einer Bedrohung für traditionelle Bankenmodelle werden.¹⁷⁶

3.2.1. Anforderungen an die IT-Struktur

Um wettbewerbsfähig zu bleiben und sich am Markt zu behaupten, braucht es eine Neuausrichtung im Geschäftsmodell der Banken, das neue Produkte und Dienstleistungen im Kerngeschäft mit Mehrwertangeboten anbietet, neue Vertriebs- und Kommunikationskanäle berücksichtigt und Systeme einsetzt, die den veränderten Anforderungen gerecht werden. Digitale Ökosysteme könnten die Lösung für eine zukunftsfähige Ausrichtung sein. Dabei steht dieser Begriff stellvertretend für andere Begrifflichkeiten wie Open Banking, Plattform-Ökonomie, Plattform-Banking. Unter digitalen Ökosystemen sind technisch abgegrenzte Systeme zu verstehen, welche die verschiedensten Partner und deren digitale Services über Hard- und Software und Plattformen miteinander vernetzen. Ein Beispiel für ein digitales Ökosystem ist das Apple-Ökosystem, das aus iPod, iPhone, iPad, MacBooks, Peripheriegeräten, iCloud, iTunes etc. besteht.¹⁷⁷ Auch die Bankenbranche nutzt dieses Geschäftsmodell bereits, da sie auf ihren Plattformen Zahlungstransaktionen (z. B. Kreditkartenumsätze) ausführen und dafür andere Leistungsanbieter, welche die Abwicklung übernehmen, integrieren (z. B. Visa). Dabei erkennt der Kunde die Abgrenzung zwischen den Leistungsanbietern in der Regel nicht,¹⁷⁸ da die Plattformen in ihrem Design institutsspezifischen Bedürfnissen angepasst werden können¹⁷⁹ und die Funktionalitäten und Services als durchgängige Prozesse ohne Medienbrüche und Wartezeiten ineinander greifen.¹⁸⁰ Neben bankeigenen Anwendungen und Fintech-Dienstleistungen für den Zahlungsverkehr könnte eine Ausweitung auf weitere Produkte und Dienstleistungen in Verbindung mit Partnern, im Sinne einer Rundumversorgung des Kunden, sinnvoll sein. Dies kann bei Banken die Einbindung von digitalen Bausteinen verbundener Partner (z. B. Bausparkassen) sein, die über Schnittstellen integriert werden. Weitere branchennahe oder branchenübergreifende Dienstleistungen sind denkbar. Auch die für die Abwicklung benötigten Funktionalitäten werden entweder selbst oder über Drittanbieter bereitgestellt und in die Plattform integriert. Abbildung 4 zeigt das Modell einer digitalen Banking-Plattform, bei der die Bank neben dem eigenen Banking weitere Services wie Zahlungsverkehr, Brokerage oder Beratung (Advisory) integriert und dem Kunden über die gewünschten Endgeräte anbietet. Die Einbindung von Chat, Video-Identifizierung oder digitaler Signatur (IDM), Multibanking und anderen Funktionen erfolgt über Schnittstellen (APIs).

¹⁷⁶ Vgl. Wyman, O. (Hrsg.) (2018), S. 12.

¹⁷⁷ Vgl. Neuhaus, D. (2018), S. 3.

¹⁷⁸ Vgl. Neuhaus, D. (2018), S. 1.

¹⁷⁹ Vgl. Leichsenring, H. (2017b), S. 1.

¹⁸⁰ Vgl. Neuhaus, D. (2018), S. 1.

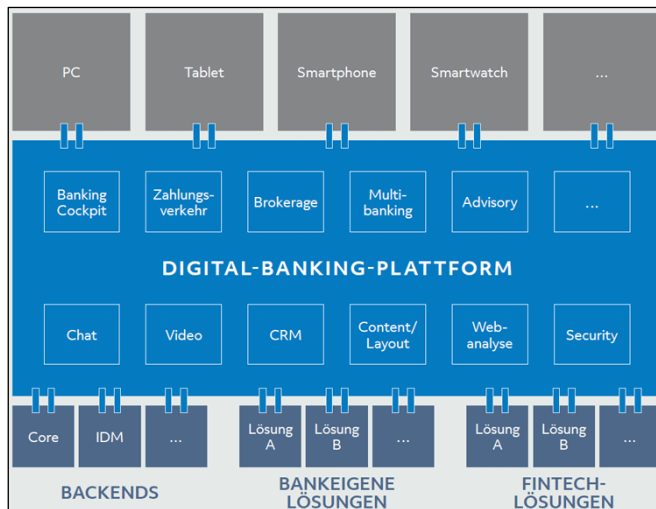


Abbildung 4: Eine Plattform für alle Lösungen¹⁸¹

Dabei stehen Banken vor der Entscheidung, ob sie IT-Lösungen eines Drittanbieters verwenden oder ihre eigene Software weiterentwickeln wollen, was in einer gewachsenen IT-Infrastruktur sehr kosten-, ressourcen- und zeitintensiv ist. Die Einbindung externer Lösungen kann eine hohe Flexibilität und rasche Integration neuer Funktionen gewährleisten, so dass Innovationen schnell am Markt umgesetzt werden können. Dies setzt eine digitale Banking-Plattform mit guter Skalierbarkeit voraus, die mit zunehmender Auslastung aufgestockt werden kann. Notwendig sind auch eine Erweiterbarkeit und Änderbarkeit der Plattform, damit zusätzliche Funktionen und Bausteine hinzugefügt oder angepasst werden können.¹⁸² Diese flexible, intelligente Vernetzung von einzelnen autonomen Geschäftsmodellen¹⁸³ begünstigt eine Modularisierung innerhalb der Finanzbranche, sowohl auf der Angebots- als auch auf der Nachfrageseite. Auf der Anbieterseite wird das Produkt oder die Dienstleistung nicht mehr von einem integrierten Institut erbracht, sondern Teilleistungen verschiedener Anbieter werden in der Wertschöpfungskette vereinfacht miteinander kombiniert. Als Nachfrager wählt der Kunde unter verschiedenen Anbietern und stellt sich sein Finanzpaket modular zusammen.¹⁸⁴

Digitale Geschäftsmodelle setzen eine weitere Digitalisierung von Prozessen bei den Banken, konsequente Papierlosigkeit und Digitalisierung der gesamten Kundenkommunikation voraus.¹⁸⁵ Bei der Vernetzung der Systeme besteht ein ganz grundsätzliches Problem in der Vielzahl parallel laufender IT-Systeme - oftmals im selben Unternehmen - und in der Zusammenführung der unterschiedlichen Systeme und damit der Daten über verschiedene „Silos“ hinweg. Neue Banken, die gleich mit einer digitalen Infrastruktur starten, befinden sich deutlich im Vorteil.¹⁸⁶ Herkömmliche Kreditinstitute, die unter hohem Kosten- und Margendruck leiden, haben nur einen begrenzten Spielraum, um in neue Technologien zu investieren. Im Gegensatz dazu weisen globale

¹⁸¹ Köhler, G. (2017), www.der-bank-blog.de (Stand: 08.03.2019).

¹⁸² Vgl. Kollmann, T. (2016), S. 241.

¹⁸³ Vgl. Neuhaus, D. (2018), S. 1f.

¹⁸⁴ Vgl. Wyman, O. (Hrsg.) (2018), S. 18.

¹⁸⁵ Vgl. Neuhaus, D. (2018), S. 2.

¹⁸⁶ Vgl. Schneider, K. (2018d), S. 2.

Technologiegiganten ein enormes finanzielles und technologisches Potenzial auf, das traditionelle Bankenmodelle bedroht und zur Eile in der notwendigen Transformation drängt.¹⁸⁷

Digitale Ökosysteme werden meist mit PSD2 verbunden, einer EU-Zahlungsrichtlinie zur Regulierung von Zahlungsdiensten und Zahlungsdienstleistern. Sie revolutioniert Finanzdienstleistungen und schafft gleiche Wettbewerbsbedingungen für Banken und Nichtbanken, denn die Banken müssen auf Wunsch des Kunden den Zugriff auf Girokontodaten erlauben und dafür seit 2018 eine eigene PSD2-Schnittstelle zur Verfügung stellen. Durch eine Standardisierung dieser Anwendungsprogrammierschnittstellen (APIs) werden alle Beteiligten auf neue Art vernetzt. Diese Schnittstelle kann z. B. ein Robo-Advisor nutzen, der Kontodaten auswertet und daraufhin maßgeschneiderte Finanzangebote anbietet.¹⁸⁸ Dies bringt traditionelle Banken weiter unter Druck, denn nun können Drittanbieter in die bisherige Datenhoheit der Banken eingreifen und intelligente Anwendungen bereitstellen. Die Deutsche Bank hat als Vorreiter der etablierten Banken bereits 2017 eine Schnittstelle für Drittanbieter eingeführt. Über „dbAPI“ können diese auf Kunden- und Kontodaten zugreifen und den Bankkunden personalisierte Anwendungen anbieten. Bei der Einführung war eine Nachfrage von mehr als 1.000 Interessenten vorhanden, die sich über ein Entwicklerportal registrieren und die notwendigen Daten- und Sicherheitsstandards erfüllen mussten. Stand Mai 2018 waren davon sechs Anwender freigeschaltet, darunter die App „Finanzguru“, ein intelligentes Konten- und Vertragsverwaltungsprogramm des Fintechs „dwins“ sowie der Authentifizierungsservice des Start-Ups „Verimi“. Für Joris Hensen, Projekt- und Innovationsmanager der Deutschen Bank, war es der richtige Schritt, auf API-Produkte zu setzen, da sie Daten veredeln und gefragte Businesslogiken darauf anwenden und somit einen Wettbewerbsvorteil darstellen. Dabei zielt das Plattform-Geschäftsmodell im Kern auf Netzwerk-Effekte ab: Mit jeder Anbindung von Drittanbietern erweitert sich die Bandbreite an personalisierten Apps und Services für Kunden „beyond banking“ und macht die Deutsche Bank für Neukunden lukrativ. Ein größerer Kunden- und damit Datenbestand macht sie wiederum attraktiver für Drittanbieter und erschließt neue Ertragsquellen. So spricht die Deutsche Bank von individuellen Preismodellen für die Zurverfügungstellung von Daten in unterschiedlicher Datentiefe, aber auch für Service und Beratung rund um den Aufnahmeprozess und den Livebetrieb. Für die Deutsche Bank stehen derzeit die Aufnahme neuer Partner und der erfolgreiche Aufbau der Plattform anstelle von kurzfristigen Erträgen im Vordergrund. Nach Jensen muss sich der Marktpreis für API-Zugriffe auf Bankdaten erst noch finden, was keine triviale Aufgabe sein dürfte.¹⁸⁹

3.2.2. Bedeutung von IT- und Informationssicherheit

Die Sicherheit der Banken-Plattform - insbesondere der über sie ausgeführten Transaktionsprozesse - ist eine wesentliche Voraussetzung für das Kundenvertrauen und damit den Erfolg des digitalen Bankings.¹⁹⁰ Dabei besteht die Anforderung, die Sicherheit von Daten und IT-Struktur des Unternehmens zu gewährleisten und

¹⁸⁷ Vgl. o. V. BaFin (Hrsg.) (2018), S. 65.

¹⁸⁸ Vgl. Schmoll, B. (2018), www.gls.de (Stand: 05.03.2019).

¹⁸⁹ Vgl. Leichsenring, H. (2018a), S. 1.

¹⁹⁰ Vgl. Kollmann T. (2016), S. 241.

den Zugriff durch nicht autorisierte Dritte abzuwehren, etwa bei Cyber- und Hackerangriffen. Für Kreditinstitute ist es vor diesem Hintergrund wichtig, ein schlüssiges IT- und Sicherheitskonzept zu erstellen, das auf ihre Unternehmensstrukturen und Rahmenbedingungen zugeschnitten ist. Dafür müssen sie viel Geld für die Sicherheitstechnik und stark umworbene Cybersicherheits-Experten investieren.¹⁹¹ Die Angriffsfläche wächst durch die zunehmende Digitalisierung und erschwert die Kontrolle der IT-Sicherheit. Die Kontrolle und Sicherstellung des Datenschutzes betrifft die eigene Datenverarbeitung ebenso wie den Datenaustausch und die gemeinschaftliche Nutzung von zum Teil sensiblen Daten innerhalb des Geschäftsökosystems. Dabei ist der Austausch von Daten nicht nur für den Geschäftsbetrieb notwendig, sondern zunehmend Grundlage für Innovationen und neue Geschäftsmodelle, was sie verstärkt zur strategischen Ressource für den Geschäftserfolg werden lässt. Damit steigt ihr Wert und umso mehr die Notwendigkeit, sie zu schützen und zu kontrollieren.¹⁹² Eigenverschuldete Datenpannen oder Datenskandale durch Zugriff von unberechtigten Dritten würden das Vertrauen in das Bankensystem massiv erschüttern, denn wie in kaum einer anderen Branche geht es hier um hochsensible Daten. Deren Gefährdung stellt einen Vertrauensverlust und Imageschaden dar und könnte die Existenz von Banken gefährden. Elementar sind deshalb leistungsstarke und sichere IT-Technologien, etwa der Einsatz der Blockchain-Technologie, die einen weitestgehend fälschungssicheren Datentransfer in Echtzeit ermöglicht.¹⁹³ Bei der Transaktionsabwicklung für ihre Kunden im Zahlungsverkehr sind aktuelle Autorisierungs- und Betrugserkennungstechniken anzuwenden, um Missbrauch zu verhindern. Inzwischen kommen bei Bezahlssystemen neben Passwort- und PIN-Eingabe auch biometrische Authentifizierungssysteme zum Einsatz. Laut einer Umfrage des Digitalverbands Bitkom in diesem Jahr würden fast 90 % der Bundesbürger bargeldlose Bezahlungen per Fingerabdruck autorisieren. Bezahlverfahren wie Apple Pay, Google Pay oder Banken-Apps ermöglichen längst die biometrische Freigabe der Transaktionen. Neuere Verfahren wie die dreidimensionale Gesichtserkennung bieten noch eine weitaus höhere Sicherheit.¹⁹⁴ Einerseits entstehen durch den Einsatz von Künstlicher Intelligenz zusätzliche Risiken (z. B. Kaskadeneffekte, siehe 2.5), andererseits kann sie in der Analyse und Entdeckung von Gefahren, etwa Überweisungs- oder Kreditkartenbetrugserkennung, genutzt werden, um Sicherheitsrisiken abzuwehren.¹⁹⁵ Datenschutz und Cybersicherheit stellen für Banken ein zentrales Thema dar.

3.2.3. Anforderungen an Personal und Unternehmensstrukturen

Anforderungen an die Führungsebene

Entscheidend für das Vorankommen bei Digitalisierung und Künstlicher Intelligenz ist nach Ansicht der Analysten von Crisp Research eine vom Unternehmen entwickelte Digitalstrategie. Nach ihrer Recherche haben neun von zehn Unternehmen bis Mitte 2019 zumindest eine erste Version einer Digitalstrategie formuliert. Dabei mangle es an einem wirklich durchgeplanten Vorgehen und an guten Ideen, die dann auch noch zu

¹⁹¹ Vgl. o. V. BaFin (Hrsg.) (2018), S. 39.

¹⁹² Vgl. o. V. BaFin (Hrsg.) (2018), S. 39.

¹⁹³ Vgl. Lehmacher, W. (2018), S. 112.

¹⁹⁴ Vgl. Arnold, M. (2019), S. 13.

¹⁹⁵ Vgl. o. V. BaFin (Hrsg.) (2018), S. 14.

langsam verfolgt würden. Die Hälfte der Betriebe plant für die Umsetzung der eigenen Digitalstrategie ihre Organisation zu ändern. Ein Großteil davon will anstelle eines bisher technisch orientierten Leiters der Informationstechnik (CIO) einen Chief Digital Officer (CDO) einsetzen, der digitale neue Geschäftsmodelle vor allem kommerziell vordenken muss und als Teil des Vorstandes implementiert oder diesem direkt unterstellt werden soll.¹⁹⁶ In ihrem Bericht „Big Data trifft auf Künstliche Intelligenz“ nimmt die BaFin, Aufsichtsbehörde für das Finanzwesen in Deutschland, die neuen Anforderungen an die Geschäftsführung von Banken und Versicherungen in den Blick. Sie fordert die Finanzdienstleister dazu auf, die neuen Kompetenzen und Arbeitsmethoden in ihre aufbau- und ablauforganisatorischen Strukturen einfließen zu lassen und legt daher verstärkt Wert auf adäquate IT-Kompetenzen, weshalb sie die Bestellung von IT-Fachleuten in den Vorstand erleichtert.¹⁹⁷ Im Umkehrschluss kann Künstliche Intelligenz wiederum die Geschäftsleitung in ihren Entscheidungen unterstützen, indem aufbereitete Informationen und gewonnene Erkenntnisse offeriert werden. Intelligente Systeme werden bereits heute zur Prognose und Analyse der finanziellen Unternehmensentwicklung eingesetzt, für Prognosen künftiger Trends als Basis marktstrategischer Entscheidungen, für das Compliance-Management oder zur Analyse von Wertschöpfungsprozessen im Unternehmen, so dass Strategien für Umsatzmaximierung oder Kostenminimierung darauf aufgebaut werden können. Die letztliche Entscheidungskompetenz und Verantwortung für den Einsatz von Künstlicher Intelligenz muss beim Vorstand liegen.¹⁹⁸

Anforderungen auf Mitarbeitererebene

Die Anforderungen an Führungskräfte und Mitarbeiter verändern sich durch den digitalen Wandel grundlegend. „Das größte Problem wird nicht sein, dass uns die Arbeit ausgeht, sondern dass sich die Art der Arbeit ändert und wir uns rechtzeitig darauf einstellen müssen“¹⁹⁹, konstatiert Dr. Guido Zimmermann, Senior Economist LBBW. Diese Auffassung stützt der Technologie-Dienstleister Accenture, der für die Bankenbranche bis 2022 mit 14 % mehr Arbeitsplätzen dank Künstlicher Intelligenz rechnet. Allerdings werden sich die Aufgaben einiger Mitarbeiter ändern und auch die klassische Ausbildung für Bankkaufleute wird sich anpassen müssen, um Finanzexperten hervorzubringen, die sich zugleich mit IT auskennen. Professor Wahlster, Gründer des DFKI, vertritt die Ansicht, dass die Bedrohung des Arbeitsplatzes vor allem Geringqualifizierte betreffen dürfte. Zunehmend sieht er aber auch Tätigkeiten des mittleren Managements gefährdet, in denen es primär auf Erfahrungswissen ankommt und nicht auf komplexe kognitive Einzelfallentscheidungen.²⁰⁰ Während bisher vor allem Routinetätigkeiten automatisiert wurden, übernehmen intelligente Technologien mehr und mehr darüberhinausgehende Tätigkeiten, auch vor dem Hintergrund, dass sich die Kosten von Robotern und Arbeit angleichen.²⁰¹ Andererseits sieht Wahlster bei der Mittelschicht aufgrund einer guten, teils sogar akademischen Vorbildung gute Chancen für eine Umschulung auf neue Aufgaben, auch wenn dies eine große Herausforderung

¹⁹⁶ Vgl. Vaske, H. (2019), S. 1.

¹⁹⁷ Vgl. o. V. BaFin (Hrsg.) (2018), S. 59.

¹⁹⁸ Vgl. Zimmermann, G., Ladwig, A. (2019), S. 7.

¹⁹⁹ Zimmermann, G. (2017), www.lbbw.de (Stand 06.03.2019)

²⁰⁰ Vgl. Aarbote (Hrsg.) (2019), S. 2.

²⁰¹ Vgl. Zimmermann, G. (2017), S. 16f.

sein wird und eine große digitale Bereitschaft der Mitarbeiter erfordert.²⁰² Von der zunehmenden Digitalisierung profitieren hingegen hochqualifizierte Mitarbeiter, vor allem Arbeitnehmer mit mathematisch-analytischen Fähigkeiten, die derzeit intensiv am Arbeitsmarkt gesucht werden. Es wird für Kreditinstitute eine Herausforderung sein, die notwendigen IT-Experten auf einem angespannten Fachkräftemarkt zu gewinnen. Angesichts attraktiver High-Tech-Mitbewerber um diese Arbeitskräfte ist hierfür ein hervorragendes Recruiting notwendig. Etablierte Finanzdienstleister werden um diese Talente in einem harten Wettbewerb ringen und mit einer klaren Personalstrategie auch an ihr Unternehmen binden müssen, denn der Mangel an MINT-Arbeitskräften in Deutschland lag Ende September 2017 bei einer Zahl von rund 300.000. Entsprechende Weiterbildungs- und Entwicklungsmaßnahmen für die einmal gewonnenen Mitarbeiter bleiben zur Bindung unerlässlich.²⁰³ IT-Spezialisten werden dringend benötigt, denn Programmierung und Systemarchitekturen auf den digitalen Banking-Plattformen erfordern immer mehr Wissen.²⁰⁴ Neue Fähigkeiten sind für die Entwicklung von KI-Modellen gefordert, so zum Beispiel für Big Data-Anwendungen auf dem Gebiet der Datenanalyse und Softwareentwicklung, was neue Berufsbilder wie den Data Scientist hervorbringt. Das Berufsbild des Bankers wird einen Wandel erleben, denn Prozesse und Strukturen des Unternehmens werden mit einer hohen Geschwindigkeit transformiert, um im Wettbewerb bestehen zu können.²⁰⁵ KI-Technologien können den Arbeitnehmer bei seinen Aufgaben unterstützen. Zudem dürften sämtliche Prozesse von den Innovationen tangiert, verbessert oder vollständig ausgeführt werden. Geschäftsmodelle, die nicht auf Methoden der KI zurückgreifen, sind mittel- bis langfristig kaum vorstellbar.²⁰⁶ Erforderlich ist dabei auf allen Unternehmensebenen eine neue Offenheit für digitale Lösungen und technologische Innovationen und eine größere Schnelligkeit und Flexibilität in deren Adaption. Der Wandel benötigt neue Konzepte, um innovatives Denken im Unternehmen zu fördern. Es braucht aber auch schnellere Ergebnismeldungen, um rasch auf Veränderungen reagieren zu können.²⁰⁷ Neue interdisziplinäre Team-Organisationen sind nötig, bei denen sich Fachabteilungen und IT zur Umsetzung der neuen Anforderungen in agilen Arbeitsprozessen eng abstimmen, gerade bei sich schnell ändernden fachlichen Anforderungen, etwa bei der Nutzung von Data Analytics.²⁰⁸

Abbildung 5 stellt eine Prognose zu Tätigkeiten in der Finanzbranche grafisch dar, die in naher Zukunft von Maschinen übernommen werden könnten. Der Effekt fällt je nach Tätigkeitsbereich unterschiedlich aus: Am stärksten vom Rückgang betroffen sind Verwaltungstätigkeiten mit einem Minus von 25 Prozentpunkten, gefolgt vom Bereich „Informieren/Daten verarbeiten“ mit einem Minus von 13 Prozentpunkten.²⁰⁹

²⁰² Vgl. Aarbote (Hrsg.) (2019), S. 2.

²⁰³ Vgl. o. V. BaFin (Hrsg.) (2018), S. 58.

²⁰⁴ Vgl. Vaske, H. (2019), S. 2.

²⁰⁵ Vgl. o. V. BaFin (Hrsg.) (2018), S. 58.

²⁰⁶ Vgl. Zimmermann, G. (2017), S. 11.

²⁰⁷ Vgl. Bellone, V. / Matla, T. (2018), S. 105.

²⁰⁸ Vgl. o. V. BaFin (Hrsg.) (2018), S. 59.

²⁰⁹ Vgl. Leichsenring, H. (2018c), S. 4.

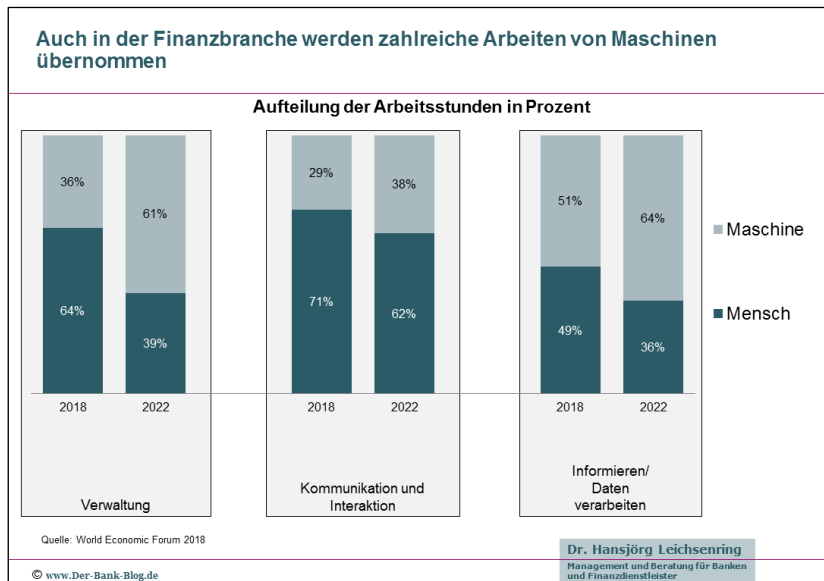


Abbildung 5: Auch in der Finanzbranche werden zahlreiche Arbeiten von Maschinen übernommen²¹⁰

Auswirkungen auf das Berufsbild des Finanzberaters und den Filialbetrieb

Grundsätzlich werden Tätigkeiten, für die es auf Menschenkenntnis und Empathie ankommt oder die physisch herausfordernd sind, weniger vom Stellenabbau betroffen sein.²¹¹ Zu berücksichtigen ist allerdings, dass meist nur einzelne Tätigkeiten eines Berufes wegfallen - ein sogenanntes „Deskilling“ stattfindet - und nicht ganze Berufe.²¹² In der persönlichen Kundenbetreuung sind Eigenschaften wie Einfühlungsvermögen, Verhandlungsgeschick oder Wahrnehmung von Emotionen gefragt. Empathie ist für Künstliche Intelligenz ein noch unüberwindliches Hindernis.²¹³ Der Beruf des Finanzberaters wird sich verändern, aber unverzichtbar wird der persönliche Kontakt zum Kunden und eine vertrauensvolle Begleitung in markanten Lebenssituationen bleiben. Emotionale Erlebnismomente im direkten Zusammenspiel mit dem Kunden sind ein wesentlicher Faktor für eine langfristige Kundenbindung.²¹⁴ Durch die zunehmende Digitalisierung nehmen Kunden ihre Bankgeschäfte verstärkt selbständig vor, so dass es weniger Kontaktpunkte zu ihm gibt. Dies lässt sich auch an der Tendenz zur Filialschließung erkennen.²¹⁵ Dennoch sind bisherige Vertriebswege weiter gefragt und notwendig zur Kundenbindung, denn etablierte Banken haben Kunden aller Altersgruppen, die ein unterschiedliches Nutzerverhalten im Umgang mit digitaler Technologie aufweisen: Von den technikaffinen Digital Natives über anpassungsfähige Kunden mittleren Alters bis hin zur älteren Generation, die nicht mit der Technik vertraut ist.²¹⁶ Gefragt ist ein intelligenter Mix, bei dem persönliche Beratung und digitale Möglichkeiten optimal miteinander verknüpft werden. Einerseits kann die persönliche Beratungsqualität

²¹⁰ Ebenda, S. 4.

²¹¹ Vgl. Lenzen, M. (2018), S. 199f.

²¹² Vgl. Kaplan, J. (2017), S. 132-134.

²¹³ Vgl. Kaplan, J. (2017), S. 142.

²¹⁴ Vgl. Merkle, W. (2019), S. 1.

²¹⁵ Vgl. Wyman, O. (2018), S. 11.

²¹⁶ Vgl. o. V., BW-Bank (Hrsg.) (2016), S. 10.

toolgestützt erhöht werden und andererseits digitales Banking optimiert werden (Legitimation per Video-Chat, digitale Kontoeröffnung, Chatbot für Finanzfragen u. a.). Den Kundenkontakt durch Technik zu ersetzen ist weder im Sinne des Kunden noch der Bank. Doch innovative Technologien zur Unterstützung von Kunde und Berater einzusetzen, entlastet den Berater und verbessert das Angebot für den Kunden. Weiterhin gefragt sind, insbesondere wenn es über Routineaufgaben hinausgeht, menschliche Kommunikation, Interaktion und Beziehung; doch der Mehrwert der persönlichen Beratung muss für den Kunden erkennbar sein. Der Beruf des Beraters und die Aufrechterhaltung von Filialen wird gestützt durch eine aktuelle repräsentative Umfrage, nach der mehr als zwei Drittel der Kunden eine proaktive Kontaktaufnahme der Bank bei wichtigen Themen erwartet.²¹⁷

3.3. Big Data in Verbindung mit Künstlicher Intelligenz als Schlüsseltechnologie

3.3.1. Charakterisierung von Big Data

Gesellschaft und Wirtschaft sind zunehmend digital vernetzt. Dabei hinterlässt die „Always-on“-Gesellschaft durch jegliche Nutzung Spuren im Netzwerk und produziert einen Datenberg an Informationen. Durch die Wechselwirkung zwischen Technologie, Unternehmen und Verbraucher verstärkt sich wiederum die Datenerzeugung und -verfügbarkeit in einem sich selbst verstärkenden Prozess.²¹⁸ Die Zusammenführung und Auswertung dieser nicht fassbaren, explosionsartig zunehmenden und aus einer Vielzahl von Datenquellen stammenden Datenmengen wird als Big Data bezeichnet.²¹⁹ Das Marktforschungsunternehmen Gartner führte 2001 eine systematische Analyse über die Herausforderungen und Potenziale großer Datenmengen durch und entwickelte dabei das 3V-Modell, das Big Data anhand von drei Eigenschaften charakterisiert:²²⁰

*„Big Data is high-volume, high-velocity and/or high-variety information assets that demand cost-effective, innovative forms of information processing that enable enhanced insight, decision making, and process automation.“*²²¹

Die Datenmenge (volume) bezieht sich auf den stetig ansteigenden Umfang an gespeicherten Daten. 90 % der heute gespeicherten Daten wurden allein in den letzten beiden Jahren produziert. Die Geschwindigkeit (velocity) bezieht sich darauf, dass die Datenverarbeitung und -auswertung mit den stetig wachsenden Datenvolumen Schritt halten muss, um eine zeitnahe oder Echtzeit-Analyse zu gewährleisten. Datenvielfalt (variety) bezieht sich auf die wachsende Vielfalt an Datenquellen und -formaten, die in Big Data einfließen.²²² Dabei wird grob zwischen strukturierten und unstrukturierten Daten unterschieden. Während strukturierte Daten

²¹⁷ Vgl. Fürderer, K. (2019), S. 1.

²¹⁸ Vgl. o. V. BaFin (Hrsg.) (2018), S. 18.

²¹⁹ Vgl. Kollmann, T. (2016), S. 9.

²²⁰ Vgl. o. V. BaFin (Hrsg.) (2018), S. 17.

²²¹ Ebenda, S. 17.

²²² Vgl. Kollmann, T. (2016), S. 9f.

durch Computerprogramme gut verarbeitet werden können, fällt ein erheblicher Teil der Massendaten in unstrukturierter Form an. Ihre Datenstruktur ist nicht ohne weiteres identifizierbar und kann in herkömmlichen Datenbanken nicht verarbeitet werden. Dazu gehören beispielsweise Bilder, Videos, Posts, Textdateien oder das Klickverhalten von Surfern im Web.²²³ Nach einer Studie von Veritas sind mehr als die Hälfte (52 %) aller Daten, die derzeit weltweit von Organisationen gespeichert werden, von unbekanntem Wert.²²⁴ Diese enormen heterogenen Datenmengen gilt es sinnvoll zu analysieren und (wirtschaftlich) nutzbar zu machen. Dabei stellt Big Data ein Schlüsselement für Künstliche Intelligenz dar, da mit einer großen Datenbasis Algorithmen trainiert und getestet werden können.²²⁵ Für die Erkennung und Auswertung von Mustern und Zusammenhängen werden unterschiedliche Analysemethoden (Analytics) verwendet, die aufgrund der 3V-Anforderungen einen höchstmöglichen Grad an Automatisierung benötigen. Dazu zählt etwa das Verfahren „Data Mining“²²⁶.

3.3.2. Nutzung von Big Data als Produktionsfaktor

Durch die zunehmende wirtschaftliche Bedeutung ergänzt Big Data die Produktionsfaktoren Arbeit, Kapital und Boden. Die fortschreitende Computertechnik ermöglicht, dass Informationen als Produktionsfaktor auf breiter Basis und auf wirtschaftliche Weise genutzt werden können.²²⁷ Auf dem Weltwirtschaftsforum 2011 wurden persönliche Daten gar zur Anlageklasse erklärt.²²⁸ Gesamtwirtschaftlich lässt sich eine Verschiebung von den traditionellen Wirtschaftssektoren hin zum Wirtschaftssektor „Information“ feststellen. Informationen können generell als zentraler Wettbewerbsfaktor in weltweiten Datennetzen interpretiert werden, durch deren Nutzung sich viele neue Geschäftsfelder erschließen lassen.²²⁹ Für die datenbasierte Finanzbranche ergibt sich durch den bisher größtenteils ungenutzten Datenschatz ein ganz neues wirtschaftliches Potenzial, das es zu ergreifen gilt.

Daten als wertvolle Ressource der Banken

Bisherige Marketingmaßnahmen der Kreditinstitute orientieren sich an einer groben Kundensegmentierung. Deshalb treffen sie häufig nicht den Bedarf des Kunden oder kommen nicht zum richtigen Zeitpunkt bei ihm an. Hier sind Marktteilnehmer, die eine herausragende Marktstellung im Onlinehandel besitzen, mit ihrem One-to-One-Marketing passgenauer aufgestellt. Durch den Einsatz von Künstlicher Intelligenz analysieren sie die Einkäufe ihrer Kunden, gleichen sie mit anderen Kundeneinkäufen ab und finden bisher unerkannte Muster im Einkaufsverhalten, damit sie ihre Kunden immer besser kennen lernen.²³⁰ Doch im Vergleich dazu steht den Banken mit ihren Kontotransaktionsdaten ein weitaus größerer Datenschatz zur Verfügung. Für Jörg Erlebach,

²²³ Vgl. Lenzen, M. (2018), S. 47.

²²⁴ Vgl. o. V. Computerwoche (Hrsg.) (2018), S. 1.

²²⁵ Vgl. o. V. BaFin (Hrsg.) (2018), S. 18.

²²⁶ Vgl. 2.4 bei Large Scale Machine Learning

²²⁷ Vgl. Kollmann T. (2016), S. 9f.

²²⁸ Vgl. Schlieter, K. (2015), S. 43.

²²⁹ Vgl. Kollmann, T. (2016), S. 12.

²³⁰ Vgl. Schneider, K. (2018e), S. 1.

Senior Partner der Unternehmensberatung BCG, sind solche Daten viel wertvoller und aussagekräftiger als alles, was gekauft werden könnte.²³¹ Mit Transaktionsdaten können individuelle Verhaltens- und Bewegungsprofile erstellt werden. Besonders wertvoll werden sie dadurch, dass sie ein tatsächliches Ausgabeverhalten und die Zahlungsfähigkeit der Kunden nahezu tagesaktuell widerspiegeln.²³² Die Kontext-Analyse steht bei den Banken allerdings erst ganz am Anfang und könnte doch wertvolle Hinweise über die Kundensicht liefern. Kündigt der Kunde mehrere Daueraufträge, steht unter Umständen die Kündigung der gesamten Kontoverbindung an. Überweist der Kunde einen hohen Geldbetrag zu einem Wettbewerber, ist dort vielleicht eine Wertpapieranlage geplant.²³³ Abonniert der Kunde die Zeitschrift „Bauen und Wohnen“, beabsichtigt er eventuell zu bauen oder eine Immobilie zu kaufen, so dass die Bank ihn proaktiv mit passenden Angeboten und Informationen versorgen könnte.²³⁴ Die Analyse von Verbrauchsmustern des Kunden bringt attraktive Cross- und Upselling-Möglichkeiten zutage. Viele Finanzdienstleister untersuchen inzwischen mit vorausschauenden Modellen (Predictive Analytics) ihre Daten und gewinnen so Prognosen für Entscheidungen und Maßnahmen in allen Geschäftsbereichen. Nach einer Umfrage von Sopra Steria Consulting unter 220 Großunternehmen verschiedener Branchen nutzen die Finanzdienstleister Data Science im Vergleich noch unzureichend. Durch die Digitalisierung fallen auch bei Kreditinstituten umfangreiche Datenmengen an, die verstärkt als Rohstoff für fortgeschrittene Analyseanwendungen eingesetzt werden. Hier sind vor allem große Banken und Finanzdienstleister aktiv, da sie die benötigte Masse an relevanten Daten besitzen und diese nur in einen Zusammenhang bringen müssen, während die Datenbeschaffung für kleinere Institute eine Markteintrittsbarriere darstellt.²³⁵ Allerdings zielen bisherige Projekte meist auf abteilungsspezifische Fragestellungen, während übergreifende Datenauswertungen immer noch Seltenheitswert haben. Dabei fördern Analyseprojekte, die Daten aus verschiedenen Bereichen zusammenführen, grundlegend neues Wissen zutage und liefern damit eine wertvolle Grundlage für innovative Servicemodelle und effizientere Prozesse.²³⁶

Wettbewerb im Big Data-Geschäft

Transaktionsdaten sind aufgrund der bereits erwähnten Aussagekraft auch für Anbieter außerhalb des Finanzsektors besonders wertvoll. Mit Einwilligung des Kunden können externe Unternehmen darauf zugreifen. Dies verstärkt eine bereits herrschende Tendenz zur Modularisierung von Wertschöpfungsketten und damit den Wettbewerbsdruck im Bankenmarkt. Neue Anbieter besetzen Teile der Wertschöpfungskette, die für sie einen besonders hohen Mehrwert liefern, oder treten von der Kundenschnittstelle ausgehend in den Finanzmarkt ein. Dabei besteht die Gefahr, dass etablierte Kreditinstitute zunehmend in die Rolle eines Infrastrukturdienstleisters für Angebote Dritter gedrängt werden könnten.²³⁷ Vorstellbar wäre auch die Monetarisierung von Daten

²³¹ Vgl. Schneider, K. (2018f), S. 1.

²³² Vgl. o. V. BaFin (Hrsg.) (2018), S. 9.

²³³ Vgl. Penzel, H. (2019), S. 2.

²³⁴ Vgl. Schneider, K. (2018f), S. 1.

²³⁵ Vgl. Unger, S. (2019), S. 1.

²³⁶ Vgl. Leichsenring, H. (2017a), S. 1.

²³⁷ Vgl. o. V. BaFin (Hrsg.) (2018), S. 9.

als zusätzliche Ertragsquelle für Finanzinstitute, indem aggregierte anonymisierte Informationen zu bestimmten Transaktions- und Stammdaten, etwa Zahlungsverkehrsinformationen, verkauft werden. Möglich wäre dies außerdem für Datensätze zu anonymisierten Kundenprofilen aus Transaktions- und Stammdaten. Auf Wunsch des Kunden könnte zudem eine einmal erfolgte Legitimationsprüfung Dritten in anderen Branchen zur Verfügung gestellt werden. Für alle diese Arten von Geschäftsmodellen gibt es bereits erste Beispiele im Bankenmarkt. Erträge im klassischen Bankgeschäft dürften sich dadurch nicht ersetzen lassen.²³⁸ Wie das Beispiel der Deutschen Bank im Zusammenhang mit Open Banking zeigt (siehe Kapitel 3.2.1) lassen sich durch Dienstleistungen in Verbindung mit der Zugriffsgewährung auf die Kundenschnittstelle zwar Erträge generieren, diese dürften jedoch bisherige Ertragspotentiale im Bankgeschäft kurzfristig nicht ersetzen. Bei der Anwendung von BD-KI besteht auch die Gefahr, dass sich dominierende globale Technologiekonzerne, die bisher nicht der Bankenaufsicht unterliegen, zur systemrelevanten Konkurrenz bei Finanzdienstleistungen entwickeln. Sie könnten ihre außerhalb des Finanzsektors gewonnenen Daten auch im Finanzmarkt profitabel einsetzen wollen und mit eigenen Angeboten auftreten.²³⁹ Bei einer solchen Entwicklung müsste geprüft werden, ob eine Regulierung dieser Marktakteure durch die Bankenaufsicht zu erfolgen hat und eine aufsichtsrechtliche Geschäftserlaubnis für Fintechs und Bigtechs erforderlich ist. Dies könnte zu einem Bollwerk gegen unliebsame Konkurrenz werden, da sich nicht alle Marktakteure mit den aufwendigen Mechanismen der Regulatorik auseinandersetzen wollen. Traditionelle Finanzdienstleister verfügen hier über eine solide regulatorische Kompetenz und haben geregelte Prozessabläufe im Austausch mit den Aufsichtsbehörden. Dies könnte sie als ein zuverlässiges Bindeglied zwischen Bankenaufsicht und Bigtech- oder Fintech-Unternehmen etablieren.²⁴⁰

Wachstum durch Künstliche Intelligenz

Die Effekte einer hervorragenden, neuartigen Customer Experience und Nachfrageoptimierung durch passgenaue Kundenansprache dürften wesentlich für Wachstum und Zukunftsfähigkeit der Banken sein. Das sieht auch Dietmar von Blücher, Finanzvorstand der Comdirect, so, denn er hält KI-Systeme von zentraler Bedeutung für die ganze Bank und prognostiziert, dass Finanzinstitute, die Künstliche Intelligenz nicht beherrschen, in Zukunft nicht mehr wachsen werden.²⁴¹ Aus Sicht von Unternehmensberater Erlebach bleiben die deutschen Geldhäuser jedoch „noch weit hinter ihren Möglichkeiten zurück“.²⁴² Nach seinen Angaben werten erst schätzungsweise 70 % aller deutschen Kreditinstitute Transaktionsdaten systematisch aus und dies vor allem, um die Bonität ihrer Kunden zu überwachen oder zur Geldwäsche- und Betrugsprävention, während Analysen zu Werbezwecken selten seien. Das könnte an datenschutzrechtlichen Gründen liegen, da die Einwilligung des Kunden erforderlich ist (siehe Kapitel 3.3.4). Allerdings könnten Kunden nach Ergebnissen der „Bankkundenstudie 2018 - Digitale Dienste“ der Unternehmensberatung Berg Lund & Company sogar eher zu einer Einwilligung bereit sein, als manche Bank annimmt. Über 42 % der 2.000 befragten deutschen Bankkunden würden

²³⁸ Vgl. o. V. BaFin (Hrsg.) (2018), S.10; 77.

²³⁹ Vgl. Ebenda, S. 8.

²⁴⁰ Vgl. Unger, S. (2019), S. 2.

²⁴¹ Vgl. Schneider, K. (2018f), S. 1.

²⁴² Ebenda, S. 2.

ihre Daten bereitstellen, um persönlich zugeschnittene Angebote zu erhalten und bei den unter 40-Jährigen lag die Quote bei 51 %. Das Ergebnis zeigt, dass passgenaue Empfehlungen aus Kundensicht als hilfreich angesehen werden.²⁴³

Potenzial durch Effizienz- und Effektivitätssteigerungen

Die Unternehmensberatung Accenture geht davon aus, dass die Erträge in der globalen Bankenbranche dank Künstlicher Intelligenz bis zum Jahr 2022 um mehr als 30 % steigen werden. Voraussetzung dafür ist eine enge Zusammenarbeit von Mensch und Maschine.²⁴⁴ Effizienzgewinne sind typischerweise vor allem in Bereichen mit einer hohen Zahl ähnlicher Vorgänge denkbar, was vor allem für das Privatkundengeschäft zutrifft.²⁴⁵ Daten können effektiver und effizienter genutzt werden, wodurch viele Bankgeschäfte profitabler und kostengünstiger werden.²⁴⁶ Zudem geht es um eine Prozessoptimierung im Middle- und Backoffice, indem Prozesse automatisiert werden, die bisher zu komplex dafür waren.²⁴⁷ Ein Effekt davon ist eine geringere Fehlerquote; so werden beispielsweise menschliche Eingabefehler (sogenanntes Fat-Finger-Problem) umgangen und unnötige Schäden vermieden. Prozesse können dadurch schlanker und zeitsparender gestaltet werden.²⁴⁸ Im Bereich Risikomanagement und Compliance ist eine Steigerung von Effizienz und Effektivität ebenfalls denkbar. Zentrale Anwendungsbereiche in Compliance-Prozessen sind die Geldwäsche- und die Betrugsprävention. Hier kann Künstliche Intelligenz bei der Analyse von Transaktions- und Kommunikationsdaten unterstützen, um irreguläre Muster als potenzielle Verdachtsfälle für Geldwäsche oder betrügerisches Verhalten zu identifizieren. Beim Kreditkartenbetrug können beispielsweise Daten von Kreditkartenkunden und Transaktionsdaten aus dem Handel mit bestehenden Betrugsfällen kombiniert werden, um das Betrugsrisiko der Kartennutzer ständig neu zu evaluieren. Dies führt dazu, dass sowohl die Qualität der Treffer bei Verdachtsfällen als auch die Quantität der Treffer durch das Erkennen von bisher unentdeckten Mustern erhöht werden können.²⁴⁹ Die Notwendigkeit von effizienteren Lösungen für den Bereich Compliance sieht auch Andreas Totok, Leiter des Kompetenzzentrums für KI von FI-SP²⁵⁰, denn die Finanzbranche muss sich mit immer neuen regulatorischen Aufgaben befassen, wodurch der Aufwand, nicht jedoch die Erträge steigen.²⁵¹ Rechtsbereiche der Kreditinstitute könnten künftig bei der Umsetzung neuer Gesetzestexte unterstützt werden, indem sämtliche Dokumente wie Prospekte und Verträge durch intelligente Systeme analysiert und angepasst werden. Modelle der Risikobewertung könnten noch weiter präzisiert und somit effektiver werden und im Aktivgeschäft zu exakteren Bonitätseinschätzungen und damit zu einer geringeren Wahrscheinlichkeit von Kreditausfällen führen.²⁵² Komplexere Analysen könnten ein besseres Verständnis für die persönlichen Beziehungsgeflechte, Risiken,

²⁴³ Vgl. Schneider, K. (2018f), S. 2.

²⁴⁴ Vgl. Schneider, K. (2018c), S. 1.

²⁴⁵ Vgl. o. V. BaFin (Hrsg.) (2018), S. 76.

²⁴⁶ Vgl. Unger, S. (2019), S. 1.

²⁴⁷ Vgl. o. V. BaFin (Hrsg.) (2018), S. 76.

²⁴⁸ Vgl. Unger, S. (2019), S. 1.

²⁴⁹ Vgl. o. V. BaFin (Hrsg.) (2018), S. 76f.

²⁵⁰ Finanz Informatik Solutions Plus, ein zur Sparkassen-Finanzgruppe gehörender IT-Dienstleister

²⁵¹ Vgl. Schneider, K. (2018d), S. 1.

²⁵² Vgl. o. V. BaFin (Hrsg.) (2018), S. 9.

Branchenbewegungen und das Umfeld der potenziellen Kunden vermitteln und damit die Risikobeurteilung eines Neukunden - sowohl bei Privat- als auch bei Firmenkunden - optimieren.²⁵³ Eine optimierte Data Governance im Unternehmen könnte auch hohe Speicher- und Verwaltungskosten vermeiden. Ein Drittel aller weltweit gespeicherten Daten ist redundant, überflüssig oder trivial und damit offenkundig nutzlos. Nach Schätzung von Experten sind nur 15 % aller gespeicherten Daten tatsächlich als geschäftskritisch anzusehen. Die kostenintensive Speicherung der „dunklen“ Daten könnte beseitigt werden, indem nutzlose Daten von den wertvollen Daten getrennt und gelöscht werden.²⁵⁴ Insgesamt scheinen die Banken die Chance von Künstlicher Intelligenz erkannt zu haben, denn nach einer Umfrage der Beratungsgesellschaft Accenture wollen mehr als drei Viertel der befragten Geldhäuser diese in den nächsten drei Jahren einsetzen, um Aufgaben zu automatisieren.²⁵⁵

Potenzial von KI durch Produkt- und Dienstleistungsinnovationen

Durch BD-KI lassen sich neue Erkenntnisse gewinnen, die im Finanzsystem auch für Produktinnovationen genutzt werden können.²⁵⁶ Andreas Krautscheid, Hauptgeschäftsführer des Bankenverbands BdB, erwartet für die Banken dank Künstlicher Intelligenz einen großen Innovationsschub und erhofft sich davon nicht nur Effizienzsteigerungen, sondern auch bessere Angebote für die Kunden. Technologisch könnte heute schon vieles umgesetzt werden, allerdings braucht es Menschen, die Ideen für Anwendungsfälle entwickeln, so skizziert Markus Hamprecht, der bei Accenture den Bereich Financial Services leitet, die derzeitige Situation.²⁵⁷ Die Erwartungen an den Einsatz von Künstlicher Intelligenz sind groß, wie aus Abbildung 6 hervorgeht. Die Unternehmensberatung PwC rechnet damit, dass die Finanzbranche mit Hilfe von Künstlicher Intelligenz bis zum Jahr 2030 zusätzlich zwei Billionen Dollar zum weltweiten Bruttoinlandsprodukt beitragen könnte. Dabei dürfte der Anstieg in den nächsten Jahren zunächst überwiegend von Effizienzsteigerungen getragen werden, während später neue Produkte und Dienstleistungen einen größeren Effekt haben.²⁵⁸

²⁵³ Vgl. Schneider, K. (2018d), S. 2.

²⁵⁴ Vgl. o. V. Computerwoche (Hrsg.) (2018), S. 1.

²⁵⁵ Vgl. Schneider, K. (2018d), S. 1.

²⁵⁶ Vgl. o. V. BaFin (Hrsg.) (2018), S. 7.

²⁵⁷ Vgl. Schneider, K. (2018c), S. 2.

²⁵⁸ Vgl. Schneider, K. (2018c), S. 1.

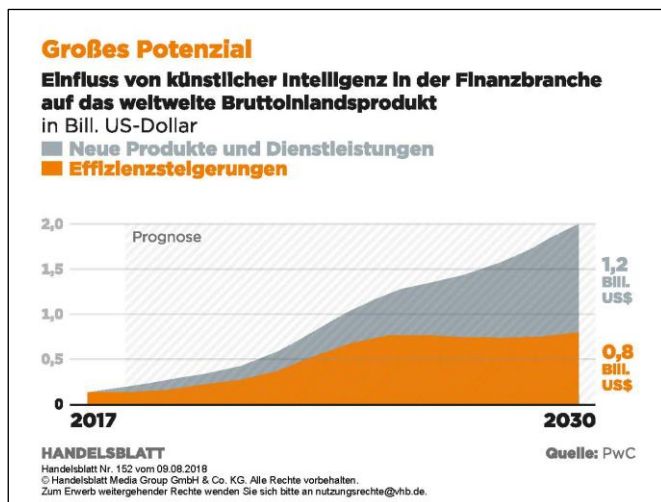


Abbildung 6: Einfluss von Künstlicher Intelligenz in der Finanzbranche auf das weltweite BIP (in Billionen US-Dollar)²⁵⁹

3.3.3. Verfahrens- und Aussagerisiken bei Big Data-Analysen

Wie bereits in Kapitel 2.5 ausführlich dargestellt, ist wissenschaftliches Arbeiten immer mit der Suche nach kausalen Zusammenhängen verbunden. Völlig anders arbeiten Big Data-Analysen, die in den gesammelten Datenmengen lediglich Korrelationen ermitteln, was zu Stigmatisierungseffekten und Fehlschlüssen mit großer Reichweite führen kann. Auswirkungen dieser Art, bei der vermeintlich neutrale Algorithmen ganze Bevölkerungsgruppen diskriminieren können, zeigt ein Versuch der BBC in Großbritannien: Für zwei fiktive Personen wurden Angebote für Autoversicherungen eingeholt, wobei lediglich bei der Angabe der Vornamen differenziert wurde. Dies führte dazu, dass der Versicherungsbeitrag für Muhammad bis zu 360 Pfund teurer als für John ermittelt wurde, da die Algorithmen bei Personen mit ausländischem Namen automatisch höhere Risiken unterstellen. Der Versuch zeigt die Problematik, sobald intelligente Systeme unmittelbar in Vertragsentscheidungen eingebunden sind. Von daher bedarf es der grundsätzlichen Überlegung, welche Entscheidungen Künstliche Intelligenz treffen darf bzw. welches Korrektiv nötig ist, um solche gegen geltendes Recht verstößende Ergebnisse zu verhindern.²⁶⁰ Bei der Datenanalyse ist darauf zu achten, dass Daten von kritischen Mustern befreit werden, etwa indem die Verfahren ethische Beschränkungen hinsichtlich der erlaubten Lösung enthalten.²⁶¹ Bereits beim Sammeln von Daten ist Vorsicht geboten, denn durch fehlende Daten kann es zu Verzerrungen kommen, da keine repräsentative Basis vorhanden ist. Zudem verändert sich die Welt ständig, was bei der verwendeten Datenbasis beachtet werden muss. In historischen Kreditentscheidungen wurden beispielsweise Minderheiten benachteiligt, weshalb der historische Datensatz zu Kreditausfällen zuungunsten von Minderheiten verzerrt ist.²⁶² Auf das Beispiel BBC zurückkommend sollten Merkmale wie Geschlecht oder

²⁵⁹ Schneider, K. (2018d), S. 1.

²⁶⁰ Vgl. Schneider, K. (2018h), S. 2.

²⁶¹ Vgl. o. V. BaFin (Hrsg.) (2018), S. 40.

²⁶² Vgl. Ebenda, S. 30.

Ethnie für die Höhe der Versicherungsprämie oder für eine Kreditentscheidung keine Rolle spielen und gar nicht erst in die Berechnung einfließen.²⁶³ Die technische Herausforderung bei der Datenanalyse und -auswertung besteht darin, Ansätze zu verfolgen, die eine Diskriminierung vermeiden. Derzeit gibt es dazu keinen akzeptierten Standard, jedoch wird zum Thema geforscht.²⁶⁴ Bedacht werden muss zudem, dass Programme letztlich doch (noch) von Menschen geschrieben werden, deren Sichtweise zumindest unbewusst einfließt.²⁶⁵ In den Blick nimmt die Bankenaufsicht auch Selektionseinschränkungen, die erst durch Big Data-Anwendungen entstehen und die dazu führen, dass für bestimmte Kundengruppen der Zugang zu Finanzdienstleistungen unverhältnismäßig, etwa durch Überteuerung, eingeschränkt wird (siehe 2.5 „personalisierte Preise“). Das kann besonders prekär werden, wenn der Verbraucher durch eine geringere Produktauswahl benachteiligt wird, es aber nicht nachvollziehen kann, dass dies auf Grund personenbezogener Daten geschieht.²⁶⁶ Dies kann beispielweise dadurch geschehen, dass durch Mustererkennung bei Finanztransaktionen sehr persönliche Merkmale eines Kunden, wie etwa sich abzeichnende Veränderungen im Leben (z. B. eine Schwangerschaft) oder der Gesundheitsstatus, offengelegt werden und eine implizite Diskriminierung des Kunden dadurch begünstigen, dass Algorithmen selbstlernend auf solche Merkmale abstellen und Produkte und Produktpreise daran anpassen.²⁶⁷ Eine Plausibilisierung bei der Auswertung der Ergebnisse muss erfolgen, um mögliche Fehlentscheidungen zu erkennen und Schäden zu verhindern, etwa Reputationsschäden oder Verluste durch die Rückabwicklung von Kreditentscheidungen.²⁶⁸ Zusätzlich bergen Kaskadeneffekte durch stark vernetzte Systeme die Gefahr, dass sich Entwicklungs- und Trainingsfehler schnell und unkontrolliert ausbreiten können. Um dieses Risiko zu beherrschen, sollten Abkopplungsmechanismen vorgesehen werden.

3.3.4. Soziale und rechtliche Anforderungen an die Datennutzung

Verbrauchervertrauen als wichtiger Erfolgsfaktor

Datenbasierte Anwendungen könnten vielen Verbrauchern - etwa über stark individualisierte Produkte und Dienstleistungen - einen Nutzen bieten.²⁶⁹ Allerdings ist häufig ein hohes Misstrauen gegenüber der Datennutzung durch Unternehmen zu beobachten. Laut einer Studie der Beratungsgesellschaft PwC haben Verbraucher insbesondere in puncto Sicherheit Bedenken. Dabei gaben 72 % der befragten Deutschen im Jahr 2017 an, dass sie große oder sehr große Bedenken haben, zum „gläsernen Kunden“ zu werden, 70 % äußern große Bedenken in Bezug auf Datendiebstahl.²⁷⁰ Die Verbraucher sind sensibilisiert, insbesondere was die Verwen-

²⁶³ Vgl. Schneider, K. (2018h), S. 2.

²⁶⁴ Vgl. o. V. BaFin (Hrsg.) (2018), S. 40.

²⁶⁵ Vgl. Zimmermann, G., Ladwig, A. (2019), S. 5.

²⁶⁶ Vgl. o. V. BaFin (Hrsg.) (2018), S. 15.

²⁶⁷ Vgl. Ebenda, S. 44.

²⁶⁸ Vgl. Unger, S. (2019), S. 3.

²⁶⁹ Vgl. o. V. BaFin (Hrsg.) (2018), S. 12.

²⁷⁰ Vgl. Schneider, K. (2017), S. 2.

dung ihrer Finanz- und Gesundheitsdaten angeht, so dass Datenmissbrauch und mangelnde Informationssicherheit ihr Vertrauen nachhaltig schädigen können.²⁷¹ Finanzwirtschaftliche Daten von Verbrauchern sind für Unternehmen besonders interessant, da sie den ökonomischen Kern eines Menschen, etwa mit Angaben zum Einkommen, Vermögensstatus, Zahlungsfähigkeit, Ausgabeverhalten, Vertragsbeziehungen etc., offenlegen können und eine Analyse seiner Lebensgewohnheiten und Persönlichkeit zulassen.²⁷² Deshalb wird das Vertrauen der Verbraucher im Zusammenhang mit BD-KI zu einem wichtigen Erfolgsfaktor. Dies gilt insbesondere mit Blick auf die Finanzbranche, da eine nicht adäquate Datennutzung das Vertrauen in den Finanzmarkt insgesamt beeinträchtigen könnte.²⁷³ Es gilt deshalb gut abzuwägen, ob eine Datenweitergabe - egal ob diese eine Kundeneinwilligung erfordert oder nicht - es wert ist, sich den potenziellen negativen Auswirkungen auf die Reputation und das Verbrauchervertrauen zu stellen.²⁷⁴ Nach einer von der Europäischen Kommission in Auftrag gegebenen Umfrage zum Vertrauen in den Schutz persönlicher Informationen²⁷⁵ zeigt sich im Ländervergleich, dass Befragte aus Deutschland im Verhältnis zum EU-28-Durchschnitt besonders wenig Vertrauen in Online-Businesses haben. Das Vertrauen in deutsche Finanzdienstleister ist im Vergleich dazu dreifach höher, was für etablierte Kreditinstitute einen Vertrauens- und damit Wettbewerbsvorteil darstellt, den es bei der Weiterentwicklung von Big Data-Anwendungen zu nutzen gilt. Etablierte Banken haben hier möglicherweise eine Chance, ihren Vertrauensvorsprung durch ihre langjährige Markt- und Markenpräsenz auszuspielen, indem sie eine aus Sicht des Verbrauchers kontrollierte Nutzung der Daten unter dem Dach einer vertrauenswürdigen Instanz anbieten können.²⁷⁶

Gewährleistung von Datensouveränität und Transparenz

Privatsphäre und informationelle Selbstbestimmung zu gewährleisten ist vor allem im Finanzsektor eine wesentliche Voraussetzung für nachhaltiges Vertrauen, insbesondere für Vertrauen in innovative, datenbasierte Big Data-Anwendungen.²⁷⁷ Dabei geht es auch um die Wahrung von Rechten, die in Deutschland Verfassungsrang genießen, denn das Bundesverfassungsgericht hat in seinem Volkszählungsurteil 1983 das Recht auf informationelle Selbstbestimmung garantiert.²⁷⁸ Zunehmend wird deshalb von Finanzdienstleistern die Schlüsselfähigkeit gefordert sein, ihren Kunden Datensouveränität zu gewähren. Das heißt, der Eigentümer der Daten muss souverän entscheiden, steuern und kontrollieren können, was mit seinen Daten geschieht, wer sie erhält und wozu sie verwendet werden.²⁷⁹ Um jedoch eine souveräne Entscheidung treffen zu können, muss der Anbieter dem Verbraucher tatsächliche Wahlfreiheit, verlässliche Kontrollmöglichkeiten und eine angemessene Aufklärung über potenzielle Reichweite und Konsequenzen der Nutzung seiner Daten offerieren.²⁸⁰ In

²⁷¹ Vgl. o. V. BaFin (Hrsg.) (2018), S. 12.

²⁷² Vgl. Ebenda, S. 43.

²⁷³ Vgl. Ebenda, S. 21.

²⁷⁴ Vgl. Ebenda, S. 10.

²⁷⁵ Europäische Kommission 2015 Special Eurobarometer 431.

²⁷⁶ Vgl. o. V. BaFin (Hrsg.) (2018), S. 77f.

²⁷⁷ Vgl. Ebenda, S. 15.

²⁷⁸ Vgl. Beise, M., Schäfer, U. (2016), S. 170.

²⁷⁹ Vgl. o. V. BaFin (Hrsg.) (2018), S. 39.

²⁸⁰ Vgl. Ebenda, S. 183.

der Praxis stellt sich allerdings die Frage, ob der Verbraucher die Kontrolle über seine Daten tatsächlich bewusst und souverän ausüben kann und ob es ihm aufgrund der Vielzahl seiner Vertragspartner und der unterschiedlichen Vertragsverhältnisse überhaupt möglich ist, die Übersicht zu behalten und effektiv die Kontrolle über seine Daten auszuüben.²⁸¹ Dies auch vor dem Hintergrund, dass Datenschutzbestimmungen faktisch nicht gelesen werden. Nach einer Umfrage der Boston Consulting Group sagen zwei Drittel der Verbraucher, dass sie Datenschutzbestimmungen wegen der Länge und Komplexität nicht lesen. Mehr als die Hälfte der Befragten in ausgewählten Ländern der EU und den USA geben zudem an, dass Datenschutzbestimmungen zu viel „juristische Sprache“ enthielten und daher nicht nachvollziehbar seien. Dies wäre ein Bereich, für den Finanzdienstleister selbst Lösungen entwickeln und dazu beitragen könnten, dass Verbraucher besser informiert werden.²⁸² Denn nach DSGVO gilt der Grundsatz der Transparenz, der für alle Informationen und Mitteilungen von Unternehmen gegenüber Verbrauchern mit Bezug auf die Erhebung von personenbezogenen Daten eingehalten werden muss. Sie sollen präzise, verständlich und leicht zugänglich übermittelt werden.²⁸³ Um dem Kunden wirklich die Souveränität über seine Daten zu geben, bräuchte es Transparenzstandards. Der Bankenverband schlägt deshalb vor, mit Symbolen oder Icons zu arbeiten und ein Datenschutzglossar zu erstellen, das auf verständliche Weise die datenschutzrechtlich am häufigsten auftretenden Begriffe im Zusammenhang mit Finanzdienstleistungen erläutert. Möglich wären - bei Akzeptanz durch den Gesetzgeber - zudem zweistufige Informationsvermittlungskonzepte, die in der ersten Stufe kurze, prägnante Informationen im Überblick anbieten und in der zweiten Stufe bei Bedarf durch weitere Detailinformationen ergänzt werden können.²⁸⁴

Einhaltung des Datenschutzes

Wie Banken Daten nutzen dürfen ergibt sich aus der Datenschutz-Grundverordnung, die seit Mai 2018 in Europa gilt. Zentrale Ziele der DSGVO sind ein EU-weit einheitlicher Umgang mit personenbezogenen Daten, ein starker Schutz der Privatsphäre sowie mehr Rechte und Selbstbestimmung für Verbraucher.²⁸⁵ Ein zentrales Element zur Stärkung der Verbraucherrechte ist dabei die explizite Einwilligung in die Nutzung personenbezogener Daten. Grundsätzlich darf ein Kreditinstitut alle Daten verarbeiten, die zur Erfüllung abgeschlossener Verträge oder zur Durchführung vorvertraglicher Maßnahmen erforderlich sind, sowie zur Erfüllung rechtlicher Verpflichtungen, wie etwa zur Geldwäscheprävention. Welcher Datenumfang verarbeitet werden darf hängt von der Art des Vertragsverhältnisses ab. Bei der Prüfung und Vergabe eines Kredits dürfen wesentlich mehr Daten genutzt werden als bei der Eröffnung eines Guthabenkontos, da hier keine Bonitätsprüfung erforderlich ist. Der Umfang der möglichen Datennutzung steigt also mit der Höhe des Risikos, das ein Kreditinstitut eingeht.²⁸⁶ Im Zweifel müssen die berechtigten Interessen des Unternehmens gegen die schutzwürdigen Interessen des Kunden abgewogen werden. Dies lässt Spielräume in der Auslegung zu. Fehlt ein berechtigtes Interesse

²⁸¹ Vgl. Benkelberg, S. (2018), S. 2.

²⁸² Vgl. o. V. BaFin (Hrsg.) (2018), S. 53.

²⁸³ Vgl. Ebenda, S. 49f.

²⁸⁴ Vgl. Benkelberg, S. (2018), S. 1f.

²⁸⁵ Vgl. o. V. BaFin (Hrsg.) (2018), S. 49.

²⁸⁶ Vgl. Schneider, K. (2018g), S. 1.

des Unternehmens, ist nach den Vorgaben der DSGVO die explizite Zustimmung des Verbrauchers zur Datennutzung einzuholen.²⁸⁷ Dafür gilt nach der DSGVO der Grundsatz der Freiwilligkeit, der voraussetzt, dass der Verbraucher eine freie Wahl hat und somit in der Lage ist, die Zustimmung zu verweigern oder zurückzuziehen, ohne Nachteile zu erleiden. Problematisch anzusehen sind hier etwa die Geschäftspraktiken von Google, die nur demjenigen die Nutzung von Google-Diensten erlaubt, der einer Datenanalyse zustimmt.²⁸⁸

Anonymisierte Daten fallen dagegen nicht unter die DSGVO. Dank spezieller Software lassen sich personenbezogene Daten anonymisieren, so dass keine Rückschlüsse mehr auf einzelne Kunden möglich sind. Viele Big Data-Anwendungen lassen sich auch mit hinreichend anonymisierten Daten ermöglichen. Unter dem Begriff „Privacy-preserving Data Mining“ werden Techniken erforscht, die Datenschutzerfordernisse direkt in die Datenanalyse und -auswertung integrieren sollen. Ein Verfahren dabei ist die Anonymisierung, bei der versucht wird, kritische Informationen bereits beim Zugriff auf die Daten zu unterdrücken. Dies macht den Ansatz einerseits sehr allgemein anwendbar, andererseits birgt er die Gefahr, dass die Ergebnisse deutlich an Qualität verlieren.²⁸⁹ Eine Gefahr durch zu strenge Vorgaben beim Einsatz von Künstlicher Intelligenz sieht auch Andreas Krautscheid, Hauptgeschäftsführer des Bankenverbands, denn dadurch werden wichtige Innovationen ausgebremst. „Insbesondere in Bezug auf die Datennutzung brauchen wir mehr Spielraum“, ist sein Plädoyer.²⁹⁰ In einem Positionspapier macht der Bankenverband die in der DSGVO festgelegten Prinzipien der Datensparsamkeit und Zweckbindung als Barriere für die Datennutzung aus. Gerade die Zweckbindung hält Krautscheid für überholt, da der Zweckfokus bei modernen Services zunehmend „ausfranst“. Wenn jeweils nur die für einen konkreten Zweck benötigten Daten verwendet werden dürfen, bedeutet dies, dass Mehrwertservices, die an diesen Zweck andocken könnten, jedes Mal einer erneuten Einwilligung bedürfen. Der Bankenverband fordert deshalb eine Weiterentwicklung des Prinzips der Zweckbindung hin zu einer Bindung und Freigabe des Nutzers für bestimmte Anwendungsklassen, Anbieter, Regionen oder andere konkret definierbare Ausprägungen der Datennutzung. Um vom Kunden eine - jederzeit widerrufbare - Art „Pauschalfreigabe“ oder eine Freigabe nach „Baukastensystem“ für die Datenverwendung zu erhalten, braucht es ein hohes Vertrauen, dass sehr sorgfältig mit Kundendaten umgegangen wird. Dies könnte für etablierte Finanzinstitute, die im Branchenvergleich ein hohes Vertrauen in puncto Datenschutz genießen, ein praktikabler Ansatz sein, der neue Mehrwertservices und individualisierte Kundenansprache ermöglicht. Wer auf dieser Basis die Einwilligung seiner Kunden zur Datennutzung erhalten will, wird das Thema künftig stärker kommunizieren und die Vorteile einer erweiterten und aggregierten Nutzung von Daten erklären müssen. Dazu gehört auch die Information darüber, dass die Datenverarbeitung in bestimmten Fällen schon aufgrund gesetzlicher Vorgaben unabwendbar ist, etwa bei der Betrugsprävention oder verantwortlichen Kreditvergabe, oder aufgrund einer Interessenabwägung zumindest

²⁸⁷ Vgl. o. V. BaFin (Hrsg.) (2018), S. 22.

²⁸⁸ Vgl. Schneider, K. (2018g), S. 1.

²⁸⁹ Vgl. o. V. BaFin (Hrsg.) (2018), S. 38.

²⁹⁰ Vgl. Schneider, K. (2018g), S. 2.

legitim sein kann, etwa im Austausch mit Kreditauskunfteien oder bei der Nutzung von Daten zu Werbezwecken.²⁹¹ Diese Kommunikation könnte auch beinhalten, dass Informationsasymmetrien abgebaut werden, indem Kunden der faktische Preis einer Dienstleistung durch das Bezahlen mit ihren Daten offengelegt wird. Diese Transparenz in der Kommunikation würde Verbraucher für die Bedeutung und Nutzungsmöglichkeiten ihrer (Finanz)Daten sensibilisieren.²⁹² Das Vertrauen der Verbraucher in Kreditinstitute ist historisch gewachsen und ein zentrales Element für die Geschäftsentwicklung.²⁹³ Banken werden einen Missbrauch von anbieterbezogenen Einwilligungserklärungen vermeiden, um einen daraus entstehenden Imageschaden zu verhindern.²⁹⁴

Gewährleistung von Nachvollziehbarkeit und Erklärbarkeit

Das Vertrauen in Big Data-Anwendungen und in die Akzeptanz der Analyseergebnisse hängt - wie bereits in Kapitel 2.5 ausgeführt - maßgeblich von ihrer Verständlichkeit ab. Sie wird umso wichtiger, je relevanter die zugrundeliegende Entscheidung ist. Für Kreditinstitute steigen die Anforderungen an die Verständlichkeit mit vermehrtem Einsatz und zunehmender Komplexität von intelligenten Analysen. Inzwischen fordert auch die Bankenaufsicht die Erklärbarkeit und Nachvollziehbarkeit einer algorithmischen Lösung als Grundvoraussetzung einer ordnungsgemäßen Geschäftsorganisation. Blackbox-Effekte oder die Wahrung des Geschäftsgeheimnisses wird die BaFin als Begründung für eine mangelnde Nachvollziehbarkeit nicht akzeptieren. Zudem müssen alle Ergebnisse und Prozesse beim Einsatz von Künstlicher Intelligenz hinreichend dokumentiert werden. Erschwert wird diese Dokumentation durch den lernenden Charakter einer Künstlichen Intelligenz, da sich das künstliche neuronale Netzwerk fortwährend verändert, indem Verbindungen selbstständig verknüpft oder gelöst sowie Schwellenwerte und Gewichtungen innerhalb des neuronalen Netzwerks neu ausgerichtet werden. Diese Prozesse müssen ebenfalls dokumentiert werden, damit die Veränderungen nachvollzogen und die Ergebnisse einzelnen Veränderungen zugeordnet werden können. Ein Ausbau der Regulierung und Konkretisierungen zu den Anforderungen beim Einsatz von KI-Analysen sind zu erwarten, denn nach BaFin-Präsident Felix Hufeld dürfen Maschinen auch bei automatisierten Prozessen nicht die Verantwortung tragen und ungeregelt systemrelevante Aufgaben übernehmen.²⁹⁵ Deshalb fordert die Bankenaufsicht die Übernahme der Verantwortung für die Erklärbarkeit und Nachvollziehbarkeit automatisierter Prozesse durch die Geschäftsleitung. So darf zum Beispiel für die im Vorfeld einer Kreditvergabe erforderliche Bonitätsprüfung ein automatisiertes Kundenprofil erstellt werden, wohingegen die Kreditentscheidung einen menschlichen Entscheidungsträger erfordert und nicht komplett automatisiert werden darf. Das gilt immer dann, wenn eine Entscheidung eine rechtliche Wirkung oder erhebliche Beeinträchtigung zur Folge hat.²⁹⁶

²⁹¹ Vgl. Benkelberg, S. (2018), S. 1f.

²⁹² Vgl. o. V. BaFin (Hrsg.) (2018), S. 14.

²⁹³ Vgl. Ebenda, S. 48.

²⁹⁴ Vgl. Benkelberg, S. (2018), S. 1.

²⁹⁵ Vgl. Unger, S. (2019), S. 2f.

²⁹⁶ Vgl. Schneider, K. (2018g), S. 1.

Ethische Leitlinien im Umgang mit Künstlicher Intelligenz

Ein hohes Verbrauchervertrauen ist ein elementarer Erfolgsfaktor für Kreditinstitute, weshalb sie sich um neue Ansätze bemühen sollten, wie das Vertrauen in die Datennutzung erhalten und ausgebaut werden kann.²⁹⁷ Ein solcher Ansatz könnten ethische Richtlinien als notwendiger Leitfaden für den Umgang mit Künstlicher Intelligenz sein. Entsprechend der bereits vorgenommenen Definition von Künstlicher Intelligenz können wir von einem System, dem weder Emotionen noch Bewusstsein zugestanden wird, kaum ernsthaft eine Moral erwarten. Selbst wenn ein System einen Schaden hervorbringt, so geschieht dies nicht aus eigenem Antrieb, sondern weil es eine Bewertung möglicher Zustände durchläuft und es aufgrund seiner Programmierung bestimmte Handlungsabläufe anderen vorzieht.²⁹⁸ Insofern gilt es sowohl bei Design und Entwicklung als auch bei der Anwendung von Algorithmen ethische Richtlinien zu berücksichtigen. Denn: „Es ist nicht so sehr die Technologie, die das moralische Dilemma ausmacht, sondern die menschliche Nutzung, die mit der Anwendung verbunden ist.“²⁹⁹ Künstliche Intelligenz ist wie alle Technologien an sich neutral und erst durch ihre Anwendung kann sie ins Positive oder Negative bewegt werden.³⁰⁰ Nötig ist deshalb unbedingt ein politischer und rechtlicher Rahmen, der auch von Aufsichtsbehörden kontrolliert werden muss, um Fehlentwicklungen beim Einsatz von Künstlicher Intelligenz zu vermeiden. Künstliche Intelligenz hat inzwischen technische Grenzen vielfach überwunden und transformiert Wirtschaft und Gesellschaft. Wer Künstliche Intelligenz einsetzt, erhöht nicht nur seine Effizienz, sondern auch seine Macht, so dass es höchste Zeit ist, über ethische und gesetzliche Schranken zu sprechen.³⁰¹ Kritisch werden könnte es für Deutschland und Europa als dem einstigen Technologiezentrum, wenn sie in der Entwicklung von Künstlicher Intelligenz den Anschluss an die USA und China verlieren und ihr Wirtschaftswachstum darunter leidet, so Damian Borth, Wissenschaftler am DFKI. Insbesondere China könnte hier rasch voranschreiten, da Daten von mehr als einer Milliarde Menschen für Big Data-Anwendungen vorliegen und dadurch Modelle besser entwickelt werden könnten als in Europa. Zudem sind dort Themen wie Daten- und Verbraucherschutz weder im öffentlichen Bewusstsein, noch stellen sie eine politische Begrenzung dar.³⁰² Die Politik ist gefordert, rechtliche Rahmenbedingungen zu verbessern und kontinuierlich anzupassen, ohne dass sie in ihrer Gesetzgebung der Entwicklung hinterherhinkt. Neben der notwendigen Rechtssicherheit muss dieser Rahmen dennoch Flexibilität in der Gestaltung liefern, um Innovationen nicht zu hemmen und Handlungsspielraum im globalen Wettbewerb zu geben. Mit der „Strategie Künstliche Intelligenz“ hat die Bundesregierung im November 2018 das Thema aufgegriffen. Bis 2025 will sie die Zukunftstechnologie mit drei Milliarden Euro unterstützen und den Rechtsrahmen überprüfen. Ziel der Strategie ist es, Deutschland und Europa zu führenden Standorten für Künstliche Intelligenz zu machen, die Wettbewerbsfähigkeit zu sichern und eine verantwortungsvolle und gemeinwohlorientierte Entwicklung und Nutzung sicherzustellen.³⁰³ Für

²⁹⁷ Vgl. o. V. BaFin (Hrsg.) (2018), S. 47.

²⁹⁸ Vgl. Lenzen, M. (2018), S. 142.

²⁹⁹ Zimmermann, G., Ladwig, A. (2019), S. 12.

³⁰⁰ Vgl. Schneider, K. (2018h), S. 1.

³⁰¹ Vgl. Ebenda, S. 1.

³⁰² Vgl. Schneider, K. (2018b), S. 1.

³⁰³ Vgl. o. V., Die Bundesregierung (Hrsg.) (2018), S. 3 + 6.

Damian Borth, Mitarbeiter des DFKI, geht das Strategiepapier in die richtige Richtung, auch wenn es bei den Zielen keine Überraschungen gibt. Allerdings fehlt ihm ein Alleinstellungsmerkmal, welches über den Begriff „AI made in Germany“ hinausgeht. Seiner Meinung nach könnte gerade im Zuge des Brexits die Gelegenheit genutzt werden, um in Deutschland das Themenfeld „Financial Data Science“ - damit meint er eine Verschmelzung von Finanzmärkten und Künstlicher Intelligenz - zu positionieren.³⁰⁴ Diese Überlegungen sind bemerkenswert, da sie nicht aus dem Finanzlager kommen, und hätten das Potenzial der Finanzbranche beim Thema „Künstliche Intelligenz“ den Weg zu weisen.

Einen allgemein akzeptierten Standard für algorithmische Prozesse braucht es jedoch nicht nur auf nationaler, sondern aufgrund einer weltweiten Vernetzung und zunehmenden Durchwirkung von Gesellschaften auch auf globaler Ebene. Dieses Anliegen hat inzwischen auch die EU-Kommission aufgegriffen und Anfang April 2019 ethische Leitlinien für einen vertrauenswürdigen Umgang mit Künstlicher Intelligenz vorgelegt. Dieser Gütekriterienkatalog enthält sieben Anforderungen, die Vertrauen in Künstliche Intelligenz schaffen sollen:

Menschliches Handeln und Aufsicht: Algorithmische Prozesse sollen Grundrechte einhalten, menschliches Handeln unterstützen und erkennbar sein. Dabei müssen die Autonomie des Menschen sowie seine Aufsicht und Kontrolle gewahrt bleiben.³⁰⁵

Technische Robustheit und Sicherheit: Algorithmische Prozesse brauchen in allen Phasen Sicherheit, Verlässlichkeit und Robustheit sowie Widerstandsfähigkeit gegen Angriffe, Datenverschmutzung und Fehleranfälligkeit.³⁰⁶

Datenschutz und Datenverwaltung: Der Schutz der Privatsphäre, Datenschutz, ordnungsgemäßes Datenmanagement und Datensouveränität müssen für den Nutzer gewährleistet sein.³⁰⁷

Transparenz: Algorithmische Systeme müssen transparent, nachvollziehbar und erklärbar sein in Bezug auf die Methoden der Programmierung, der angewandten Methoden zum Testen und Validieren, der ausgewählten Eingabedaten und der Ergebnisse.³⁰⁸

Vielfalt, Nichtdiskriminierung und Fairness: Unlautere Verzerrungen und Diskriminierungen sollen vermieden und Fairness überprüft werden. Vielfalt soll durch eine repräsentative Datenbasis, ausgewogene Entwicklungs-Teams und Beteiligung verschiedener Interessensgruppen gewährleistet werden.³⁰⁹

³⁰⁴ Vgl. Schneider, K. (2018b), S. 1.

³⁰⁵ Vgl. o. V. European Commission (Hrsg.) (2019), S. 25f.

³⁰⁶ Vgl. o. V. European Commission (Hrsg.) (2019), S. 26f.

³⁰⁷ Vgl. Ebenda, S. 28.

³⁰⁸ Vgl. Ebenda, S. 29.

³⁰⁹ Vgl. Ebenda, S. 29.

Gesellschaftliches und ökologisches Wohlergehen: Künstliche Intelligenz soll nachhaltig und umweltfreundlich eingesetzt werden. Ihre sozialen Auswirkungen sollen verstanden werden und einen positiven Wandel bewirken.³¹⁰

Verantwortlichkeit/Rechenschaftspflicht: Der Anwender ist verantwortlich und rechenschaftspflichtig für den Einsatz von Künstlicher Intelligenz und muss hierfür Mechanismen schaffen. Dazu gehören: Rückverfolgbarkeit und Dokumentation, unabhängige Auditierung, Risiko- und Folgenabschätzung, unternehmenseigener Ethik-Kodex, externe Beratung zu Ethik und Verantwortlichkeit und Maßnahmen zur Schadensbehebung.³¹¹

In einer Pilotphase will die EU-Kommission eine Vielzahl von Interessensgruppen an einer Diskussion und praktischen Erprobung der Leitlinien beteiligen und ihr Feedback in einer überarbeiteten Version Anfang 2020 berücksichtigen. Unter Gleichgesinnten soll eine internationale Übereinkunft für einen menschenzentrierten Umgang mit Künstlicher Intelligenz gefunden werden.³¹²

Die EU-Kommission sieht sich als politische Institution in der Verantwortung und hat damit einen Gütekriterienkatalog vorgelegt, bei dem sowohl vor- als auch nachgelagerte Schritte der Programmierung berücksichtigt werden, etwa eine repräsentative Datengrundlage, Anforderungen an Trainingsmethoden und Dokumentationen. Positiv ist hervorzuheben, dass ein breiter Adressatenkreis einbezogen wird und ein internationaler Diskurs stattfindet, in dem die Praxistauglichkeit, Relevanz und Vollständigkeit der Leitlinien erprobt werden. Neben technischen Qualitätsmerkmalen wie etwa Nachvollziehbarkeit, Transparenz, Erklärbarkeit und Reduzierung von Fehlerquellen werden auch moralische Qualitäten wie Einhaltung von Grundrechten, Fairness, Vielfalt, Umweltverträglichkeit und gesellschaftliches Wohlergehen einbezogen. Grundsätzliche Prämissen, wie die letztliche Autonomie des Menschen bei KI-Prozessen, fließen ebenfalls ein. Zudem werden rechtliche Rahmenbedingungen wie Verbraucher- und Datenschutz, insbesondere die Datensouveränität des Verbrauchers, berücksichtigt. Zur Implementierung der Leitlinien werden praktische Empfehlungen getroffen, etwa die Bildung eines vielfältigen Entwicklungsteams, die Schaffung eines Ethik-Kodex und die Bereitstellung von Mitteln zur Schadensbehebung. Bisher sind diese Leitlinien lediglich ein Vorschlag, der in einem öffentlichen Diskurs um eine breite Akzeptanz ringen muss. Er entfaltet keine Verbindlichkeit, da bei Nichteinhaltung keine Sanktionen erfolgen.

Lobend äußert sich Philosophie- und Ethikprofessor Thomas Metzinger, Mitglied des Expertenrates, zu den Richtlinien und meint, sie seien das Beste, was es derzeit zum Thema gebe. Allerdings kritisiert er, dass durch ihn mitentwickelte rote Linien für den Einsatz von Künstlicher Intelligenz im endgültigen Papier weggefallen seien, die nicht verhandelbar sein sollten. Darin spiegelt sich eine schwierige Abwägung der Europäischen Union wider: Sie will einerseits der Industrie Spielraum zur Entwicklung von Künstlicher Intelligenz geben und sie dabei auch finanziell unterstützen, andererseits will sie den Unternehmen einen rechtlichen Rahmen setzen, der die Interessen von Privatpersonen und der Zivilgesellschaft berücksichtigt. Die EU erhofft sich eine ähnliche

³¹⁰ Vgl. Ebenda, S. 30f.

³¹¹ Vgl. Ebenda, S. 31.

³¹² Vgl. Ebenda, S. 31.

Wirkung, wie sie durch die DSGVO erzielt wurde, indem andere Länder nach Europa schauen und sich an den dort geltenden Regelungen als Maßstab orientieren. Es könnte für Europa einen Wettbewerbsvorteil schaffen, wenn es eine Führungsrolle in der menschenzentrierten Künstlichen Intelligenz übernimmt, der die Menschen vertrauen können.³¹³

4. Zentrale Anwendungen von Künstlicher Intelligenz in der Finanzbranche

Bei der Auseinandersetzung mit dem Thema „Künstliche Intelligenz“ wird schnell deutlich, dass eine trennscharfe Abgrenzung von Künstlicher Intelligenz und Digitalisierung in der konkreten Anwendung schwierig ist, so wie dies bereits bei der Klärung der Begrifflichkeit durch die Bandbreite unterschiedlicher Ansichten deutlich wurde. Die Grenzen bei der Anwendung von Künstlicher Intelligenz gehen daher fließend ineinander über. Professor Wahlster, Gründer des DFKI, definiert Künstliche Intelligenz als die „Speerspitze der Digitalisierung“, also nicht als einen abgetrennten Bereich, sondern als eine Weiterentwicklung der Digitalisierung.³¹⁴

4.1. Anwendungen von Künstlicher Intelligenz bei ausgewählten Wettbewerbern

Das Thema Künstliche Intelligenz ist in der Bankenbranche angekommen, auch wenn die allgemeinen Investitionen der Banken in Künstliche Intelligenz, gemessen an deren Gesamtausgaben, noch vergleichsweise gering ausfallen.³¹⁵ Insbesondere in dieser Branche ergeben sich zahlreiche Einsatzmöglichkeiten für intelligente Technologien und Modelle, da Entscheidungen, Berichtswesen und Kundenkommunikation in starkem Maße datenabhängig sind.³¹⁶ Mittlerweile binden 17 von 18 Großbanken Künstliche Intelligenz in ihre Front-Office-Prozesse ein, acht von 18 sogar in ihre Front- und Back-Office-Prozesse.³¹⁷ Abbildung 7 zeigt worauf Finanzinstitute mit Investitionen in Künstliche Intelligenz abzielen und ist das Ergebnis einer im Handelsblatt veröffentlichten Befragung von 21 führenden Datenverantwortlichen in Finanzinstituten durch den Technologie-Dienstleister Accenture.

³¹³ Vgl. Hegemann, L. (2019), S. 1f.

³¹⁴ Vgl. Aarbote (Hrsg.) (2019), S. 1.

³¹⁵ Vgl. Schwebe, S. (2018), S. 1.

³¹⁶ Vgl. Leichsenring, H. (2016), S. 1.

³¹⁷ Vgl. Schwebe, S. (2018), S. 1.

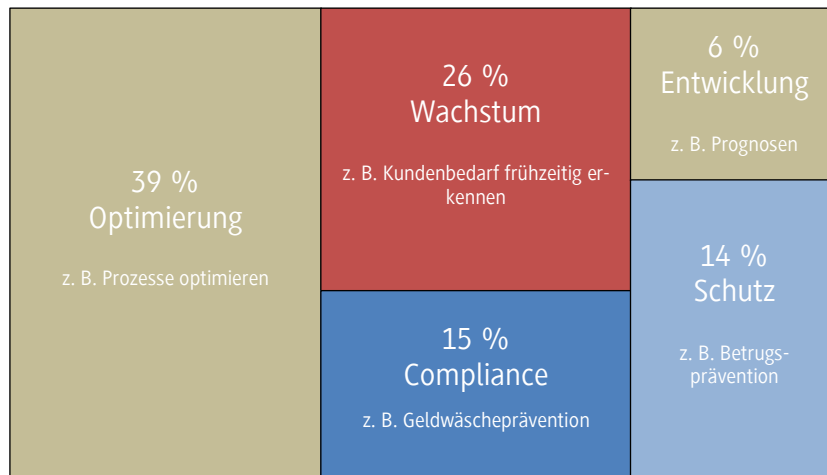


Abbildung 7: Worauf Finanzinstitute mit Investitionen in Künstliche Intelligenz abzielen³¹⁸

Bisher wird Künstliche Intelligenz in der Dialogführung mit Kunden zur Beraterunterstützung bei der (Teil)Automatisierung im Backoffice und beim Robo Advising angewandt.

Virtuelle Berater unterstützen im Kundendialog

Inzwischen haben sich sogenannte virtuelle Berater, auch Chatbots genannt, zu einer Standardanwendung im Bankensektor entwickelt. Dabei handelt es sich um einen Service, der regelbasiert und durch Künstliche Intelligenz unterstützt einen textbasierten Kundendialog in natürlicher Sprache führt. Chatbots beantworten in spezifischen Anwendungsbereichen Fragen des Kunden und beraten ihn kontextabhängig in Bereichen wie Kontoverwaltung, Versicherung oder Kreditvergabe. Zumeist wird geschriebene Sprache in einer App oder einem Internet-Portal verarbeitet; neuerdings kommen auch mit natürlicher Sprache gesteuerte Assistenten, auch Voice Bots genannt, in Banken zum Einsatz. Diese begegnen dem Kunden einerseits bei der Telefon-Hotline von Banken, liefern andererseits aber auch Mehrwert-Dienstleistungen auf Smart Devices wie Google Home oder Amazon Echo.³¹⁹

Diese digitalen Sprachassistenten sind im privaten Umfeld auf dem Vormarsch und einige Kreditinstitute setzen sie bereits für diverse Bankdienstleistungen ein. So kann der Kunde mit Ihrer Hilfe Antworten auf viele Fragen des Bankgeschäfts erhalten und rund um die Uhr Kontoservices bequem von zu Hause aus nutzen. John Grotting, Group Design Director bei der Innovationsberatung Fjord von Accenture Interactive, hält sie für „die neue Art, elektronische Geräte zu bedienen“.³²⁰ Damit die Finanzbranche Sprachassistenten für sich nutzen kann, entwickeln sie sogenannte Skills, vergleichbar mit Apps für das Smartphone. Diese beantworten die Fragen der Nutzer, indem sie auf den jeweiligen Skill zugreifen und die dort hinterlegte Antwort geben. Die Authentifizierung des Kunden und die Autorisierung der Transaktionen ist dabei die größte Herausforderung, um die Abläufe sicher zu machen. Der Online-Vermögensverwalter Visual Vest, eine Tochtergesellschaft von Union Investment,

³¹⁸ In Anlehnung an: Handelsblatt (Hrsg.) (2018c), S. 3.

³¹⁹ Vgl. Schwebe, S. (2018), S. 1.

³²⁰ Schneider, K. (2017), S. 1.

hat bereits einen Skill aktiviert, über den Kunden den aktuellen Depotwert und dessen Wertentwicklung abfragen können. Allerdings sind Sprachassistenten noch nicht ausreichend in den Privathaushalten vorhanden, um einen breiten Einsatz zu ermöglichen. Erschwerend für einen Einsatz bei Bankgeschäften könnten auch die Bedenken der Verbraucher in puncto Sicherheit sein. Unbedenklich sind hingegen reine Serviceangebote, etwa indem Wissenswertes rund um das Bankgeschäft zur Verfügung gestellt wird. Die Direktbank der Commerzbank, Comdirect, startete bereits 2017 als erstes deutsches Geldhaus mit einer Aktienkursabfrage³²¹ und ermöglicht seit Sommer 2018 Überweisungen über Google Assistant.³²² Auch die Volks- und Raiffeisenbanken beschäftigen sich intensiv mit dem Thema. So hat VR-Networld, der Internetdienstleister der Genossenschaftlichen Finanzgruppe, einen sogenannten „VR-Voice-Assistenten“ entwickelt, der nach Auskunft ihres Geschäftsführers Doukas sowohl mit Alexa als auch mit Google Assistant verknüpft werden kann.³²³ Seit Ende 2017 steht der Skill ersten interessierten Volks- und Raiffeisenbanken zunächst für Alexa zur Verfügung und kann von jeder Bank individualisiert werden. Bei der Volksbank Freiburg können darüber Fragen wie „Wie bekomme ich eine neue Girocard?“ oder „Wie steht der DAX?“ beantwortet oder Telefongespräche mit einem Berater vermittelt werden.³²⁴ Im weiteren Ausbau soll eine Anbindung an das Banking erfolgen, zunächst mit nur lesenden Funktionen wie Kontostandsabfragen, später dann auch schreibende wie Überweisungen tätigen, so Doukas. Ein ähnliches Modell hat Star Finanz, der IT-Dienstleister der Sparkassen, entwickelt und startete 2018 - zunächst als Pilotierungsprojekt - mit einer Voice-Banking-Anwendung für den Google Assistant.³²⁵ Mit der neuen Anwendung, der sogenannten „Sparkassen-Banking-Action“, können Kunden über Sprachbefehl ihren aktuellen Kontostand abfragen. Kleinst-Überweisungen ohne TAN-Eingabe oder die Vermittlung von Telefongesprächen sollen im weiteren Ausbau folgen.³²⁶ Bei Privatbanken wie der Deutschen Bank, der Postbank oder N26 kann der Apple-Sprachassistent „Siri“ Überweisungen vorbereiten. Die Freigabe muss allerdings noch in der „klassischen“ App erfolgen, solange eine sprachbiometrische Authentifizierung noch nicht vollständig entwickelt ist und eingesetzt werden kann.³²⁷ Die Deutsche Kreditbank AG hat im März 2018 den weltweit ersten Chatbot für Konsumentenkredite eingeführt, der Interessenten auf dem Weg zu einem Privatdarlehen bis 50.000 € begleitet. „Herbie“ führt den Dialog mit dem Kunden, stellt Fragen und gibt Informationen zum Produkt, damit sich der Interessent einen ersten Überblick verschaffen kann. Besteht Interesse, leitet „Herbie“ ihn direkt in die Antragsstrecke für einen Kreditabschluss weiter.³²⁸ Bisher steht die Entwicklung noch am Anfang: Die virtuellen Berater können nur einfache Fragen beantworten und leiten an den menschlichen Berater weiter, wenn es komplizierter wird oder wenn es um die Autorisierung von Transaktionen geht.³²⁹

³²¹ Vgl. Schneider, K. (2017), S. 2.

³²² Vgl. Walter, A. (2019), S. 1f.

³²³ Vgl. Schneider, K. (2017), S. 2.

³²⁴ Vgl. o. V. Volksbank Freiburg (Hrsg.) (2018), www.volksbank-freiburg.de (Stand 04.05.2019).

³²⁵ Vgl. Schneider, K. (2017), S. 1.

³²⁶ Vgl. o. V. Finanz Informatik (Hrsg.) (2018), S. 1.

³²⁷ Vgl. Lund, T. / Seibold, M. (2018), S. 60.

³²⁸ Vgl. Schwebe, S. (2018), S. 1.

³²⁹ Vgl. Schneider, K. (2017), S. 1.

Virtuelle Assistenten unterstützen Kunden und Berater

Virtuelle Assistenten werden inzwischen auch zur Unterstützung für den Berater eingesetzt, damit er schnell auf das notwendige Spezialwissen zurückgreifen und dieses unmittelbar im Kundendialog oder im Abwicklungsprozess nutzen kann. Die Commerzbank hat gemeinsam mit ihrer Tochter „Main-Incubator“ und dem Start-up „Retesco“ ein intelligentes System als Prototyp entwickelt, das nicht nur Texte erkennen, sondern auch Texte erstellen soll, zum Beispiel Aktienanalysen auf Basis der Quartalsergebnisse von Unternehmen. „Wir konnten zeigen, dass Machine-Learning vor allem im Bereich stark quantitativ getriebener Analysen einen echten Mehrwert bietet und den Analysten unterstützen kann“, sagt Michael Spitz, Geschäftsführer von Main-Incubator.³³⁰ Nun sind die Fachabteilungen gefordert zu prüfen, wie verlässlich die Systeme arbeiten.³³¹ Künstliche Intelligenz kann auch für die Risikobeurteilung eines Neukunden im Privat- und Firmenkundengeschäft herangezogen werden. Für die Kreditvergabe ist eine möglichst exakte Bonitätseinschätzung des Kunden relevant. In diesem Bereich ist das Finanz-Start-up „Fintecsystems“ als Dienstleister aktiv. Mit Zustimmung des Interessenten nutzt es für eine digitale Selbstauskunft den Onlinebanking-Zugang des Verbrauchers, scannt die Umsätze und erstellt eine Finanzanalyse zu dessen Kreditfähigkeit. Bisher erfolgt das per regelbasierter Datenanalyse auf der Grundlage von korrekt kategorisierten Einnahmen und Ausgaben, doch ein selbstlernendes System wird derzeit trainiert. „Wir füttern ein intelligentes System mit manuell klassifizierten Umsätzen, daraus leitet die Maschine dann Regeln ab und lernt dazu“,³³² erläutert Tobias Ruland, Chef der Produktentwicklung des Fintechs.³³³ Ein Innovationsthema, mit dem sich die gesamte Finanzbranche derzeit beschäftigt, ist die Nutzung von Kundendaten durch Data Analytics für eine gezielte Kundenansprache. Konkret sei hier die Sparkassenorganisation aufgeführt, bei der Data Analytics für die Sparkassen auf der Ebene des Deutschen Sparkassen- und Giroverbands in Zusammenarbeit mit weiteren spezialisierten Unternehmen innerhalb der Organisation entwickelt wird. Bisher wurden für die Vertriebsvorbereitung Anwendungsfälle auf dem Kernbankensystem der Sparkassen zur Potenzial- und Bedarfsermittlung im Privatkundengeschäft entwickelt. Durch Data Analytics können Erkenntnisse aus vorhandenen Rohdaten extrahiert werden, zum Beispiel indem eine Mieterhöhung erkannt und in Verbindung mit dem Leistungsvermögen des Kunden gebracht wird. Dies dient als Signal für eine Ansprache auf die Themen Wohnbaufinanzierung und Immobilienvertrieb. Weitere Anwendungsbereiche können auch Konsumentenkredite, Geldanlage, Altersvorsorge und Versicherungen sein. Seit Frühjahr 2018 konnten die Sparkassen Erfahrungen mit den ersten zehn Selektionsmöglichkeiten vornehmen, die weiter ausgebaut werden. Durch die Anwendung von Data Analytics erhöht sich die Wahrscheinlichkeit, dass es im Beratungsgespräch zu einem Produktabschluss kommt, wie Feldversuche bei Sparkassen zeigen.³³⁴ Bei der Pilotsparkasse Koblenz konnten bei einer Kampagne zum Investmentsparen durch den Einsatz von

³³⁰ Schneider, K. (2018d), S. 1.

³³¹ Vgl. Ebenda, S. 1.

³³² Ebenda, S. 2.

³³³ Vgl. Ebenda, S. 2.

³³⁴ Vgl. Lipinski, G. (2018), S. 1.

Data Analytics die Abschlüsse um 400 % gesteigert werden. In anderen Bereichen wie Kreditkarten und Privatkrediten lag die Zuwachsrate des Instituts im zwei- bis dreistelligen Prozentbereich.³³⁵ Data Analytics soll dem Kundenberater eine mitdenkende technische Unterstützung bieten und dadurch die Beratungsqualität steigern sowie die Effizienz und Abschlussquote verbessern. Dies erfolgt auf Basis der von der Sparkasse vorgenommenen Kundensegmentierungen und der darauf abgestellten Soll-Produktpaletten für Privat- und Individualkunden.³³⁶ Data Analytics erkennt Signale auf der bisherigen Datenbasis; dabei untersuchen Algorithmen den historischen Datenbestand und finden Werte heraus, die zu einer Kaufwahrscheinlichkeit führen. Zukünftig kommen dafür auch Machine-Learning-Technologien zum Einsatz, wie Franz-Theo Brockhoff, Vorsitzender der Geschäftsführung der Finanz Informatik, ein an der Entwicklung von Data Analytics beteiligtes Unternehmen für den technischen Support, erläutert. Die Übergänge zur Künstlichen Intelligenz sind dabei fließend, denn Technologien aus diesem Bereich werden an vielen Stellen Prozesse optimieren, Entscheidungsgrundlagen vorbereiten und bei Analysen und Prognosen zum Einsatz kommen. Die Finanz Informatik baut derzeit zusammen mit ihrer Tochter FI-SP ein Kompetenzzentrum für Machine Learning auf, um Talente und Erfahrungen zu bündeln.³³⁷

(Teil) Automatisierung im Backoffice

Selbstlernende KI-Systeme unterstützen bereits heute Bankmitarbeiter in der internen Verwaltung, zum Beispiel bei der alltäglichen Identitätsprüfung der Kunden, bei der Überwachung der internationalen Geldflüsse oder bei der Entscheidung über Kredite. Doch Künstliche Intelligenz soll die Abläufe noch effizienter machen und Zusammenhänge entdecken, die dem menschlichen Mitarbeiter nie auffallen würden. Hendrik Reese, Experte für Künstliche Intelligenz bei der Unternehmensberatung PwC, sieht Einsparpotenzial im Bereich Risikomanagement und Compliance. „Dort müssen heute hochqualifizierte Mitarbeiter teils sehr monotone Aufgaben erledigen, einiges davon können intelligente Systeme übernehmen.“³³⁸ Selbstlernende neuronale Netze können die Einhaltung von regulatorischen Compliance-Anforderungen abgleichen, digitale Transparenz- und Informationspflichten erfüllen und Rechtsabteilungen bei der Umsetzung neuer Gesetzestexte unterstützen. „Bis die Erkennungsraten auch bei komplexen Problemen hoch genug sind, dürften aber noch fünf bis zehn Jahre vergehen“³³⁹, schätzt Andreas Totok von FI-SP die technologische Entwicklung ein. Er vermeldet jedoch Erfolge bei kleineren Aufgaben: So musste einer seiner Kunden die Steuer-ID-Nummern seiner Kreditnehmer nacherfassen. Um die von Hand ausgefüllten Formulare automatisch auswerten zu können, wurde ein neuronales Netz genutzt, das auf Handschrifterkennung trainiert war und eine Erkennungsquote von 98 % aufwies. Im Bereich der Kundenidentifizierung und bei der Geldwäscheprävention spielt die Schnelligkeit der Prozesse eine wichtige Rolle, denn Kreditinstitute müssen sicherstellen, dass sie keine Geschäfte mit Kriminellen machen und ihre Konten nicht für Geldwäsche oder Terrorfinanzierung missbraucht werden. Sogar Aufsichtsbehörden fordern bei den Kontrollsystemen mehr Automatisierung, denn hier kann Künstliche Intelligenz in kürzerer Zeit

³³⁵ Vgl. o. V. Sparkassenzeitung (Hrsg.) (2019), S. 1.

³³⁶ Vgl. Petersen, J. (2019), S. 1.

³³⁷ Vgl. o. V. Sparkassenzeitung (Hrsg.) (2018), S. 2.

³³⁸ Schneider, K. (2018d), S. 1f.

³³⁹ Ebenda, S. 1.

viel tiefergehende Analysen erstellen als der Mensch. Im Zahlungsverkehr ist der Einsatz intelligenter Analyse-systeme schon recht verbreitet. Nach Markus Hamprecht, der bei der Beratungsgesellschaft Accenture den Bereich Financial Services leitet, gehört es bereits zum Standard der Betrugserkennung, dass Banken und Kreditkartenunternehmen beim Kunden nachfragen, falls eine Kreditkarte innerhalb kurzer Zeit in verschiedenen Ländern eingesetzt wurde. Durch Künstliche Intelligenz könne das Nutzungsverhalten noch weiter analysiert werden, sodass ungewöhnliche Transaktionen schneller auffielen.³⁴⁰

Robo Advising in der Vermögensberatung

Durch die zunehmende Automatisierung ist auch in der Geld- und Vermögensanlage ein Wandel festzustellen. Digitale Anlage- und Beratungslösungen, bei denen der Kontakt in der Regel komplett über das Internet erfolgt, werden immer beliebter und könnten sich von einem Nischen- zu einem Standardprodukt entwickeln. Immerhin 61 % der vermögenden Kunden in Europa können sich vorstellen, für ihre Vermögensanlage einen automatisierten Beratungsservice zu nutzen.³⁴¹ In Deutschland werden mittlerweile mehr als zwei Milliarden Euro durch digitale Vermögensverwalter, sogenannte Robo Advisor, verwaltet. Dafür stehen inzwischen etwa 30 digitale Vermögensverwalter zur Verfügung, von denen die ersten seit 2013 in Deutschland aktiv sind. Marktführer in Deutschland ist Scalable Capital, das durch seine Kooperation mit der ING insgesamt eine Milliarde Euro eingesammelt hat.³⁴² Nummer zwei mit bisher 300 Millionen Euro ist der Robo Advisor „Cominvest“, der über Comdirect angeboten wird. Auch die Deutsche Bank startete 2017 mit ihrem Robo Advisor „Robin“.³⁴³ Für Erik Podzuweit, Gründer und Geschäftsführer von Scalable Capital, zeigt sich mit diesem Anlagevolumen eine echte Nachfrage nach digitaler Vermögensverwaltung, andererseits stellt er fest:³⁴⁴ „Wir stehen aber immer noch ganz am Anfang.“³⁴⁵ Denn das Marktvolumen ist gemessen am Vermögen der Privatanleger mit nur zwei Milliarden Euro insgesamt noch sehr gering, vor allem im Vergleich zum US-Markt, sowohl was Wachstum als auch Volumen betrifft.³⁴⁶ Der mit Abstand größte digitale US-Vermögensverwalter Vanguard Personal Advisor Services verwaltet bereits über 100 Milliarden Dollar Kundengelder und lässt das Potenzial des Marktes erkennen. Der digitale Markt ist weiter in Bewegung, denn derzeit kooperieren zwei Großunternehmen, der Hightech-Konzern Microsoft und einer der weltgrößten Vermögensverwalter Black-Rock, und entwickeln eine nutzerfreundliche Anlageplattform, die Sparer digital bei der Altersvorsorge beraten soll.³⁴⁷

³⁴⁰ Vgl. Ebenda, S. 1.

³⁴¹ Vgl. Leichsenring, H. (2017d), S. 1-3.

³⁴² Vgl. Dönch, U. (2019), S. 58.

³⁴³ Vgl. Schneider, K. (2018a), S. 1.

³⁴⁴ Vgl. Dönch, U. (2019), S. 58.

³⁴⁵ Ebenda, S. 58.

³⁴⁶ Vgl. Schneider, K. (2018d), S. 1.

³⁴⁷ Vgl. Dönch, U. (2019), S. 58.

4.2. Anwendungen von Künstlicher Intelligenz bei der LBBW

Die Landesbank Baden-Württemberg gehört mit rund 250 Milliarden Euro Bilanzsumme, rund 10.000 Mitarbeitern und 160 Standorten zu den größten Kreditinstituten Deutschlands. Im Südwesten ist sie mit Abstand das bedeutendste Kreditinstitut und feierte im letzten Jahr ihr 200-jähriges Bestehen. Ihr breites Leistungsspektrum macht die LBBW zu einer Universalbank.³⁴⁸

In der von der LBBW aufgestellten strategischen Unternehmensagenda ist die Digitalisierung eine von vier Stoßrichtungen.³⁴⁹ Die Sichtung, wo Künstliche Intelligenz bei der LBBW im Privatkundengeschäft eingesetzt wird, stützt sich wesentlich auf ein Expertengespräch mit Michael Hettich, Mitarbeiter der Gruppe „Data Analytics“. Anwendung findet Künstliche Intelligenz im Unternehmen bei der intelligenten Betrugserkennung. Dies erfolgt sowohl bei der Geldwäscheprävention, bei der aktuell ein Prototyp umgesetzt wurde, als auch bei Zahlungsverkehrstransaktionen, wo derzeit ein Forschungsprojekt zur Erkennung von gefälschten Überweisungsträgern umgesetzt wird. In mehreren Fällen wird die automatisierte Textanalyse eingesetzt, etwa bei der Analyse von Kreditverträgen oder Geschäftsberichten. Auch zum Thema „Robo Advice“ gibt es ein aktuell laufendes Projekt. Kundenanwendungen zu Voice Banking über Google Assistant befinden sich ebenfalls in der Entwicklung und werden künftig für die Kunden freigeschaltet.³⁵⁰ Als Experiment wurde ein erster lauffähiger Chatbot-Prototyp „LISA“ in 10 Wochen von einem interdisziplinären Team aus Mitarbeitern der LBBW und externen IT-Experten von IBM entwickelt. Die Zielüberlegung war die Integration von LISA ins Blue.net³⁵¹, um Mitarbeiter zu unterstützen und ihre Fragen zu Prozessen und dem Kernbankensystem OSPlus zu beantworten. Nach Angaben des Chatbot-Teams hatte LISA den Stand eines Kleinkindes von fünf bis sechs Jahren. Die Ergebnisse waren rudimentär; das Projekt wird vorerst nicht weiterverfolgt.³⁵²

Bei der Anwendung von Künstlicher Intelligenz im Privatkundengeschäft liegt ein wesentlicher Fokus der LBBW in der Auswertung von Kundendaten. Dafür laufen seit Herbst 2017 verschiedene Anwendungsfälle auf einer Smart Data-Analytics-Plattform, die von der Gruppe „Data Analytics“ verantwortet wird und die sich im weiteren Ausbau befindet. Vor allem im Firmen- und Privatkundensegment soll eine Kundenansprache mit maßgeschneiderten Angeboten auf der Basis von Smart Data³⁵³ erfolgen. Aus diesen Erkenntnissen werden Prototypen für Anwendungsfälle abgeleitet, die nach erfolgreicher Erprobung in den Regelbetrieb überführt werden. Eine große Herausforderung für Smart Data-Analysen stellt nach Herrn Hettich die Datenbeschaffung dar, bei der Verfügbarkeit, Kosten, rechtliche Aspekte und Datenqualität eine wichtige Rolle spielen. Beim Datenmanagement beschäftigt sich die LBBW mit der Frage, wie Daten vorgehalten werden müssen, damit analytische Modelle sie auswerten können. Die besondere Aufmerksamkeit der LBBW gilt jedoch dem Smart Data-

³⁴⁸ Vgl. o. V. LBBW (Hrsg.) (2018), S. 15-18.

³⁴⁹ Vgl. o. V. LBBW (Hrsg.) (2019), S. 28.

³⁵⁰ Vgl. Hettich, M. (2019), S. 1f.

³⁵¹ Blue.net: das hauseigene Intranet der LBBW.

³⁵² Vgl. o. V. LBBW (Hrsg.) (2018), <https://www.youtube.com> (Stand 05.04.2019).

³⁵³ Smart Data = Aus Big Data abgeleitete Informationen, bei denen Aspekte wie Datenqualität, Datensicherheit, Datenschutz und Nutzen berücksichtigt werden.

Output: Dabei geht es um Fragen nach der Stimmigkeit und Akzeptanz von Ergebnissen - sowohl von Seiten des Managements, als auch des Kunden. Die LBBW wendet zur analytischen Verarbeitung das vorausschauende Verfahren „Predictive Analytics“³⁵⁴ an, zum Beispiel beim Thema „Kundenabwanderungs-Prävention“. Dabei werden Daten der Vergangenheit und Gegenwart genutzt, um Voraussagen über die Zukunft zu treffen. Durch Smart Data-Anwendungen werden potenzielle Kündiger ermittelt, die aufgrund ihrer Merkmale Kunden ähneln, die bereits gekündigt haben. Als Merkmale dafür können rückläufige Transaktionszahlen, Dauerauftragslöschungen und abnehmende Guthabensalden dienen. So konnten bei der LBBW in einem viermonatigen Beobachtungszeitraum 15 % der tatsächlichen Kündiger datengetrieben identifiziert werden. Daraus wurden Maßnahmen abgeleitet, um Kunden zufriedener zu machen und eine Kündigung zu verhindern. Die LBBW konnte bei abwanderungsgefährdeten Kunden durch 2.500 Kundenkontakte eine gezielte Kundenbindung herstellen. Eine weitere Anwendung, die für das laufende Jahr geplant ist, bezieht sich auf die Auswertung der Kanalaffinität von Kunden. Der Smart Data-Output soll aufzeigen, über welche Kanäle der Kunde bevorzugt Kontakt mit der LBBW aufnimmt, so dass der Vertriebskanal optimiert gesteuert und automatisiert werden kann. Diese Kenntnis über Kundenpräferenzen erhöht sowohl den Kundennutzen als auch die Bereitschaft des Kunden zum Produktabschluss. Predictive Analytics wird außerdem eingesetzt, um eine Produktaffinität beim Kunden für die Produkte Privatkredit, Depot, BW Extend Giro und Privatschutz zu prognostizieren. Dies setzt voraus, dass pro Kunde über alle Bedarfsfelder des Finanzchecks hinweg Affinitäten berechnet und mit dem Produktbestand verglichen werden und die finanzielle Leistungsfähigkeit des Kunden einbezogen wird. Die Smart Data-Ergebnisse münden in personalisierte maßgeschneiderte Vertriebskampagnen, deren Prozesse durch einen erhöhten Automatisierungsgrad und eine verstärkte Standardisierung optimiert werden. Als Erfolg kann im Aktionszeitraum Februar bis Mai 2018 eine Verdreifachung der Terminvereinbarungsquote sowie eine operative Vertriebsleistung von ca. 500.000 € verbucht werden. Basis der Datennutzung bei der LBBW sind Kunden- bzw. Kontostammdaten und Transaktionsdaten, die überwiegend aus dem Zahlungsverkehr stammen und auf die im Kernbankensystem OSPlus zugegriffen wird. Weitere Quellsysteme sind derzeit noch nicht angebunden. An der Umsetzung weiterer Produktaffinitätsmodelle wird aktuell gearbeitet, dazu gehören Darlehensprolongationen, Wertpapieranlagen und Vorsorgeprodukte. Das Thema „Open Banking“ in Verbindung mit PSD2-Schnittstellen wird bei der LBBW momentan nicht verfolgt.³⁵⁵

Zusammenfassend kann festgestellt werden, dass Künstliche Intelligenz bei der LBBW am Beginn einer Umsetzung und mit einer in der Unternehmensagenda verankerten Digitalisierungs-Strategie fest im Blick des Managements ist. Generell werden neue technische Möglichkeiten genutzt, um Betriebsabläufe zu verschlanken und Prozesse zu optimieren. Wie in der Bankenbranche üblich, kommen auch bei der LBBW intelligente Systeme bei Betrugsprävention oder Compliance zum Einsatz und tragen damit zu einer Prozessoptimierung und Risikominimierung bei. Beim Einsatz modernster Technologien wie Chatbots und Sprachassistenten für Voice Banking befindet sich die LBBW noch in der Versuchsphase, während Wettbewerber hier bereits erste

³⁵⁴ Predictive Analytics versucht mit Hilfe von Datenmodellen Vorhersagen (prediction) über mögliche Ereignisse in der Zukunft und Trends zu treffen. Dafür kommen u. a. Methoden des Data Mining und Machine Learning zum Einsatz.

³⁵⁵ Vgl. Hettich, M. (2019), S. 1f.

Erfahrungen im Echteininsatz aufweisen. Finanzdienstleister, die sich auf einzelne Produkte und Dienstleistungen spezialisiert haben, sind mit innovativen Technologien in diesem Bereich führend, so etwa Robo Advising im Anlage- oder Kreditbereich. Die LBBW hat die Smart Data-Nutzung als ein wichtiges Wachstumsfeld zur Vertriebsunterstützung erkannt. Durch eine toolgestützte Beratung und (künftig) kanaloptimierte Ansprache können Berater ihren Kunden passgenaue Produkte und Dienstleistungen anbieten und ihre Abschlusserfolge erhöhen oder Risiken minimieren. Dabei ist die Smart Data-Nutzung für die LBBW noch ein relativ junges Feld mit überschaubaren Anwendungen, das sich im weiteren Ausbau befindet. Eine Schwierigkeit der LBBW besteht in einer silo- und kanalübergreifenden Datennutzung, da bisher nur die Daten des Kernbankensystems, nicht jedoch weitere vorhandene Quellsysteme einbezogen sind. Ursächlich hierfür ist eine über die Jahre gewachsene IT-Architektur, die eine Zusammenführung mehrerer Systeme derzeit erschwert.

4.3. Handlungsempfehlungen für die LBBW

Traditionelle Kreditinstitute wie die LBBW haben bisher meist die gesamte Wertschöpfungskette von Distribution, Produktion und Infrastruktur abgedeckt.³⁵⁶ Durch Digitalisierung und Open Banking sind Kundenschnittstellen nun stark umworben und traditionelle Geschäftsmodelle werden von neuen Wettbewerbern angegriffen. Hier stellt sich die Frage, wie sich die LBBW in diesem veränderten Bankenumfeld positionieren und ein nachhaltiges Geschäftsmodell aufstellen kann. Die LBBW ist als mittelständische Universalbank ausgerichtet und verfolgt den Anspruch, ihren Kunden ein ganzheitliches Leistungsangebot zur Verfügung zu stellen. Damit positioniert sie sich als „Rundumversorger“ mit dem Ziel, die zentrale Rolle in der Wertschöpfungskette der Bankdienstleistungen für den Kunden zu übernehmen, um die Kundenbedürfnisse umfassend zu befriedigen. Durch ein eigenes Ökosystem, das mit Dienstleistungen starker Verbund- und Kooperationspartner ergänzt wird, gilt es die eigene Marke auszubauen. Für die LBBW wird die Herausforderung darin bestehen, die direkte Kundenbeziehung halten zu können und andere Anbieter auf der Wertschöpfungskette als Zulieferer einzubinden. Dadurch, dass sich Teile der Wertschöpfungskette leichter auslagern lassen, muss die LBBW künftig möglicherweise Make-or-Buy-Entscheidungen neu bewerten,³⁵⁷ gerade im Hinblick auf eine schnellere Umsetzung von Innovationen oder auf hohe Investitionskosten in die Transformation ihrer technologischen Plattform. Hält die LBBW den zentralen Kundenkontakt, wird sie als Hersteller des Produktes wahrgenommen. Dies stärkt einerseits ihre Wettbewerbsposition, andererseits ist sie in dieser Rolle auch am stärksten der Konkurrenz ausgesetzt.³⁵⁸

Im ursprünglichen Kernmarkt Baden-Württemberg verfolgt die LBBW ihr Geschäftsmodell als „universelle Regionalbank“ mit einer breiten Basis von Privat- und Unternehmenskunden.³⁵⁹ Eine Fokussierung auf die Region und das breit ausgebaute Netz von rund 160 Standorten ist eine gute Möglichkeit für die LBBW, um sich zu

³⁵⁶ Vgl. Wyman, O. (2018), S. 18.

³⁵⁷ Vgl. o. V. BaFin (Hrsg.) (2018), S. 11.

³⁵⁸ Vgl. Ebenda, S. 67.

³⁵⁹ Vgl. o. V. LBBW (Hrsg.) (2018), S. 33-36.

einem unverzichtbaren Bestandteil des Ökosystems der Heimatregion weiterzuentwickeln (Stichwort: „Platzhirsch“). Eine enge Vernetzung mit anderen lokalen Einheiten des öffentlichen Lebens wird die Positionierung der LBBW festigen.³⁶⁰ Dafür unternimmt die LBBW bereits einiges durch ein vielfältiges soziales und kulturelles Engagement, was weiter ausgebaut werden kann.

Die Stärke der LBBW ist ihre breite Kundenbasis und über Jahrzehnte gewachsene Kundenbeziehungen, ebenso wie ihre Reputation. Als traditionelle Bank ist die LBBW in ihrer Rolle als Hausbank grundsätzlich in einer guten Position, denn das Vertrauen der Kunden und Verbraucher ist historisch gewachsen und schafft eine gute Ausgangslage für ihre Kundenbeziehungen. Dieser Vertrauens- und damit Wettbewerbsvorteil kann insbesondere bei den Anwendungen von Künstlicher Intelligenz auf wertvolle Datenressourcen genutzt werden und eine höhere Zustimmung von Kunden zur Datennutzung für Mehrwertservices generieren. Ihr historischer Datenbestand verhilft der LBBW im Gegensatz zu jungen Anbietern dazu, neben Querschnitt- auch Längsschnittdaten auf Basis der Transaktionsdaten durchzuführen.³⁶¹ Zudem generiert ihr großer Kundenstamm eine breite Datenbasis. Als langjährig etablierte Bank weist sie die erforderliche regulatorische Kompetenz und Branchenkenntnis auf, was sie als verlässlichen Partner auszeichnet und Vertrauen schafft. Dies unterscheidet sie von Fintechs und Bigtechs, die keine Vollbanklizenzen besitzen, was ihre Aktivität bei Finanzdienstleistungen (noch) einschränkt.³⁶² Diese Wettbewerbsvorteile gilt es beim Ausbau von Anwendungen einer Künstlicher Intelligenz zu nutzen. Smart Data-Anwendungen können die Berater dabei unterstützen, die Kundenbedürfnisse besser zu erkennen und dem Kunden einen Mehrwert zu liefern.

Die digitale Ausrichtung der Mitarbeiter gehört zu den Erfolgsfaktoren für den Einsatz von Künstlicher Intelligenz. Die LBBW muss bei den Mitarbeitern in einem kontinuierlichen Prozess ein hohes Maß an Veränderungswillen sowie fachliche und digitale Kompetenzen fördern, um den Wandel im Bankgeschäft und im Bankenumfeld bewältigen zu können. Diese Qualitäten gilt es auch im Recruiting zu berücksichtigen. Um rasch auf Änderungen reagieren zu können, benötigt es neue, agile Formen der Zusammenarbeit im Unternehmen, etwa interdisziplinäre und hierarchieübergreifende Teamarbeit. Dies spiegelt sich auch in einem „Think Tank“ mit jungen Mitarbeitern wider, der Ideen zur Digitalisierungsstrategie entwickelt und nach Befürwortung umsetzt, so dass die Mitarbeiter den Wandel selbst mit vorantreiben.³⁶³ Digitalisierung und Künstliche Intelligenz werden noch stärker als bisher Backoffice-Prozesse, etwa Kreditprozesse, transformieren und Betriebsabläufe optimieren müssen. Als Herausforderung für ein erfolgreiches Agieren bleibt die Schaffung einer flexiblen und modernen Systemarchitektur, die eine silo- und kanalübergreifende Datennutzung ermöglicht.

Um das Verbrauchervertrauen zu erhalten, empfiehlt sich im weiteren Verlauf die Auseinandersetzung und Entwicklung von ethischen Unternehmensleitlinien im Umgang mit Künstlicher Intelligenz. Als Grundlage dafür kann der von der EU-Kommission entworfene Gütekriterienkatalog herangezogen werden. Konkrete Ansätze für eine Implementierung könnten die Ansiedlung der Algorithmenethik beim Vorstand sowie die Einstellung

³⁶⁰ Vgl. Wyman, O. (2018), S. 22.

³⁶¹ Vgl. o. V. BaFin (Hrsg.) (2018), S. 73.

³⁶² Vgl. Ebenda, S. 69.

³⁶³ Vgl. o. V. LBBW (Hrsg.) (2018), S. 27.

eines Ethikers im Unternehmen sein, der mit Vorstand und Softwareentwicklern zusammenarbeitet. Bei Mitarbeitern könnte das Verständnis für die Relevanz von Künstlicher Intelligenz für das eigene Unternehmen durch Schulungsprogramme, die auch ethische Überlegungen berücksichtigen, aktiv gefördert werden. Zur Behebung von Schäden, die durch Künstliche Intelligenz verursacht wurden, könnte ein bestimmter Etat bereitgestellt werden. Die Hinzuziehung externer, fachkundiger Begleitung für KI-Prozesse ist empfehlenswert. Eine Diskussions- und Austauschplattform mit allen Stakeholdern der LBBW könnte initiiert werden.

5. Schlussbetrachtung

Mittlerweile ist der Einsatz von Künstlicher Intelligenz zu einem entscheidenden globalen wirtschaftlichen Faktor geworden, der maßgeblich die Wettbewerbs- und Innovationsfähigkeit der Unternehmen in digitalen Märkten beeinflusst. Von diesem tiefgreifenden technologischen Wandel ist auch der Finanzsektor betroffen. Daten sind in einer Informationsgesellschaft das neue „Öl“ und werden gar zur Anlageklasse erklärt. Etablierte Kreditinstitute befinden sich hier in einer günstigen Ausgangslage, da sie mit den Finanzdaten ihrer Kunden über eine besonders wertvolle Ressource verfügen. Diese Datenmengen können durch technische Innovationen im Bereich des maschinellen Lernens immer schneller und besser analysiert werden. Künstliche Intelligenz auf die Datenmengen der Kreditinstitute angewandt (BD-KI) ist deshalb eine entscheidende Schlüsseltechnologie für ihr datenbasiertes Geschäftsmodell. Dabei hat BD-KI durchaus das Potenzial, das Finanzsystem tiefgreifend zu verändern, indem es ganz neue Prozessabläufe und Produktinnovationen hervorbringt und komplette Geschäftsmodelle infrage stellt. Daneben werden neueste technologische Errungenschaften in der Bankenbranche vor allem im Middle- und Backoffice zur Verschlankung von Betriebsabläufen, zur Prozessoptimierung und Risikominderung eingesetzt. Der Einsatz von Künstlicher Intelligenz bedient zudem die veränderten Erwartungen von Kunden hinsichtlich einer hervorragenden Customer Experience, die zunehmend zu einem wichtigen Erfolgsfaktor in der Finanzbranche wird. Die Banken haben die Bedeutung von Künstlicher Intelligenz für ihre Branche erkannt, stehen allerdings noch ganz am Anfang ihrer Anwendung, ebenso wie in der Auseinandersetzung mit den Möglichkeiten und Herausforderungen beim Einsatz von Künstlicher Intelligenz. Dazu werden nachfolgend wesentliche Ergebnisse zusammengefasst.

Wettbewerbsvorteile durch eine verbesserte Customer Experience dank KI

Die zunehmende Digitalisierung verändert das Nutzerverhalten sowie die Erwartungen der Kunden. Positive digitale Erfahrungen mit anderen Anbietern führen dazu, dass die meisten Kunden nun auch von ihrer Bank effiziente Prozesse, eine hohe Erreichbarkeit, Echtzeit-Kommunikation und Multikanalfähigkeit erwarten, die ihnen Zeitersparnis und zusätzlichen Komfort bringen. Mit dem Einsatz neuer Technologien sowie der Bereitstellung digitaler Banking-Plattformen mit intelligenten Anwendungen und hoher Usability können diese Kundenerwartungen bedient werden. Klassische Bankangebote werden dadurch aufgewertet, was sich auch preislich auszahlen könnte. Ein weiterer Trend geht in Richtung individualisierte Produkte und Dienstleistungen. In einem zunehmend informationsüberladenen Umfeld besteht die eigentliche Herausforderung darin, die Aufmerksamkeit des Kunden zu erhalten. Dies könnte erreicht werden mit BD-KI-Auswertungen im Kontext aller Kanäle, die in ein One-to-One-Marketing übersetzt werden. Neue Zugangswege zum Kunden schaffen

zudem zukunftsfähige Vertriebskanäle. Dies erhöht gleichzeitig die Kundenkontaktpunkte und damit die Kundennähe und -bindung. Nach wie vor ist den Kunden eine persönliche Beratung und vertrauensvolle Begleitung in markanten Lebenssituationen wichtig. Künstliche Intelligenz kann dabei helfen, die Beratungsqualität toolgestützt zu optimieren. Gefragt ist ein intelligenter Mix aus persönlicher Beratung und den Services einer „unsichtbaren Bank“, um eine hervorragende Customer Experience mit Mehrwert für den Kunden zu schaffen. Viele emotionale, positive Kundenerlebnisse, die die Kundenerwartungen erfüllen und bestenfalls sogar übertreffen, können ein entscheidender Wettbewerbsvorteil sein.

Herausforderungen in einem durch Digitalisierung und KI veränderten Bankenumfeld

Neue Anbieter treten in den Markt ein und bedrohen das Geschäftsmodell etablierter Kreditinstitute. Begünstigt durch die Tendenz zur Modularisierung besetzen junge technologieorientierte Anbieter Teile der Wertschöpfungskette in der Produktionsplattform. Dazu gehören etwa Fintechs, die als Partner herkömmlicher Banken auftreten. Die bedeutendste neue Wettbewerbsgruppe sind jedoch global agierende Bigtechs, die mit ihren weltweit etablierten Kundenplattformen an der Kundenschnittstelle in den Finanzmarkt eintreten und den direkten Zugang zu Bankprodukten ermöglichen. Sie könnten schnell systemrelevant werden, indem sie ihre außerhalb des Finanzsektors gewonnenen Daten dazu verwenden, gezielt adressierte, eigene Angebote für den Finanzmarkt bereitzustellen. Durch ihre monopolartigen Strukturen und den damit verbundenen Marktpenetrationsprozess, durch ihre technologischen Fähigkeiten und ihren finanziellen Handlungsspielraum stellen sie eine Bedrohung für traditionelle Bankenmodelle dar. Darüber hinaus wird durch gesetzgeberische Eingriffe, z. B. die neue EU-Zahlungsrichtlinie PSD2, der Wettbewerb verschärft. Traditionelle Banken müssen ihre Stärken ausspielen, die in einem vergleichsweise hohen Verbrauchervertrauen, einer hohen Zahl an Bestandskunden und damit einer hohen Verfügbarkeit wertvoller Daten liegen. Banken müssen vor diesem Hintergrund ihre Positionierung am Markt überdenken und für eine nachhaltige Ausrichtung ihres Geschäftsmodells sorgen. Dabei sind Schnelligkeit und Innovationskraft gefragt, denn wer zögert oder nach dem Motto „Weiter so“ verfährt wird zu den Verlierern gehören.

Herausforderungen für einen erfolgreichen Einsatz von KI im Bankbetrieb

Bei der Implementierung von Künstlicher Intelligenz im Bankbetrieb spielen Führungskräfte eine entscheidende Rolle. Damit die notwendige Transformation gelingt, muss das Thema in die Gesamtstrategie des Unternehmens eingebettet sein. Der Einsatz innovativer Technologien wird über kurz oder lang sämtliche Prozesse innerhalb des Unternehmens tangieren, so dass aufbau- und ablauforganisatorische Strukturen überdacht werden müssen. Zwischen Arbeitnehmern und intelligenten Systemen wird sich eine neue Arbeitsteilung ergeben. Das Berufsbild des Bankers wird einen Wandel erleben, was sowohl beim Recruiting als auch bei der digitalen Ertüchtigung des vorhandenen Personals berücksichtigt werden muss. Um die notwendige Transformation zu bewältigen, benötigt es neue, agile Arbeitsprozesse, eine kulturelle Flexibilität und hohe Innovationsfähigkeit. Eine große technologische und finanzielle Herausforderung für Banken besteht darin, ihre IT-Architektur auf die neuen Anforderungen auszurichten. Um die eigene Marke auszubauen, empfiehlt sich der Aufbau eines digitalen Ökosystems. Damit können unterschiedliche Vertriebs- und Kommunikationskanäle,

aber auch verschiedene Partner mit ihren digitalen Services einbezogen werden. Neben Eigenentwicklungen können externe Lösungen integriert werden, um Innovationen rasch umzusetzen. Ein Miteinander im Ökosystem kann für alle Beteiligten einen Mehrwert schaffen. Dem Kunden offeriert es ganzheitliche Lösungen ohne Brüche und die Banken unterstützt es beim individuellen CRM. Die Herausforderung besteht darin, eine „Single-Source“ aufzubauen, die für einen Gesamtblick auf den Kunden und ein integriertes Gesamtkonzept in der Kundenansprache notwendig ist. Für die Zukunftsfähigkeit der Banken braucht es eine Kombination aus bank-spezifischem Fachwissen und technologischem Know-How; zudem gilt es, die notwendige IT- und Informationssicherheit zu gewährleisten.

Chance auf Effizienz- und Effektivitätssteigerungen durch Künstliche Intelligenz

Der Einsatz von Künstlicher Intelligenz besitzt ein enormes Wachstums- und Ertragspotenzial, das Effizienzsteigerungen sowie Produkt- und Dienstleistungsinnovationen umfasst. Effizienzgewinne werden vor allem in standardisierten Bereichen zu erzielen sein. Zudem kann die Effektivität von Prozessen gesteigert werden, etwa in den Bereichen Risikomanagement und Compliance durch eine verbesserte Betrugserkennung und intelligentes Vertragsmanagement. Modelle zur Risikobewertung können weiter präzisiert werden und damit Kreditausfallrisiken minimieren. Neue Geschäfts- und Ertragsmodelle entstehen auch im Zusammenhang mit Open Banking. Mit Einwilligung des Kunden können Dritte auf dessen Daten zugreifen; diesen Zugriff können Banken mit Services und Dienstleistungen verbinden, mit denen neue Ertragsquellen erschlossen werden können. Erträge im klassischen Bankgeschäft dürften sich durch diese Modelle kurzfristig allerdings nicht ersetzen lassen.

Herausforderungen und Chancen durch Innovationen mit BD-KI

Datenbasierte Kreditinstitute befinden sich in einer besonders vorteilhaften Position, da sie mit den Finanzdaten ihrer Kunden den ökonomischen Kern eines Menschen offenlegen und ein individuelles Kundenprofil erstellen können. Jüngste Entwicklungen von Künstlicher Intelligenz eröffnen neue Möglichkeiten der Datennutzung, indem sie Wissen aus unstrukturierten („dunklen“) Daten extrahieren können. Deren Analyse bietet die Chance für innovative Servicemodelle, effizientere Prozesse und die Erschließung völlig neuer Geschäftsfelder. Daten sind zu einer strategischen Ressource für den Geschäftserfolg geworden, wodurch ihr Wert steigt und dadurch die Notwendigkeit, sie zu schützen. Mit der Sicht auf das Gesamtportfolio eines Kunden und Erkenntnisse über den Kontext einer Kundenbeziehung können Angebote noch besser auf den Kunden zugeschnitten und ein individualisiertes Banking ermöglicht werden. BD-KI wird für das Kerngeschäft der Banken und damit für Wachstum und Zukunftsfähigkeit die entscheidende Schlüsseltechnologie sein.

Herausforderungen bei BD-KI-Verfahren

Statt nach kausalen Zusammenhängen zu suchen, erkennt BD-KI lediglich Korrelationen. Dadurch kann es zu Stigmatisierungseffekten und Fehlschlüssen mit großer Reichweite kommen, die unter Umständen gegen geltendes Recht verstoßen. Um diesen Risiken zu begegnen, bedarf es einiger Maßnahmen im BD-KI-Verfahren. Zunächst ist die Qualität der Daten bei ihrer Erhebung entscheidend. Die technische Herausforderung bei der Analyse besteht darin, die Daten von kritischen Mustern zu befreien und ethische Beschränkungen hinsichtlich

der erlaubten Lösung zu implementieren. Im Zugang zu Finanzdienstleistungen sind Selektionseinschränkungen auszuschließen. Entwicklungs- und Trainingsfehler können sich in stark vernetzten Systemen schnell und unkontrolliert ausbreiten (Kaskadeneffekte), so dass entsprechende Abkopplungsmechanismen vorzusehen sind. Für ein Vertrauen in intelligente Verfahren sind „Black Box“-Effekte zu vermeiden. Die Nachvollziehbarkeit der Ergebnisse sowie ihre Erklärbarkeit und Dokumentation sind wichtig und liegen in der Verantwortung der Geschäftsleitung. Insbesondere systemrelevante Entscheidungen dürfen nicht abschließend an Maschinen übertragen werden.

Verbrauchervertrauen als zentraler Erfolgsfaktor für die Anwendung von BD-KI

Die Stärke traditioneller Banken liegt durch ihre langjährige Markt- und Markenpräsenz in einem vergleichsweise hohen Verbrauchervertrauen, das ihnen einen Wettbewerbsvorteil gegenüber Online-Businesses verschafft. Ein Reputationsschaden durch Datenmissbrauch oder Sicherheitslücken würde das Verbrauchervertrauen in die Banken nachhaltig schädigen. Aus der Sicht des Verbrauchers könnte eine kontrollierte Nutzung der Daten unter dem Dach einer vertrauenswürdigen Instanz ein entscheidender Faktor bei seinen Finanzgeschäften sein. Dazu gehört eine gesetzeskonforme Nutzung unter Einhaltung der datenschutzrechtlichen Bestimmungen, Transparenz und Wahrung der informationellen Selbstbestimmung des Verbrauchers. Von Finanzdienstleistern wird deshalb die Schlüsselfähigkeit gefordert sein, ihren Kunden Datensouveränität zu gewähren. Das Verbrauchervertrauen ist auch die Voraussetzung für eine Kundeneinwilligung in BD-KI-Mehrwertservices, die über typische Bankdienstleistungen hinausgehen. Gleichzeitig ist darauf zu achten, dass wichtige Innovationen nicht durch zu strenge Vorgaben beim Einsatz von Künstlicher Intelligenz ausgebremst werden. Deshalb erwägt der Bankenverband aus Praktikabilitätsgründen eine Weiterentwicklung des Prinzips der Zweckbindung, bei der ein Verbraucher etwa für bestimmte Anwendungsklassen, Anbieter oder Regionen eine Freigabe für eine Datennutzung erteilt.

Ein erfolgversprechender Ansatz, der das Verbrauchervertrauen stärkt und für Rechtssicherheit im Unternehmen sorgt, könnte die Entwicklung von ethischen Richtlinien im Umgang mit Künstlicher Intelligenz sein. Dieser Prozess könnte auf Bankenverbandsebene umgesetzt werden und in praxistaugliche und verbindliche Ethik-Gütekriterien des Unternehmens münden. Eine Vorlage dafür hat aktuell die EU-Kommission geliefert, die Leitlinien zum Umgang mit Künstlicher Intelligenz auf der Basis europäischer Werte veröffentlichte. Diese könnten im weltweiten Wettbewerb zum Qualitätssiegel werden und ein Gegenentwurf zu Chinas totaler Bürgerüberwachung und der weitgehend frei gestalteten Datenkommerzialisierung der USA darstellen.

Insgesamt hat Künstliche Intelligenz das Potenzial, eine tiefgreifende Transformation in der Finanzbranche herbeizuführen. Denkbar sind einerseits positive Ertrags- und Wachstumseffekte durch Innovationsschübe und Prozessoptimierung und andererseits Entwicklungen, die bisherige Geschäftsmodelle komplett infrage stellen. Entscheidend für das einzelne Institut wird sein, wie es sich nachhaltig im veränderten Bankenumfeld positioniert.

Literaturverzeichnis

Aarbote (Hrsg.) (2019): Ein Blick in die Zukunft. In: Aarbote vom 11.01.19, S. 3. O. O.

Ahlert, D. / Kenning, P. / Brock, C. (2018): Handelsmarketing. Grundlagen der marktorientierten Führung von Handelsbetrieben. 2. Auflage. Berlin.

Armbruster, Alexander (Hrsg.) (2018): Künstliche Intelligenz für Jedermann. Wie wir von schlaun Computern profitieren. 1. Auflage. Frankfurt am Main.

Arnold, M. (2019): Wettlauf mit den Hackern. Die Risikoeinschätzung der Führungskräfte. In: Bergische Morgenpost Nr. 58 vom 09.03.2019. Remscheid.

BaFin (Hrsg.) (2018): Big Data trifft auf künstliche Intelligenz. Herausforderungen und Implikationen für Aufsicht und Regulierung von Finanzdienstleistungen. O. O.

Beise, M. / Schäfer, U. (2016): Deutschland digital. Unsere Antwort auf das Silicon Valley. Frankfurt am Main.

Bellone, V. / Matla, T. (2018): Praxisbuch Dienstleistungsmarketing. Inspirationen, Strategien und Werkzeuge für KMU. Frankfurt am Main.

Benkelberg, S. (2018): Datenverwendung: Von der Zweckbindung zum Datenschutzcockpit. In: Bank und Markt, Heft Nr. 8/2018, S. 36. Frankfurt am Main.

Berliner Morgenpost (2019): Besuch zwischen Tenno und digitaler Zukunft. In: Berliner Morgenpost vom 06.02.2019, S. 5. Berlin.

Blank, J. (2018): Angela Merkel in Orwell-Land. In: Aarbote vom 26.05.2018, S. 4. O. O.

Brenninkmeijer, T. (2018): Gesamtsicht auf den Kunden - Content Management am Limit. In: Bank und Markt, Heft 12/2018, S. 40. O. O.

Castro, D. / New, J. (2016): The Promise of Artificial Intelligence. Center for Data Innovation. O. O.

ChannelPartner (Hrsg.) (2019): Customer Lifetime Journey. In: CahennelPartner.de vom 08.01.2019. O. O.

Computerwoche (Hrsg.) (2018): Fünf Big-Data-Mythen, die Unternehmen Millionen kosten können. In: Ausgabe Nr. 04 vom 22.01.2018. O. O.

Die Bundesregierung (2018): Strategie Künstliche Intelligenz der Bundesregierung. November 2018. O. O.

Dönch, U. (2019): Kollege Roboter empfiehlt. In: Focus Ausgabe Nr. 6/2019 vom 02.02.19. Berlin.

Ertel, W. (2016): Grundkurs Künstliche Intelligenz. Eine praxisorientierte Einführung. 4. Auflage. Wiesbaden.

European Commission (2019): Ethics Guidelines for Trust-worthy AI. High-Level Expert Group On Artificial Intelligence. Brüssel.

Exner, U. (2019): Cyber-Attacken auch im Norden. In: Die Welt, Ausgabe Nr. 4 vom 05.01.19, Seite 58. Hamburg.

Fraunhofer-Gesellschaft (Hrsg.) (2018): Maschinelles Lernen. Eine Analyse zu Kompetenzen, Forschung und Anwendung. München.

Fürderer, K. (2019): Die Bankfiliale ist tot - es lebe die Bankfiliale! In: Der Bank Blog vom 06.03.2019. O. O.

Gartner (Hrsg.) (2017): Anzahl der vernetzten Geräte im Internet der Dinge (IoT) weltweit bis 2020. Veröffentlicht in Statista (2018): Marktprognosen zum Internet der Dinge. O. O.

Hegemann, L. (2019): Künstliche Intelligenz. Eine Frage der Ethik. In: Zeit online Nr. 15 vom 08.04.2019. O. O.

Jähnichen, S. (2015): Smart-Data-Technologien-des BMWi-Technologieprogramms „Smart Data - Innovationen aus Daten“. Herausgeber: Smart-Data-Begleitforschung, FZI Forschungszentrum Informatik. Berlin.

Kaplan, J. (2017): Künstliche Intelligenz. Eine Einführung.1. Auflage 2017. Frechen.

Kreutzer, R. (2018): Praxisorientiertes Online-Marketing. 3. Auflage. Wiesbaden.

Kurier (Hrsg.) (2019): Kurz kritisiert in Davos depressives Europa. Weltwirtschaftsforum. E-Autos, Batterien, Künstliche Intelligenz: Europa muss „schnell aufholen“. In: Kurier (Österreich) vom 25.01.2019, S. 9. O. O.

Leichsenring, H. (2016): Künstliche Intelligenz in der Finanzdienstleistung. In: Der Bank Blog vom 27.06.2016. O. O.

Leichsenring, H. (2017a): Finanzbranche vernachlässigt Chancen von Big Data. In: Der Bank Blog vom 16.01.2017. O. O.

Leichsenring, H. (2017b): Digital Banking Plattformen als Option im Retail Banking. In: Der Bank Blog vom 27.07.2017. O. O.

Leichsenring, H. (2017c): Individualisierung von Produkten liegt im Trend. In: Der Bank Blog vom 16.08.2017. O. O.

Leichsenring, H. (2017d): Robo Advice bietet hohes Potential für Banken. In: Der Bank Blog vom 11.09.2017. O. O.

Leichsenring, H. (2018a): Interview: 100 Tage Open Banking in der Praxis. In: Der Bank Blog vom 07.05.2018. O. O.

Leichsenring, H. (2018b): Das Finanzwort des Jahres 2018 steht fest. In: Der Bank Blog vom 04.12.2018. O. O.

Leichsenring, H. (2018c): Maschinen übernehmen den Arbeitsmarkt der Zukunft. In: Der Bank Blog vom 19.12.2018. O. O.

Leichsenring, H. (2019a): Ein Status der digitalen Transformation im Banking - Infografik. In: Der Bank Blog vom 05.02.2019. O. O.

Leichsenring, H. (2019b): Wie Sprachassistenten den Markt aufmischen. In: Der Bank Blog vom 13.03.2019. O. O.

Lenzen, M. (2018): Künstliche Intelligenz. Was sie kann & was uns erwartet. München.

Lipinsky, G. (2018): So hebt eine Sparkasse ihre Datenschätze. In: Sparkassenzeitung Nr. 47, vom 23.11.2018, S. 1. O. O.

Lund, T. / Seibold, M. (2018): Dem Kunden noch mehr Stimme geben. In: Die Bank. Heft 06/2018. O. O.

Merkle, W. (2019): Marketing und Markenführung - eine ganzheitliche Aufgabe. In: Absatzwirtschaft Nr. 03 vom 28.02.2019, S. 058. O. O.

Mülder, W., / Wirtz, K. (2016): E-Business.1. Auflage. Stuttgart.

Neuhaus, D. (2018): Neuartige Kundenerlebnisse durch digitale Ökosysteme. In: Börsen-Zeitung Nr. 82 vom 28.04.2018, S. B7. O. O.

PAiCE (Hrsg.) (2018): Potenziale der Künstlichen Intelligenz im produzierenden Gewerbe in Deutschland. Studie im Auftrag des Bundesministeriums für Wirtschaft und Energie (BMWi) im Rahmen der Begleitforschung zum Technologieprogramm PAiCE. Durchgeführt von der - Begleitforschung PAiCE - iit-Institut für Innovation und Technik in der VDI / VDE Innovation + Technik GmbH. Berlin.

Penzel, H. (2019): Künstliche Intelligenz im Bereich Zahlungsverkehr und Payments. In: Der Bank Blog vom 11.01.2019. O. O.

Petersen, J. (2019): Das passende Angebot für den richtigen Kunden über den passenden Kanal. In: Sparkassenzeitung Nr. 1, vom 11.01.2019, S. 6. O. O.

Peverelli, R. / De Feniks, R. / Capellmann, W. (2012): Wie sich die Finanzbranche neu erfindet. Was Kunden von Finanzdienstleistern wirklich erwarten. O. O.

Projekt Zukunft. Initiative der Senatsverwaltung für Wirtschaft, Energie und Betriebe (Hrsg.) (2018): Virtual Reality/Augmented Reality Bestandsaufnahme und Best Practices. Berlin.

Sartoros, A. (2019): Für Google wird es teuer. In: Kölner Stadt-Anzeiger vom 21.03.2019. Köln.

Scherk, J./Pöchlhacker-Tröscher, G./Wagner, K. (2017): Künstliche Intelligenz - Artificial Intelligence. Studie im Auftrag des BMVIT - Bereich Innovation – (österreichisches Bundesministerium für Verkehr, Innovation und Technologie) durchgeführt von der Pöchlhacker Innovation Consulting GmbH. Linz.

Schlieter, K. (2015): Die Herrschaftsformel. Wie Künstliche Intelligenz uns berechnet, steuert und unser Leben verändert. Frankfurt am Main.

Schmidt-Wyk, F. (2019): Das Superhirn. In: Aarbote vom 11.01.19. O. O.

Schneider, K. (2017): Banking auf Zuruf. In: Handelsblatt print Nr. 177 vom 13.09.17. Frankfurt.

Schneider, K. (2018a): Robo-Advisor knackt erstmals die Milliarde. In: Handelsblatt print Nr. 101 vom 29.05.2018, S. 030. Frankfurt.

Schneider, K. (2018b): KI-Systeme sind heute digitale Fachidioten. In: Handelsblatt print Nr. 143 vom 27.07.2018, S. 031. Frankfurt.

Schneider, K. (2018c): Ein Hauch von Hollywood. In: Handelsblatt print Nr. 143 vom 27.07.2018, S. 030. Frankfurt.

Schneider, K. (2018d): Künstliche Intelligenz erreicht den Kern der Banken. In: Handelsblatt print Nr. 152 vom 09.08.2018, S. 030. Frankfurt.

Schneider, K. (2018e): Nicht zu freizügig bitte. In: Handelsblatt print Nr. 200 vom 17.10.2018, S. 033. Frankfurt.

Schneider, K. (2018f): Biete Daten, wünsche Bankservice. In: Handelsblatt print Nr. 200 vom 17.10.2018, S. 034. Frankfurt.

Schneider, K. (2018g): Die Kreditinstitute testen wie weit sie gehen können. In: Handelsblatt print Nr. 200 vom 17.10.2018, S. 035. Frankfurt.

Schneider, K. (2018h): Spielregeln für die Künstliche Intelligenz. In: Handelsblatt print Nr. 247 vom 21.12.2018, S. 028. Frankfurt.

Schwebe, S. (2018): Digitale Bankberatung funktioniert! In: Bank Blog vom 09.11.2018. Frankfurt.

Sparkassenzeitung (Hrsg.) (2018): Interview. Die großen Themen können wir nur noch gemeinsam umsetzen. In: Sparkassenzeitung Nr. 46 vom 16.11.18, S. 8-9. O. O.

Sparkassenzeitung (Hrsg.) (2019): Data-Analytics - Erfolge bei der Sparkasse Koblenz gegenüber klassischer Auswahl durch Experten. In: Sparkassenzeitung Nr. 1 vom 11.01.19, S. 6. O. O.

Stanford University (Hrsg.) (2016): Artificial Intelligence and life in 2030. One hundred year study on artificial intelligence. Report of the 2015 Study Panel. O. O.

Unger, S. (2019): Künstliche Intelligenz - Erklärbarkeit wird eingefordert. In: bank und markt, Heft Nr. 2/2019, S. 78. O. O.

Vaske, H. (2019): Prognosen für 2019: Die meisten Firmen haben eine Digitalstrategie. In: Computerwoche Nr. 01 vom 07.01.2019. O. O.

Walsh, T. (2018): It's alive. Wie künstliche Intelligenz unser Leben verändern wird. Hamburg.

Walter, A. (2019): Stillstand ist Rückschritt. In: Der Bank Blog vom 09.01.19. O. O.

Wittpahl, V. (Hrsg.) (2019): iit-Themenband. Künstliche Intelligenz. Technologie. Anwendung. Berlin.

Wyman, O. (Hrsg.) (2018): Bankenreport Deutschland 2030. Noch Da! Wie man zu den 150 deutschen Banken gehört. O. O.

Zimmermann, G. (2017): Makroökonomische Effekte künstlicher Intelligenz. LBBW Research vom 12.09.2017. Stuttgart.

Verzeichnis der Internetquellen

AGOF (2018): Thematische Schwerpunkte bei der Online-Nutzung in Deutschland im November 2018. In Statista - Das Statistik-Portal. <https://de.statista.com/statistik/daten/studie/4248/umfrage/thematische-schwerpunkte-bei-der-online-nutzung/> (Stand: 02.03.2019).

ARD, ZDF (2019): Anteil der Internetnutzer nach Altersgruppen in Deutschland in den Jahren 1997 bis 2018. In Statista - Das Statistik-Portal. <https://de.statista.com/statistik/daten/studie/36149/umfrage/anteil-der-internetnutzer-in-deutschland-nach-altersgruppen-seit-1997/>. (Stand: 02.03.2019).

IfD Allensbach (2019): Internetnutzer in Deutschland nach Endgeräten der Internetnutzung im Jahr 2018. In Statista - Das Statistik-Portal. <https://de.statista.com/statistik/daten/studie/940649/umfrage/umfrage-unter-internetnutzern-zu-endgeraeten-der-internetnutzung/> (Stand: 02.03.2019).

Initiative D21 (2019): Anteil der Internetnutzer in Deutschland in den Jahren 2001 bis 2018. In Statista - Das Statistik-Portal. <https://de.statista.com/statistik/daten/studie/13070/umfrage/entwicklung-der-internetnutzung-in-deutschland-seit-2001/> (Stand: 02.03.2019).

Köhler, G. (2017): MyMüsli-Banking: Individualisierung einkaufen oder selber machen. Digital Banking Plattformen für ein individuelles Kundenerlebnis. In: Der Bank Blog vom 19.10.2017. <https://www.der-bank-blog.de/mymuesli-banking-individualisierung/digital-banking/29818/> (Stand 08.03.2019).

LBBW (Hrsg.) (2018): Hallo LISA! – LBBQ Chatbot, <https://www.youtube.com/watch?v=UVxmZ1x2sG0> (Stand 05.04.2019).

Schmoll, B. (2018): PSD2: Was bringt die neue EU-Zahlungsdiensterichtlinie? <https://blog.gls.de/aus-der-bank/psd2-eu-zahlungsdiensterichtlinie/>. (Stand: 05.03.2019).

Volksbank Freiburg e. G. (2018): Versteh mich - Sprachassistenten als Chance im Banking? <https://www.volksbank-freiburg.de/magazin/digitales/sprachassistenten-als-chance-im-banking.html> (Stand: 04.05.2019).

Zimmermann, G. (2017): LBBW Research: Wie KI die Arbeit verändert. https://www.lbbw.de/artikelseite/arbeit-neu-denken/lbbw-research-wie-ki-arbeit-veraendert_6omiq75u8_d.html?origin=/55680. (Stand 06.03.2019).

Verzeichnis der sonstigen Quellen

BW-Bank (Hrsg.) (2016): Data Science bei der BW-Bank. Kernhebel bei der Umsetzung der Zukunftsstrategie. Präsentation vom 26.11.2016. Sigmaringen.

Finanz Informatik (Hrsg.) (2018): „OK Google, wie ist mein Kontostand?“ – Finanz Informatik bringt für die Sparkassen Voice- Banking auf Google Home. Pressemitteilung vom 23.02.2018. Frankfurt am Main.

LBBW (Hrsg.) (2018): Bereit für Neues. Stuttgart.

LBBW (Hrsg.) (2019): Der Geschäftsbericht 2018. Bereit für Neues. Stuttgart.

Zimmermann, G. Ladwig, A. (2019): Nachhaltiger Umgang mit Algorithmen. Ethische Grundprinzipien für Unternehmen. LBBW Research vom 22.01.2019. Stuttgart.

Gesprächsverzeichnis

Hettich, M. (2019): Mitarbeiter der Gruppe „Data Analytics“, Landesbank-Baden-Württemberg, Anstalt des öffentlichen Rechts, Hauptsitze in Stuttgart, Karlsruhe, Mannheim und Mainz. Telefon-Interview am 13.03.2019.

Anhang

Protokoll eines Expertengesprächs mit Michael Hettich, Mitarbeiter der Gruppe „Data Analytics“ bei der LBBW

Am 13. März 2019 fand ein telefonisches Gespräch zwischen Herrn Hettich und dem Verfasser dieser Bachelorarbeit statt, der die Fragen stellte.

Wo wird Künstliche Intelligenz im Privatkundengeschäft der LBBW angewandt? Was hat Ihre Abteilung damit zu tun?

Unsere Abteilung verantwortet eine Smart Data Analytics-Plattform, die seit Herbst 2017 in Betrieb ist. Darauf laufen derzeit rund zehn Anwendungsfälle für eine Kundenansprache mit maßgeschneiderten Angeboten im Firmen- und Privatkundensegment. Für die Produkte Privatkredit, BW Extend Giro und Wertpapier-Depot sind regelmäßig Affinitätsmodelle im Einsatz. Zudem haben wir ein Modell für SV Privatschutz entwickelt, das bisher einmalig eine Marketing-Aktion unterstützt hat. Momentan arbeiten wir an der Umsetzung weiterer Produktaffinitätsmodelle, dazu gehören zum Beispiel Darlehensprolongationen, Wertpapieranlagen und Vorsorgeprodukte.

Die Smart Data-Ergebnisse münden in personalisierte, maßgeschneiderte Vertriebskampagnen, deren Prozesse durch einen erhöhten Automatisierungsgrad und eine verstärkte Standardisierung optimiert werden. Als Erfolg kann im Aktionszeitraum Februar bis Mai 2018 eine Verdreifachung der Terminvereinbarungsquote sowie eine operative Vertriebsleistung von ca. 500.000 € verbucht werden.

Wird eine Kündigererkennung in unserem Haus bereits angewandt und wenn ja, auf welche Muster stützt sich diese?

Ja, unsere Modelle der Kündigerprävention werden regelmäßig angewandt. Es werden potenzielle Kündiger ermittelt, die aufgrund ihrer Merkmale Kunden sehr ähnlich sind, die bereits gekündigt haben. Dies kann zum Beispiel anhand rückläufiger Transaktionen, Löschung von Daueraufträgen und abnehmender Salden ermittelt werden. Kündiger in unserer Definition sind Kunden, die das letzte Girokonto ablösen. Seit Anwendungsstart konnten bei der LBBW 15 % der tatsächlichen Kündiger datengetrieben identifiziert werden. Die LBBW konnte bei abwanderungsgefährdeten Kunden durch 2500 Kundenkontakte eine gezielte Kundenbindung herstellen.

Welche Datenquellen nutzen Sie für diese Anwendungen?

Es werden Daten aus dem Kernbankensystem OSPlus herangezogen. Dazu gehören Kunden- bzw. Kontostammdaten und Transaktionsdaten, die überwiegend aus dem Zahlungsverkehr stammen. Andere Quellsysteme sind Stand heute noch nicht angebunden.

Was tut sich im Bereich von Voice Banking und Chatbots bei der LBBW?

Beim Thema Voice Banking läuft derzeit eine Beta-Phase über Google Assistant. Und beim Thema Chatbots gab es erste Versuche. Der Chatbot „Lisa“ wurde in Zusammenarbeit mit IBM und ihrem System IBM Watson entwickelt und soll diverse Fragen im Rahmen der internen Konzerninformation beantworten können. Darüber hinaus entwickelten DH-Studenten den Chatbot „Kathi“, der FAQ-Anfragen rund um das Thema Online-Banking beantwortet. Mehr dazu finden Sie im hauseigenen Blue.net und auch ein youtube-Video gibt es dazu.

Wo geht der Trend hin - bezogen auf die Aufgaben Ihrer Abteilung?

Der Trend entwickelt sich immer mehr in Richtung maßgeschneiderte, auf die Kundenbedürfnisse ausgerichtete Produkte, insbesondere im Firmenkundensegment. Im Privatkundensegment wird derjenige erfolgreich, der den Kunden zur richtigen Zeit auf dem richtigen Kanal zum richtigen Thema erreicht und der für den Kunden unkomplizierte Prozesse ohne Medienbrüche anbieten kann. Trotzdem wird das Thema persönliche Beratung wichtig bleiben für die Kundenbindung, auch wenn es weniger als in der Vergangenheit in Anspruch genommen werden wird. Um diesem Anspruch gerecht zu werden, müssen sich Banken zu IT-Unternehmen mit Banklizenz entwickeln, sich dabei aber dennoch von den großen internationalen Tech-Giganten diversifizieren.

Was sind Ihrer Ansicht nach die größten Herausforderungen beim Einsatz von Künstlicher Intelligenz?

Zuallererst die Datenbeschaffung. Dabei spielen die Aspekte Verfügbarkeit, Kosten und rechtliche Fragestellungen eine wichtige Rolle. Weiterhin ist das Verständnis für Daten wichtig. Dabei kommen Fragestellungen auf wie „Was genau steckt hinter den Daten?“ oder „Wie ist es um die Datenqualität bestellt?“. Was das Datenmanagement betrifft, müssen die Daten außerdem so vorgehalten werden, dass analytische Modelle damit etwas anfangen können. Am Ende müssen die Ergebnisse, die eine Maschine ausspuckt, von allen Beteiligten - Mitarbeiter, Management, Kunden - akzeptiert werden. Voraussetzung dafür ist, dass der Mehrwert dieser datengetriebenen Vorgehensweise deutlich aufgezeigt werden kann.

Wo wird Künstliche Intelligenz sonst noch im Gesamtgeschäft der LBBW angewandt?

Was wir gerade bei der intelligenten Betrugserkennung entwickeln, ist ein Forschungsprojekt zur Erkennung von gefälschten Überweisungsträgern und auch bei der Geldwäscheprävention wird aktuell ein Prototyp umgesetzt. Außerdem gibt es diverse Anwendungsfälle, die sich mit der automatisierten Textanalyse beschäftigen, z. B. bei der Analyse von Kreditverträgen oder Geschäftsberichten.

Wird das Thema Open Banking und PSD2 derzeit bei der LBBW verfolgt?

PSD2-Schnittstellen - ein interessantes Thema, das momentan aber nicht verfolgt wird.

Vermitteln wir Robo Advice-Angebote im Investmentbereich oder haben wir eine Kooperation?

Es gibt aktuell ein Projekt, was sich mit diesem Thema beschäftigt. Bei Interesse kann ich einen Kontakt herstellen.

Auswirkungen des wachsenden Green- Bond-Marktes auf die deutschen Klimaziele

von

Marco Breitner

Inhaltsverzeichnis

Abkürzungsverzeichnis	4
Abbildungsverzeichnis.....	6
1. Einleitung.....	7
1.2. Problemstellung und Zielsetzung	7
1.3. Gang der Untersuchung.....	8
2. Deutsche Klimapolitik.....	9
2.1. Klimawandel	9
2.1.1. Ursachen für die Erderwärmung.....	10
2.1.2. Attribution Problem	12
2.1.3. Auswirkungen und Folgen des Klimawandels	14
2.2. Klimaziele.....	16
2.2.1. Pariser Klimaabkommen.....	16
2.2.2. Klimaziele der EU.....	18
2.2.3. Klimapolitik in Deutschland.....	20
2.3. Kritiken an den Zielen.....	22
3. Green Bonds als nachhaltige Finanzierungslösung	23
3.1. Theoretische Grundlagen der Green Bonds.....	24
3.1.1. Terminologische Abgrenzung und Wirkungsweise	24
3.1.2. Green Finance Produktpalette	25
3.2. Framework and Certifications.....	26
3.2.1. Green Bond Principles	26
3.2.2. Climate Bond Standard.....	27
3.2.3. Second Party Opinions.....	28
3.3. Wesentliche Ausprägungsmerkmale von Green Bonds	29
3.3.1. Kritikpunkte an Green Bonds.....	29
3.3.2. Vorteile und Chancen durch grüne Anleihen	32
4. Auswirkungen von Green Bonds auf die deutschen Klimaziele.....	34
4.1. Datenerhebung für die empirische Untersuchung.....	34
4.2. Analyse des Green-Bond-Marktes	35
4.2.1. Marktentwicklung seit 2007	35
4.2.2. Aktuelle Marktakteure	37

4.3.	Ergebnisse der Auswertung	39
4.3.1.	Status Quo der deutschen Klimaziele	39
4.3.2.	Einfluss der Green Bonds auf die Klimaziele 2020	42
4.3.3.	Erforderliche Entwicklung zur Erreichung der Klimaziele 2030	47
4.4.	Maßnahmen zur Förderung von Green Bonds.....	49
4.4.1.	Mögliche Lösungsansätze	49
4.4.2.	EU-Aktionsplan – Finanzierung nachhaltigen Wachstums	50
4.5.	Kritische Analyse und Würdigung	53
5.	Schlussbetrachtung und Ausblick.....	55
	Literaturverzeichnis	58
	Verzeichnis der Internetquellen.....	62
	Verzeichnis der Gesetzestexte	65
	Verzeichnis der sonstigen Quellen.....	65
	Gesprächsverzeichnis	65
	Anhang	66

Abkürzungsverzeichnis

AUD	Australische Dollar
BEEV	Bruttoendenergieverbrauch
BEEV(EE)	Bruttoendenergieverbrauch aus Erneuerbaren Energien
BEEV(GB)	Bruttoendenergieverbrauch durch Green Bonds
BMU	Bundesministerium für Umwelt, Naturschutz und nukleare Sicherheit
BMWi	Bundesministerium für Wirtschaft und Energie
BRIC-Staaten	Brasilien, Russland, Indien und China (zusammen mit Südafrika – BRICS)
BSE	Bruttostromerzeugung
BSE(EE)	Bruttostromerzeugung aus Erneuerbaren Energien
BSE(GB)	Bruttostromerzeugung durch Green Bonds
BSV	Bruttostromverbrauch
BSV(EE)	Bruttostromverbrauch aus Erneuerbaren Energien
BSV(GB)	Bruttostromverbrauch durch Green Bonds
CBI	Climate Bond Initiative
CICERO	Centre for International Climate and Environmental Research Oslo
COP	Conferences of the Parties
DKB	Deutsche Kreditbank
EE	Erneuerbare Energien
EED	EU-Energieeffizienz-Richtlinie
EEG	Erneuerbare-Energien-Gesetz
EEV	Endenergieverbrauch
EEV(EE)	Endenergieverbrauch aus Erneuerbaren Energien
EIB	European Investment Bank
EIKE	Europäisches Institut für Klima & Energie
ESG	Environment Social Governance
Eurosif	European Sustainable and Responsible Investment Forum
EU GBS	EU Green Bond Standard
EUR-TEC	EU Handel mit Treibhausgasemissionsrechten
GB	Green Bonds
GBP	Green Bond Principles
GBP	Pfund Sterling
GHG	Treibhausgase (Greenhouse Gases)

GISS	Goddard Institute for Space Studies
ICMA	International Capital Market Association
IPCC	Intergovernmental Panel on Climate Change
KfW	Kreditanstalt für Wiederaufbau
MW	Megawatt
MWh	Megawattstunde
NASA	National Aeronautics and Space Administration
NDCs	Nationally Determined Contributions
OECD	Organisation für wirtschaftliche Zusammenarbeit und Entwicklung
PEV	Primärenergieverbrauch
PEV(EE)	Primärenergieverbrauch aus Erneuerbaren Energien
PEV(GB)	Primärenergieverbrauch durch Green Bonds
ppm	Parts per million (Konzentrationseinheit)
SBG	Sustainability Bond Guidelines
SBP	Social Bond Principles
SEK	Schwedische Kronen
SPO	Second Party Opinion
SRI	Socially Responsible Investments
TEG	Technical Expert Group im Auftrag der Europäischen Kommission
THG	Treibhausgase
TW	Terawatt
TWh	Terawattstunde
UBA	Umweltbundesamt
UNFCCC	Klimarahmenkonvention der Vereinten Nationen

Abbildungsverzeichnis

Abbildung 1: Temperaturanomalien seit 1750	10
Abbildung 2: Auswirkungen der Treibhausgase	13
Abbildung 3: CO2 Emissionen seit 1000 n.Chr.	14
Abbildung 4: Stand des Pariser Abkommens	17
Abbildung 5: Klimaziele Deutschlands	21
Abbildung 6: Entwicklung des dt. Green-Bond-Marktes.....	37
Abbildung 7: Deutsche Green Bond Emittenten im Jahr 2018.....	38
Abbildung 8: Auswirkungen auf CO2-Klimaziel 2020	43
Abbildung 9: Auswirkungen auf den Bruttostromverbrauch.....	45
Abbildung 10: Auswirkungen auf den Bruttoendenergieverbrauch	47

1. Einleitung

1.2. Problemstellung und Zielsetzung

*"I don't want you to be hopeful - I want you to panic!"*¹ Dies sind die deutlichen Worte der 16-jährigen Umweltaktivistin Greta Thunberg über den Klimawandel im Rahmen des Weltwirtschaftsforums 2019 in Davos. Sie appelliert dabei an die Regierungschefs, Maßnahmen gegen die globale Erderwärmung zu ergreifen.

Der Grund liegt in der aktuellen Brisanz der Thematik. Weltweit erwärmt sich die Erdoberfläche in einer ungewöhnlich schnellen Geschwindigkeit.² Auch in Deutschland sind die Auswirkungen deutlich spürbar. Das Jahr 2018 ist das wärmste seit Beginn der Messaufzeichnungen und es stellt bereits den dritten Hitzerekord in Folge dar.³

Durch die Erwärmung ergeben sich negative Folgen für die Umwelt, wie das Schmelzen der Polarkappen und die sich daraus ergebende Steigung des Meeresspiegels. Folglich wird davon ausgegangen, dass die jährlichen Schäden durch Hochwasser deutlich zunehmen werden.⁴ Experten fürchten sich besonders vor dem Zeitpunkt, an dem sich der Klimawandel verselbstständigt und unumkehrbar wird. Die Frage, wann dies passieren wird bzw. ob es bereits geschehen ist, kann nicht exakt geklärt werden.⁵ Die Technical Expert Group (TEG) der Europäischen Kommission rechnet damit, dass sich das Zeitfenster für Handlungen in den nächsten 20 bis 30 Jahren schließen wird.⁶

Aus diesem Grund versucht die Klimarahmenkonvention der Vereinten Nationen, die Erderwärmung möglichst schnell zu beschränken. In diesem Rahmen wurde in 184 Mitgliedsländern das Pariser Abkommen ratifiziert.⁷ Auf Grundlage dessen hat sich die EU und Deutschland für zukünftige Klimaziele verpflichtet. Für dessen Erreichung ist jedoch ein hoher Investitionsbedarf notwendig. Laut Europäischer Kommission liegt die aktuelle Investitionslücke in Europa bei ca. 180 Milliarden Euro pro Jahr, um die Klimaziele für 2030 erreichen zu können.⁸ Aus diesem Grund ist es notwendig, auch private Kapitalflüsse in nachhaltige Anlageprodukte umzulenken.⁹

Eine Möglichkeit hierfür sind Green Bonds. Es handelt sich dabei um Anleihen, welche klima- und umweltfreundliche Projekte (re-)finanzieren. Der erste Green Bond wurde 2007 von der European Investment Bank

¹ The Guardian (Hrsg.) (2019), www.theguardian.com/ (Stand: 04.03.2019).

² Vgl. Rahmstorf, S./Schellnhuber, H. (2007), S. 9 f.

³ Vgl. DWD (2018), S. 1; vgl. hierzu auch DWD (2017b), S. 18 und BMU (2018a), S. 15.

⁴ Vgl. DWD (2017a), <https://www.dwd.de> (Stand: 18.01.2019); vgl. hierzu auch GDV (2011), S. 19.

⁵ Vgl. Mesch, K. (2011), S. 50; vgl. hierzu ebenso BMU (2018a), S. 14.

⁶ Vgl. TEG (2019), "1.2 Call for action".

⁷ Vgl. BMU (2018a), S. 18 f.; vgl. hierzu auch UNFCCC (2019), unfccc.int/ (Stand: 30.01.2019).

⁸ Vgl. OECD (2017), S. 1.

⁹ Vgl. COM(2018) 97 final vom 08.03.2018, S. 3.

emittiert.¹⁰ Nachdem auch erstmals private Emittenten nachhaltige Projekte durch diese Art der Anleihe finanzierten, stieg der globale Green-Bond-Markt von 2,6 Milliarden US-Dollar im Jahr 2012 auf 167,3 Milliarden US-Dollar im Jahr 2018 an.¹¹

Vor allem investieren nachhaltige Fonds, Kommunen oder Unternehmen in diese grünen Anleihen, um einen Beitrag zum Umweltschutz zu leisten.¹² Die Fragestellung, die sich für Investoren dabei ergibt, liegt in den tatsächlichen Auswirkungen der Green Bonds auf den Klimawandel. Laut Felipe Gordillo von der BNP Paribas müssen *„sich Green Bonds nicht nur an der Rendite, sondern an ihrem tatsächlichen Beitrag für die Umwelt messen lassen“*.¹³ Der Markt ist allerdings generell sehr intransparent, da nicht alle Emittenten Informationen über die Bonds offenlegen.¹⁴

Die Zielsetzung dieser Arbeit liegt darin zu analysieren, welche Auswirkungen Green Bonds tatsächlich auf den Klimawandel besitzen. Dies wird im ersten Schritt an den deutschen Klimazielen für das Jahr 2020 gemessen. Hierfür werden Informationen über alle zertifizierten Green Bonds von deutschen Emittenten gesammelt und ausgewertet. Im zweiten Schritt wird sich mit der Fragestellung beschäftigt, wie stark der aktuelle Green-Bond-Markt steigen müsste, um die Klimaziele für 2030 erreichen zu können.

1.3. Gang der Untersuchung

Um die beiden Zielsetzungen zu erreichen, werden im zweiten Kapitel zunächst die theoretischen Grundlagen der deutschen Klimapolitik behandelt. Zu Beginn wird auf den Klimawandel eingegangen, welcher den Grund für die Klimapolitik widerspiegelt. Aufbauend wird das Attribution Problem, also die Gewichtung der einzelnen Ursachen, näher beleuchtet. Abschließend zum Kapitel 2.1 werden die Auswirkungen und Folgen des Klimawandels ausgeführt, um die Dringlichkeit und Aktualität des Themas zu unterstreichen. Im Anschluss werden die Klimaziele ausgeführt, welche versuchen, den Klimawandel möglichst einzudämmen und zu stoppen. Die Anforderungen an die globale Klimapolitik wurden im Pariser Abkommen festgelegt. Diese werden auf die Klimaziele der EU und von Deutschland deduziert. Darauf folgen in der Arbeit Kritiken, welche sich auf diese Klimaziele beziehen.

Der zweite Theorieblock wird sich mit der Finanzierungsmöglichkeit für umwelt- und klimafreundliche Projekte beschäftigen. Dabei werden zunächst die Grundlagen und Arten von Green Bonds erläutert. Im Anschluss werden wesentliche Green Bond Standards und Zertifikate näher ausgeführt. Abschließend werden die Vor- und Nachteile der grünen Anleihe erörtert.

¹⁰ Vgl. Adelphi (2017), S. 1.

¹¹ Vgl. European Commission (2016), S. 1; vgl. hierzu ebenso CBI (2019), S. 2.

¹² Vgl. Eurosif (2018), S. 7.

¹³ BNP Paribas (2018), www.bnpparibas-am.de/ (Stand: 23.02.2019).

¹⁴ Vgl. Schneeweiß, A. (2016), S. 22.

Auf Grundlage der Erkenntnisse der beiden vorangegangenen Kapitel werden im vierten Kapitel die Auswirkungen von Green Bonds auf die deutschen Klimaziele analysiert. Zunächst wird die Datenerhebung für die anschließenden Auswertungen beschrieben. Mithilfe dieser Datenbasis wird in Kapitel 4.2 der aktuelle Green-Bond-Markt untersucht. Anschließend wird auf den Status Quo der deutschen Klimaziele eingegangen und es werden die Auswirkungen der deutschen Green Bonds auf die Klimaziele 2020 analysiert. Darauf aufbauend wird berechnet, wie sich der Markt weiter entwickeln müsste, um die Klimaziele 2030 erreichen zu können. Damit eine entsprechende Entwicklung gefördert werden kann, werden mögliche Lösungsansätze ausgeführt. Ein Maßnahmenkatalog wird aktuell von der EU im Rahmen einer Taxonomie erarbeitet und soll im Anschluss darauf näher erläutert werden. Abschließend werden die Ergebnisse der Analyse kritisch hinterfragt. Abgerundet wird die Arbeit mit einem Fazit, welches die Ergebnisse der Arbeit reflektiert und einen Ausblick des deutschen Green-Bond-Marktes geben wird.

Aufgrund der Aktualität der Thematik werden täglich neue Berichte publiziert. Um Zeit für die Endkontrolle einzuräumen wurden in dieser Arbeit nur Publikationen bis zum 22. April 2019 miteinbezogen.

2. Deutsche Klimapolitik

Im ersten Teil der Arbeit werden Klimaziele, beginnend mit dem Pariser Klimaabkommen, die sich daraus ergebenden EU-Klimaziele und abschließend die nationale Klimapolitik in Deutschland, behandelt. Der Grund für die Auferlegung dieser Ziele liegt im weltweiten Klimawandel. Im Folgenden sollen daher zuerst dessen Ursachen und die damit einhergehenden Folgen dargestellt werden. Anschließend wird auf die Klimapolitik eingegangen, wodurch die Konsequenzen durch die Erderwärmung eingedämmt werden sollen.

2.1. Klimawandel

Die Temperatur auf der Erde ist ständig im Wandel: von der subtropischen Vegetation vor 140 bis 65 Millionen Jahren hin zur Eiszeit und wieder zur Warmzeit und wieder zurück. Diese Schwankungen sind natürlichen Ursprungs und werden im Allgemeinen als Klimawandel bezeichnet. Seit etwa 150 Jahren erwärmt sich die Erde allerdings ungewöhnlich schnell und die Frage, die sich nun Wissenschaftler stellen, ist ein möglicher menschlicher Einfluss auf die Temperatur.¹⁵ Dies muss im ersten Schritt dieser Arbeit geklärt werden, um die Wirksamkeit von Klimazielen zu untermauern.

Folgende Graphik zeigt den deutlichen Anstieg der Oberflächentemperatur seit 1750. Die Berechnungen und Messungen stammen vom Goddard Institute der NASA (*blau*), dem nationalen Klimadatenzentrum der US-Regierung (*grün*), dem Hadley-Center/CRU (*rot*) und den Berkeley Earth Projects von der Universität Berkeley (*schwarz*). Die grau unterlegte Fläche stellt eine doppelte Standardabweichung der Werte des Berkeley Earth Projects dar.

¹⁵ Vgl. Rahmstorf, S./Schellnhuber, H. (2007), S. 9 f.

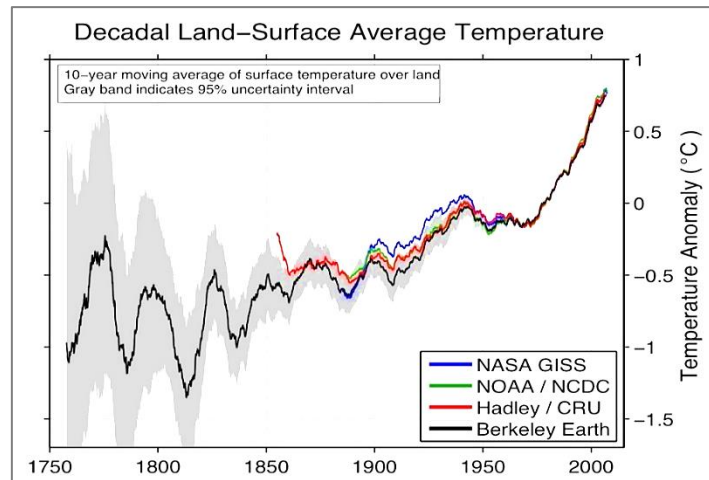


Abbildung 1: Temperaturanomalien seit 1750¹⁶

2.1.1. Ursachen für die Erderwärmung

Bei der Betrachtung der Ursachen des Klimawandels muss zwischen dem natürlichen und dem vom Menschen verursachten, anthropologischen Klimawandel unterschieden werden. Für den natürlichen Klimawandel spielen Ausbrüche von Vulkanen, der Neigungswinkel des Erdborbits und die Sonnenaktivität eine Rolle.¹⁷ Letztere wird mit der Sonnenfleckenanzahl pro Sonnenfleckenzyklus wiedergegeben. Es handelt sich dabei um die Gebiete auf der Sonnenoberfläche, welche eine geringere Temperatur aufweisen als das Umfeld. Sie sind als dunkle Flecken erkennbar. Der Grund liegt in den lokalen Magnetfeldern, welche kühle Gase an deren Oberfläche ziehen. Diese Aktivität hat Einfluss auf die Temperatur auf der Erde. Es wird bei einer unterdurchschnittlichen Sonnenaktivität von einer „ruhigen Sonne“ gesprochen, welche auch verantwortlich für Kältephasen auf der Erde ist. Die „aktive Sonne“, verbunden mit einer überdurchschnittlichen Sonnenaktivität, sorgt für Wärmephasen.¹⁸

Die Treibhausgase (THG) haben ebenfalls einen wesentlichen Einfluss auf die Klimaerwärmung. Der Treibhauseffekt beschreibt die erneute Reflexion der Sonnenstrahlung an den Gasschichten in der Atmosphäre, nachdem die kurzwelligeren Strahlen bereits an der Erdoberfläche widergespiegelt wurden. Ohne diesen Effekt wäre die Temperatur auf der Erde -18°C statt 15°C. Je mehr Treibhausgase sich allerdings in der Atmosphäre befinden, desto mehr Sonnenstrahlen werden wiederum reflektiert, wodurch sich die Temperatur weiter erhöht.¹⁹

¹⁶ Berkeley Earth (2018), <http://berkeleyearth.org/graphics/> (Stand: 25.01.2019).

¹⁷ Vgl. Rahmstorf, S./Schellnhuber, H. (2007), S. 39.

¹⁸ Vgl. Leuschner, A. (2012), S. 88 f.

¹⁹ Vgl. Rahmstorf, S./Schellnhuber, H. (2007), S. 7 f.

Die fünf wichtigsten Treibhausgase sind der Wasserdampf (H₂O), welchem den größten Anteil am Treibhaus-effekt zugeschrieben wird,²⁰ Methan (CH₄), Di-Stickstoffoxid (N₂O), das bodennahe Ozon (O₃) und Kohlenstoffdioxid (CO₂). Letzteres hat heute in der Atmosphäre allerdings einen Stand erreicht wie seit fast einer Millionen Jahre nicht mehr. Dieser Anstieg erfolgte fast ausschließlich in den letzten hundert Jahren (vgl. Anlage 4, CO₂ Emissionen seit 400.000 Jahren).²¹ Aus diesem Grund ist Kohlenstoffdioxid das Gas, über welches im Rahmen des Klimawandels am meisten diskutiert wird. Um eine bessere Vergleichbarkeit mit den anderen Treibhausgasen in Bezug auf ihr globales Erwärmungspotential herzustellen, werden die Gase meist in CO₂-Äquivalent umgerechnet.²²

Ein natürlicher Grund, welcher zu einer Erhöhung von Treibhausgasemissionen beiträgt, sind leichte Neigungsänderungen der Erdachse. Durch kleinere Veränderungen gelangt mehr Sonnenstrahlung auf die Arktis, wodurch die Eiskappen schmelzen. Dieser Wasserzustrom beeinflusst die sogenannte thermohaline Zirkulation, beispielsweise den Golfstrom. Dies führt zu einer Erwärmung der Antarktis, wodurch große Mengen an CO₂ freigesetzt werden, welche im Eisboden gespeichert waren. Dies führt zu einem Teufelskreis, da sich dadurch wiederum die Temperatur erhöht und sich somit weitere Eiskappen erhitzen.²³

Als weitere natürliche Ursache für den Klimawandel sind Vulkanausbrüche zu nennen. Durch den Ascheausstoß werden große Mengen an Kohlenstoffdioxid frei. Expertenschätzungen für den Betrag des CO₂-Ausstoßes weichen allerdings stark voneinander ab. Während Ulrich Weber einen Durchschnittswert im 20. Jahrhundert von jährlichen 370 Millionen Tonnen CO₂ durch Vulkane errechnet hat,²⁴ schätzt Maya Tolstoy am Lamont-Doherty Earth Observatory der Columbia University den Wert auf jährlich 88 Millionen Tonnen des Treibhausgases. Sie ergänzt allerdings in ihrer Untersuchung, dass bei einer möglichen steigenden Aktivität von Tiefseevulkanen der genannte Betrag nach oben schnellen kann.²⁵

Bereits im Jahr 1896 publizierte der schwedische Chemiker Svante Arrhenius eine Arbeit über die Auswirkungen von Kohlenstoffdioxid auf die Temperatur der Erdoberfläche und den daraus folgenden Beitrag des Menschen zur Klimaerwärmung. Seit der industriellen Revolution stiegen die genannten Treibhausgase (bis auf das bodennahe Ozon) aufgrund der Verbrennungen von fossilen Rohstoffen und Änderungen in der Landnutzung stark an.²⁶ Der Bericht der Intergovernmental Panel on Climate Change (IPCC) aus dem Jahr 2014 analysierte die anthropologischen Treibhausgasemissionen aus dem Jahr 2010 und clusterte diese nach Sektoren. Dabei ist zu erkennen, dass die Industrie (21%), die Abholzung der Wälder und die Landwirtschaft (AFOLU: 24%) und die Stromerzeugung (25%) die größten Anteile an anthropologischen Treibhausgasemissionen besitzen

²⁰ Vgl. Lenz, D. (2011), S. 81.

²¹ Vgl. Rahmstorf, S./Schellnhuber, H. (2007), S. 7 f.; vgl. hierzu ebenso Beck, C. (2014), S. 7.

²² Vgl. UBA (2019), www.umweltbundesamt.de/service/glossar/c (Stand: 29.01.2019).

²³ Vgl. Shakun, J. et al. (2012), S. 49 f.

²⁴ Vgl. Weber, U. (2012), S. 49 f.

²⁵ Vgl. EIKE (2017), www.eike-klima-energie.eu/2017 (Stand: 28.01.2019).

²⁶ Vgl. Voss, M. (Hrsg.) (2010), S. 9 f.; vgl. hierzu ebenso Bartels, C. (2015), S. 6.

(vgl. Anlage 5, Treibhausgasemissionen nach Sektoren).²⁷ Die prozentualen Anteile dieser Sektoren blieben bis 2017 in etwa konstant, das Gesamtvolumen erhöhte sich allerdings von 49 Gigatonnen 2010 auf 53,4 Gigatonnen CO₂-Äquivalent.²⁸

2.1.2. Attribution Problem

Die Experten sind sich weitgehend einig, dass aktuell ein Klimawandel stattfindet. Die Frage, welche jedoch umstritten ist, liegt in der Gewichtung des anthropologischen Klimawandels: Ist der Mensch wirklich für den Klimawandel verantwortlich?²⁹ Im Fachjargon wird vom „Attribution Problem“ gesprochen, da die Ursachen nur schwer zugeordnet werden können.

Skeptiker des anthropologischen Klimawandels schreiben von einer „CO₂-Lüge“.³⁰ Statt den Treibhausgasen seien vor allem die bereits oben genannten Sonnenaktivitäten Treiber des Klimawandels. Dieser Prozess liefere bereits seit Millionen von Jahren ab und sei keine Erfindung des Industriezeitalters.³¹ Sie sind der Meinung, dass es ein „stabiles Klima ... in der Klimageschichte nie gegeben [hat], und ... es auch in Zukunft nicht geben [wird]“.³² Die Korrelation zwischen den Sonnenflecken und dem Klimawandel ist nicht eindeutig belegt. Während Prof. Horst Malberg von einem Korrelationskoeffizienten von +0,90 bis +0,94 spricht, schreibt Heiko Brunck nach seiner Analyse von einer „mäßigen Korrelation“.³³

Eine Studie am Ende des 20. Jahrhunderts hat ergeben, dass zumindest die Erwärmungsphase ab 1970 nicht mit den natürlichen Ursachen verbunden sein kann. Diese These wird damit untermauert, dass seit 1940 die Sonnenaktivität keinen Trend aufweist, sondern lediglich zirkular zu- und abnimmt, wie Anlage 1 graphisch zeigt. Die konstante Erwärmung könne daher nur von der Zunahme der Treibhausgase stammen. Ein Argument für diese These ist die seit rund 20 Jahren abnehmende Sonnenaktivität, während sich die Erde in diesem Zeitraum immer stärker erwärmt hat. Somit könne die Erwärmung nicht durch die Sonnenaktivität begründet werden.³⁴

Aufgrund des Attribution Problems hat das NASA Goddard Institute for Space Studies (GISS) das Computermmodell „ModelE2“ entwickelt und dieses wird für die Berechnungen auf einem Supercomputer im NASA Center for Climate Simulation in Greenbelt, Maryland, betrieben. Die Auswertung fand zwar 2012 statt, es wurde allerdings nur der Zeitraum von 1880 bis 2005 in Betracht gezogen. Für die Simulation wurde die jährliche

²⁷ Vgl. IPCC (2015), S. 9.

²⁸ Vgl. Olivier, J./ Schure, K./ Peters, J. (2017), S. 8.

²⁹ Vgl. Pott, R. (2007), S. 75 f.

³⁰ Ederer, G. (2011), www.welt.de/debatte/kommentare (Stand: 26.01.2019).

³¹ Vgl. Malberg, H. (2013), S. 6.

³² Ebenda, S. 8.

³³ Vgl. ebenda, S. 6.; vgl. hierzu ebenso Brunck, H. (2014), S. 48 f.

³⁴ Vgl. Rahmstorf, S./Schellnhuber, H. (2007), S. 39 f.

Erderwärmung pro Jahr in Fahrenheit zugrunde gelegt und untersucht, welchen Einfluss sowohl die natürlichen, als auch die anthropologischen Ursachen auf das Klima der Erde besitzen. In Anlage 3 sind alle Ergebnisse graphisch dargelegt.

In dem Modell wurden die natürlichen Ursachen unterschieden zwischen der bereits beschriebenen Sonnenaktivität, dem Neigungswinkel des Erdbits und den Ausbrüchen von Vulkanen. Die Auswertung zeigt deutlich, dass deren Auswirkungen auf die Temperatur marginal sind im Vergleich zu der tatsächlich gemessenen Erderwärmung. Darüber hinaus verlaufen diese Werte seit 1880 auf demselben Niveau. Anschließend wurden die anthropologischen Ursachen untersucht. Während die Waldrodung und die Luftverschmutzung die Temperatur sogar sinken lassen und die Ozeanverschmutzung nur geringfügig zur Erwärmung beiträgt, steigt die Temperatur aufgrund der Treibhausgase seit 1880 stark an.³⁵

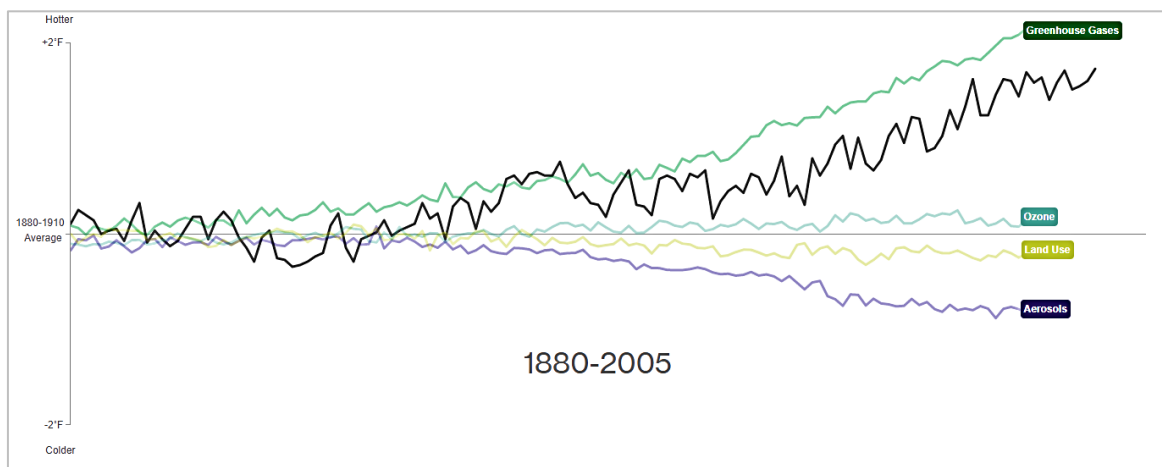


Abbildung 2: Auswirkungen der Treibhausgase³⁶

In Abbildung 2 werden die Auswirkungen der anthropologischen Ursachen von 1880 bis 2005 auf die Erderwärmung gegenübergestellt. Die schwarze Funktion zeigt den errechneten und gemessenen Temperaturanstieg pro Jahr. Es ist zu erkennen, dass die Treibhausgase in grün den größten Einfluss auf die Erderwärmung besitzen.

Das ModelE2 deklariert jedoch alle Treibhausgase als menschengemacht, obwohl ein Großteil des CO₂-Ausstoßes auf natürliche Weise erfolgt. Forscher gehen davon aus, dass nur ca. 3-5% des Ausstoßes auf anthropologischen Ursachen beruhen.³⁷ Der Anstieg der menschengemachten Kohlenstoffdioxid-Emissionen habe jedoch die natürliche CO₂-Balance ins Ungleichgewicht gebracht, so Stefan Rahmstorf vom Potsdam-Institut für Klimaforschung. Seit Jahrtausenden hätten Menschen, Tiere und Pflanzen dieselbe Menge an CO₂ produziert, welche auf der anderen Seite von den Pflanzen wiederum aufgenommen wurde. Aus diesem Grund befand

³⁵ Vgl. Bloomberg Businessweek (2015), www.bloomberg.com/ (Stand: 26.01.2019).

³⁶ Ebenda, www.bloomberg.com/graphics/ (Stand: 26.01.2019).

³⁷ Vgl. Reichstein, M. (2015), S. 127.

sich die Kohlenstoffdioxid-Konzentration auf der Erde bis vor zweihundert Jahren stets auf demselben Niveau, wie in Anlage 4 zu erkennen ist.³⁸

Dies wird auch von den Wissenschaftlern um Jinho Ahn von der Seoul National University bestätigt. Sie haben 2012 die CO₂-Werte über der Antarktika an drei Orten seit 900 v.Chr. errechnet und analysiert (Abb. 3). Bis zur Industrialisierung lag der Wert zwischen 270 und 290 parts per million (ppm). Anschließend ist die Konzentration signifikant angestiegen.³⁹

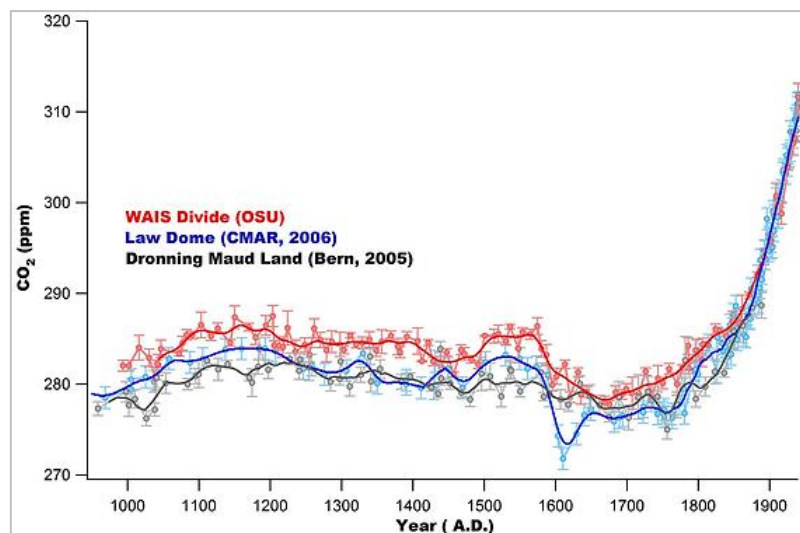


Abbildung 3: CO₂ Emissionen seit 1000 n.Chr.⁴⁰

Der aktuelle Wert am 12. März 2019 liegt bei 413.55 ppm, welches einen weiteren starken Anstieg seit der Analyse von Jinho Ahn darstellt.⁴¹ Die Mehrheit der Forscher und Experten sind sich aus diesem Grund einig, dass der Klimawandel zum großen Teil vom Menschen gemacht ist.⁴²

2.1.3. Auswirkungen und Folgen des Klimawandels

Erst 50 Jahre nach der Publikation von Svante Arrhenius im Jahr 1896 wurde seine Arbeit ernst genommen, da die Auswirkungen und Folgen des Klimawandels mehr und mehr spürbar wurden. 1970 wurde aus diesem Grund berechnet, dass eine mögliche Verdopplung der CO₂-Emissionen eine Temperaturzunahme von 1,5°C bis 4,5°C zur Folge hätte. Noch heute konnten keine genauen Werte ermittelt werden, doch die Thematik wird deutlich intensiver behandelt.⁴³

³⁸ Vgl. Focus (2014), www.focus.de/wissen/klima/ (Stand: 27.01.2019); vgl. hierzu ebenso U.S. Global Change Research Information Office (2006), www.gcrio.org/ (Stand: 27.01.2019).

³⁹ Vgl. AGU100 (2012), www.agupubs.onlinelibrary.wiley.com/ (Stand: 27.01.2019).

⁴⁰ Ebenda, www.agupubs.onlinelibrary.wiley.com/ (Stand: 27.01.2019).

⁴¹ Vgl. CO₂.Earth (2019), de.co2.earth/daily-co2 (Stand: 12.03.2019).

⁴² Vgl. Leuschner, A. (2012), S. 91; vgl. hierzu ebenso Shakun, J. et al. (2012), S. 49 f.

⁴³ Vgl. Beck, C. (2014), S. 2.

Für den Menschen sind die erkennbarsten Auswirkungen die wärmer werdenden Jahre. Das Jahr 2018 war in Deutschland mit einer Durchschnittstemperatur von 10,4°C das wärmste Jahr seit Messbeginn im Jahr 1881. Dieser Wert liegt 2,2°C über der international gültigen Referenzperiode von 1961 bis 1990.⁴⁴ Dieser Hitzerekord war in Deutschland bereits der dritte in Folge und seit den 1960er Jahren war jedes Jahrzehnt wärmer als das zuvor. Die aktuelle Durchschnittstemperatur liegt somit um 1,4°C höher als die in 1881.⁴⁵

Der Deutsche Wetterdienst hat aus diesem Grund zusammen mit acht weiteren renommierten Instituten die wesentlichen Folgen ausgearbeitet und den G20-Staaten als Grundlage für ihre politischen Entscheidungen überreicht. Darunter war neben der Temperaturzunahme auch die rasante Zunahme von immer intensiveren Wetterextremen gelistet.⁴⁶

Des Weiteren steigt der Meeresspiegel aufgrund von schmelzenden Polarkappen aktuell um 3,4 mm pro Jahr ($\pm 0,4$ mm). Darüber hinaus verlieren 80% der beobachteten Gebirgsgletscher ihre Eismasse. In Grönland handelt es sich dabei um 250 bis 300 Milliarden Tonnen jährlich. Die Folge ist ein Anstieg des Meeresspiegels an den deutschen Küsten von 10-20 cm in den letzten 100 Jahren.⁴⁷ Hochrechnungen zeigen, dass bis 2100 die jährlichen Schäden durch Überschwemmungen sich gegenüber dem Zeitraum von 1961 bis 2000 verdoppeln bis verdreifachen könnten.⁴⁸ Besonders Inselstaaten und Küstenregionen könnten dadurch ihre Existenzgrundlage verlieren.⁴⁹

Auch die beheimatete Artenvielfalt ist aufgrund steigender Durchschnittstemperaturen und Niederschläge bedroht. Zusätzlich wandern einige Tierarten aufgrund der Erwärmung nach Deutschland. Als Beispiel ist die wärmeliebende Asiatische Tigermücke zu nennen, welche vor zehn Jahren zum ersten Mal bei Weil am Rhein entdeckt wurde. Sie überträgt nachweislich weit mehr als zwanzig Krankheitserreger, unter anderem Dengue-, Westnil-, Gelbfieber- und das Zika-Virus.⁵⁰

Die Auswirkungen des Klimawandels auf die menschliche Gesundheit sind nicht belegt. Es wird davon ausgegangen, dass die klimatischen Veränderungen „wahrscheinlich“⁵¹ negative Folgen für den Menschen besitzen, beispielsweise UV-Schäden und Hitzetote. Vor allem Kinder und ältere Menschen wären besonders gefährdet.⁵²

Wissenschaftler gehen davon aus, dass der Klimawandel sich verselbstständigt und unumkehrbar wird, sobald die Permafrostböden anfangen aufzutauen. Das sind dauerhaft gefrorene Eismassen in Gebirgen, aber auch in den polaren Breiten. Die große Gefahr sind die Treibhausgase, welche seit der letzten Eiszeit in diesen Böden

⁴⁴ Vgl. DWD (2018), S. 1.

⁴⁵ Vgl. DWD (2017b), S. 18; vgl. hierzu ebenso BMU (2018a), S. 15.

⁴⁶ Vgl. DWD (2017a), <https://www.dwd.de/DE/klimaumwelt> (Stand: 18.01.2019).

⁴⁷ Vgl. ebenda, <https://www.dwd.de/DE/klimaumwelt> (Stand: 18.01.2019).

⁴⁸ Vgl. GDV (2011), S. 19.

⁴⁹ Vgl. BMU (2018a), S. 14.

⁵⁰ Vgl. BR (2018), www.br.de/themen/ (Stand: 30.01.2019); vgl. hierzu ebenso BMU (2018a), S. 16.

⁵¹ Brasseur, G./ Jacob, D./ Schuck-Zöller, S. (2017), S. 138.

⁵² Vgl. ebenda, S. 138; vgl. hierzu ebenso BMU (2018a), S. 16.

gespeichert sind. Durch das Auftauen werden diese freigesetzt und beschleunigen wiederum den Klimawandel, wodurch die Permafrostböden weiter schmelzen.⁵³ Die Technical Expert Group (TEG) der Europäischen Kommission rechnet aus diesem Grund damit, dass sich das Zeitfenster für Handlungen in den nächsten 20 bis 30 Jahren schließen wird.⁵⁴

Im Rahmen des Weltwirtschaftsforums in Davos 2019 hat Greta Thunberg in einer Diskussionsrunde die Klimakrise zu lösen als „die größte und komplexeste Herausforderung, der die Menschheit je gegenüberstand“⁵⁵ bezeichnet. Zum Abschluss appelliert sie an das hochrangige Publikum: „Ich will, dass ihr handelt, als wenn euer Haus brennt, denn das tut es!“⁵⁶

Im folgenden Kapitel sollen daher die Ziele beschrieben werden, die dazu beitragen sollen, den Klimawandel möglichst zu stoppen.

2.2. Klimaziele

Im ersten Teil der Arbeit wurde erläutert, dass der Mensch einen Einfluss auf den Klimawandel besitzt. Falls in den nächsten Jahren keine Gegenmaßnahmen eingeleitet werden, rechnet das Bundesministerium für Umwelt, Naturschutz und nukleare Sicherheit (BMU) mit einem Anstieg der Durchschnittstemperatur bis 2100 um mindestens 4 °C gegenüber 1990. Laut dem Weltklimarat können bereits 2 °C „schwerwiegende Folgen“⁵⁷ hervorrufen.

2.2.1. Pariser Klimaabkommen

Im Jahr 1992 haben aus diesem Grund 196 Länder und die Europäische Union gemeinsam die Klimarahmenkonvention der Vereinten Nationen (UNFCCC) in Rio de Janeiro unterzeichnet. Die Mitgliedsstaaten haben vereinbart, die globale Erderwärmung auf maximal 2°C über dem vorindustriellen Niveau zu begrenzen. Dadurch soll versucht werden, einen gefährlichen Klimawandel zu vermeiden. Im Rahmen des UNFCCC finden jährlich Weltklimakonferenzen („Conferences of the Parties“, kurz COP) in wechselnden Mitgliedsländern statt, um die Thematik stets aktuell zu halten.⁵⁸

Auf der dritten Weltklimakonferenz in Kyoto (*Japan; COP 3*) entstand 1997 das erste verbindliche und globale Klimaabkommen, genannt Kyoto-Protokoll. 200 Mitgliedsstaaten unterzeichneten das Abkommen, welches als Grundlage für weitere Klimaschutzanstrengungen dient.⁵⁹ Es wurden zum ersten Mal quantifizierbare Emissionsreduktionsverpflichtungen bis 2012 und anschließend bis 2020 vereinbart. Das Nachfolgeabkommen wurde

⁵³ Vgl. Mesch, K. (2011), S. 50; vgl. hierzu ebenso BMU (2018a), S. 14.

⁵⁴ Vgl. TEG (2019), „1.2 Call for action“.

⁵⁵ Welt (2019), www.welt.de (Stand: 21.02.2019).

⁵⁶ Ebenda, www.welt.de (Stand: 21.02.2019).

⁵⁷ BMU (2018a), S. 8.

⁵⁸ Vgl. ebenda, S. 18.

⁵⁹ Vgl. Wicke, L./Spiegel, P./Wicke-Thüs, I. (2006), S. 60.

im Rahmen der 21. Weltklimakonferenz in Paris 2015 (*COP 21*) abgeschlossen. Ziel sollte sein, die Klimaerwärmung bei deutlich unter 2°C und möglichst bei 1.5°C gegenüber dem vorindustriellem Niveau zu begrenzen. Im Vergleich zum Kyoto-Protokoll wurden im Pariser Abkommen in Bezug auf die Emissionsminderung nicht nur ein Teil der Industrieländer einbezogen, sondern fast alle Industrie- und Entwicklungsländer.⁶⁰ Zum Zeitpunkt der Arbeit haben 184 der 197 Mitgliedsstaaten das Pariser Abkommen ratifiziert.⁶¹

Donald Trump kündigte im Juni 2017 einen Austritt der USA aus dem Pariser Abkommen an. Da das Kyoto-Protokoll nie von den USA ratifiziert worden war, konnte sofort von dem Abkommen zurückgetreten werden. Die US-Regierung unter Barack Obama hatte jedoch das Pariser Abkommen ratifiziert, wodurch ein Austritt nach Artikel 28 des Abkommens frühestens drei Jahre nach einer schriftlichen Einwilligung möglich ist.⁶² Dies entspricht dem 04. November 2020, also exakt einen Tag nach der nächsten US-Präsidentschaftswahl.⁶³

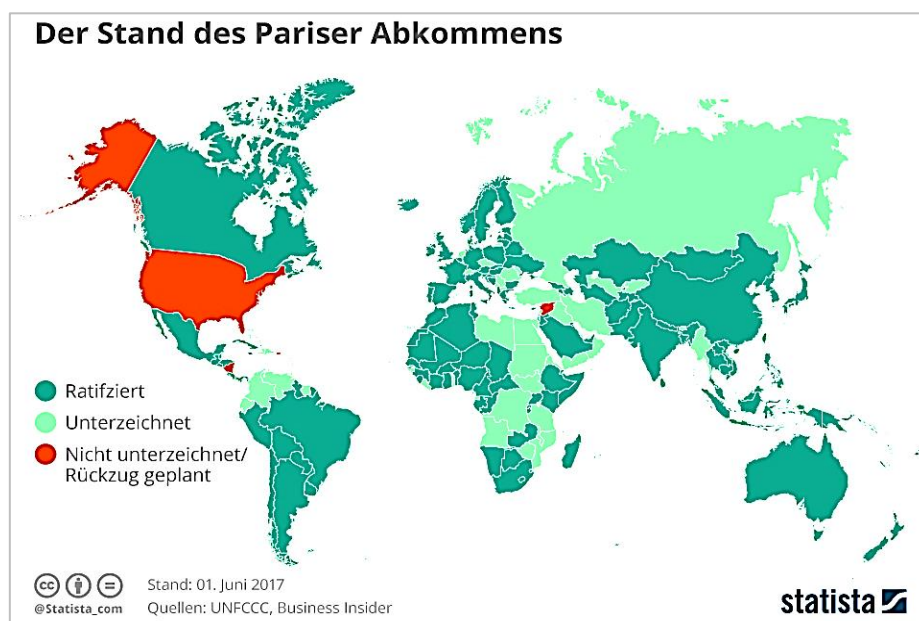


Abbildung 4: Stand des Pariser Abkommens⁶⁴

In den Weltklimakonferenzen in Marrakesch 2016 (*COP 22*) und in Bonn 2017 (*COP 23*) wurden sogenannte „Nationally Determined Contributions“, kurz „NDCs“ formuliert. Dabei handelt es sich um national festgelegte Beiträge zum Klimaschutz. Die Mitgliedsstaaten vereinbarten dabei Maßnahmen und mittelfristige Ziele.⁶⁵ Die letzte Weltklimakonferenz (*COP 24*) fand in Katowice in Polen im Dezember 2018 statt. Dabei wurde ein neues

⁶⁰ Vgl. BMU (2018a), S. 18 f.

⁶¹ Vgl. UNFCCC (2019), unfccc.int/process/the-paris-agreement/ (Stand: 30.01.2019).

⁶² Vgl. Paris Agreement of the UNFCCC, Version of 22.10.2018, Article 28.

⁶³ Vgl. Seeliger, A. (2018), S. 152; vgl. Paris Agreement, Article 28, 22.10.2015.

⁶⁴ Brandt, M. (2017), de.statista.com/infografik/9667/ (Stand: 04.02.2019).

⁶⁵ Vgl. BMU (2018a), S. 19.

Regelbuch für eine bessere Umsetzung des Pariser Abkommens und verbindliche Transparenzstandards verabschiedet.⁶⁶

Im nachfolgenden Kapitel werden die NDCs der Europäischen Union zum Pariser Abkommen näher erläutert.

2.2.2. Klimaziele der EU

Die EU hat als treibende Kraft in der internationalen Klimapolitik ihre Klimaziele in drei Bereiche unterteilt: die Reduzierung von Treibhausgasen, die Erhöhung des Anteils an Erneuerbaren Energien am Bruttoendenergieverbrauch und die Steigerung der Energieeffizienz.⁶⁷ Auf Grundlage des Kyoto-Protokolls wurde bereits 2009 das Energie- und Klimapaket mit den sogenannten 20/20/20-Zielen von der Europäischen Union beschlossen. Darin wurde vereinbart, bis 2020 EU-weit die Treibhausgasemissionen um 20% gegenüber 1990 zu verringern, den Anteil an Erneuerbaren Energien auf 20% zu erhöhen und den Primär- und Endenergieverbrauch um 20% zu senken.⁶⁸

Im Zuge des Pariser Klimaabkommens wurden weiterführende Ziele für die Jahre 2030 und 2050 beschlossen. Die EU verpflichtet sich, die Treibhausgase gegenüber 1990 bis 2030 um mindestens 40% zu senken. Im Juli 2018 wurde bekannt gegeben, dieses Ziel auf 45% anzuheben.⁶⁹ Das langfristige Ziel sollte sein, die Emissionen bis 2050 um 80-90% zu reduzieren. Der Anteil an Erneuerbaren Energien soll weiterhin steigen, um damit mindestens 27% des EU-weiten Energiebedarfs bis 2030 zu decken. Der Primär- und Endenergieverbrauch soll bis dahin zusätzlich um 27% gesenkt werden.⁷⁰

Wie in Kapitel 2.1.1 erläutert, macht die Industrie und die Stromerzeugung knapp die Hälfte der anthropologischen Treibhausgasemissionen aus. Aus diesem Grund hat die EU am 13. Oktober 2003 eine Emissionshandelsrichtlinie beschlossen.⁷¹ Dabei handelt es sich um das erste internationale System für handelbare Treibhausgasemissionsrechte (EU-ETC). Die Unternehmen aus dem Energie- und Industriesektor müssen ab 2005 für die von ihnen verursachten Treibhausgasemissionen die entsprechende Anzahl an Zertifikaten unterlegen. Dies macht rund 45% der europäischen Gesamtemissionen aus. Zunächst wurde nur Kohlenstoffdioxid erfasst, seit 2008 können die Mitgliedsstaaten auch weitere Treibhausgase in das System miteinbringen.⁷²

Der Emissions-Cap, welcher 2005 zum ersten Mal festgelegt wurde und die Grundlage für die Anzahl der Zertifikate darstellt, wird jährlich gesenkt, wodurch eine künstliche Verknappung entsteht. Aus diesem Grund versuchen Unternehmen aus ökonomischer Sicht, ihre Emissionen zu verringern, um eine geringere Zahl an

⁶⁶ Vgl. BMU (2019b), <https://www.bmu.de/themen/klima-energie/> (Stand: 13.03.2019).

⁶⁷ Vgl. European Council: EUCO 169/14 am 24.10.2014.

⁶⁸ Vgl. Federle, C. (2011), S. 1; vgl. hierzu ebenso European Commission (2019a), ec.europa.eu/ (Stand: 01.02.2019).

⁶⁹ Vgl. European Parliament (2018), www.europarl.europa.eu/doceo/document/ (Stand: 04.03.2019).

⁷⁰ Vgl. BMU (2018a), S. 20.

⁷¹ Vgl. EU Richtlinie 2003/87/EG des Europäischen Parlaments, 13/10/2003.

⁷² Vgl. Erling, U. (2008), S. 18 f.

Emissionsrechten zu benötigen. Die überschüssigen Rechte können wiederum verkauft werden. Dadurch sollen die Emissionen der entsprechenden Sektoren in 2020 um 21% und in 2030 um 43% gegenüber 2005 reduziert werden.⁷³

Es ist jedoch kritisch anzumerken, dass noch aufgrund der Auswirkungen der Wirtschafts- und Finanzkrise 2007/2008 ein Überschuss an Zertifikaten auf dem Markt existiert, wodurch die finanziellen Anreize für Unternehmen aktuell gering sind. Um dem entgegenzuwirken, verabschiedeten der Rat der Europäischen Union und das Europäische Parlament 2015 ein entsprechendes Reformpaket für den Zeitraum von 2021 bis 2030. Dadurch sollen die Überschüsse schneller reduziert werden. Die Sektoren, welche nicht im EU-ETC einbezogen sind, erhalten separate Klimaschutzziele, auf welche in dieser Arbeit nicht weiter eingegangen wird.⁷⁴

Die beiden weiteren Oberziele behandeln die Energiethematik. Bevor näher darauf eingegangen wird, werden die für das Thema relevanten Energiebegriffe kurz zusammengefasst:

- Die *Primärenergie* bzw. dessen Verbrauch stellt die Energie in ihrem natürlichen Zustand dar, beispielsweise Kohle, Naturgas/-öl, aber auch Wind und Sonnenstrahlen. Im Gegensatz dazu handelt es sich bei der *Endenergie* um die aufbereitete Form, zum Beispiel Erdgas, Benzin oder Elektrizität. Der absolute Unterschied zwischen den beiden Werten liegt überwiegend an den Umwandlungsverlusten bei der Elektrizitätsproduktion.⁷⁵
- Der *Bruttoendenergieverbrauch* wurde im Zuge der EU-Richtlinie 2009/28/EG eingeführt. Diese umfasst sämtliche Energieprodukte, welche zu energetischen Zwecken in den Bereichen Industrie, Verkehr, Haushalte, im Dienstleistungssektor, den öffentlichen Dienstleistungen sowie in der Land-, Forst- und Fischereiwirtschaft verwendet werden. Hinzugerechnet wird im Gegensatz zum Endenergieverbrauch der Elektrizitäts- und Wärmeverbrauch und -verlust.⁷⁶
- Der *Bruttostromverbrauch* stellt einen bestimmten Teil des Endenergieverbrauchs dar. Er wird als gesamte, national produzierte Strommenge definiert. Der Stromaustauschsaldo mit dem Ausland ist darin inbegriffen.⁷⁷

Das erste sich damit ergebene Klimaziel bezieht sich auf den Anteil an Erneuerbaren Energien am Bruttoendenergieverbrauch. Dieser soll auf 20% im Jahr 2020 und 27% im Jahr 2030 steigen.⁷⁸ Das zweite Energieziel bezieht die Energieeffizienz mit ein. Es wird dabei unterschieden zwischen dem Primär- und dem Endenergieverbrauch. Demnach sollen beide Arten des Verbrauchs bis 2020 um 20% und bis 2030 um 27% gegenüber dem „business-as-usual“, also dem geschäftsüblichen Energieverbrauch, sinken.⁷⁹

⁷³ Vgl. European Commission (2019b), ec.europa.eu/clima/policies/ets (Stand: 01.02.2019).

⁷⁴ Vgl. BMU (2018a) S. 20; hierzu sei weiterführend verwiesen auf cep (2016), S. 1-4.

⁷⁵ Vgl. Wesselak, V. et al. (2013), S. 4.

⁷⁶ Vgl. 2009/28/EG Artikel 2 f).

⁷⁷ Vgl. Bundesregierung (2019), www.bundesregierung.de/breg-de/themen/ (Stand: 26.02.2019).

⁷⁸ Vgl. BMU (2018b), S. 1.

⁷⁹ Vgl. ebenda, S. 1.

Zusätzlich wurde am 04.12.2012 die EU-Energieeffizienz-Richtlinie (EED) eingeführt. Jedes Mitgliedsland hat 2013 in dem EU Energieeffizienzplan ein Ziel für den nationalen Primärenergieverbrauch 2020 festgelegt. Deutschland hat vereinbart, den Primärenergieverbrauch auf 3.217 TWh im Jahr und den Bruttoendenergieverbrauch auf 2.260 TWh bis 2020 zu senken.⁸⁰

In der Richtlinie wird ebenfalls ein Maßnahmenkatalog beschrieben, durch welchen die Mitgliedsstaaten ihre Ziele erreichen können. Energieverteiler und Energievertriebsunternehmen müssen demnach mithilfe von Energieeffizienzmaßnahmen eine jährliche Energieeinsparung von 1,5% erzielen. Der öffentliche Sektor sollte darüber hinaus energieeffiziente Gebäude, Produkte und Dienstleistungen erwerben. Zusätzlich müssen die EU-Länder Gebäude auf mindestens 3% ihrer Grundstücke energieeffizient renovieren.⁸¹

2.2.3. Klimapolitik in Deutschland

Deutschland wird eine Schlüsselrolle in der EU-Klimapolitik zugesprochen und das Land will eine Vorreiterrolle in der internationalen Klimapolitik einnehmen. Bereits gegen Ende der 1980er Jahre verabschiedete die Bundesrepublik ambitionierte Klimaziele. Neben den Klimaschutzmaßnahmen wurde sich auch mit der Klimaanpassung beschäftigt. Im Rahmen dessen wurde im Umweltbundesamt das Kompetenzzentrum „Klimafolgen und Anpassung“ eingerichtet und die Deutsche Anpassungsstrategie erarbeitet.⁸² Ein Grund für das Engagement liegt unter anderem darin, dass Deutschland mit einem Bevölkerungsanteil von knapp 1 % der Weltbevölkerung knapp 5 % zur globalen Erderwärmung beigetragen hat.⁸³

Angelehnt an das Kyoto-Protokoll und an das Pariser Klimaabkommen hat sich Deutschland aus diesem Grund zu eigenen, strengeren Klimazielen verpflichtet. Diese sind im 2010 beschlossenen Energiekonzept und dem Klimaschutzplan 2050 aus dem Jahr 2016 festgeschrieben. Entsprechend dem Pariser Abkommen hat sich Deutschland das Ziel auferlegt, bis 2050 treibhausgasneutral zu werden. Eine Neutralität ist erreicht, wenn die Summe der menschengemachten Treibhausgasemissionen der Summe der Treibhausgasabsorption der Erde entspricht.⁸⁴ Dies soll schrittweise erfolgen, indem die Emissionen bis 2020 um 40% und bis 2030 um mindestens 55% gegenüber 1990 reduziert werden.⁸⁵

Erstmalig werden im Klimaschutzplan 2050 die Klimaschutzziele auch auf Sektorebene unterteilt. Während der Gebäudebereich bis 2030 die Treibhausgasemissionen um 67% bis 69% senken muss, liegen die Ziele für die Energiewirtschaft bei 61% bis 62% und für die Industrie bei 49% bis 51%. Der Anteil beim Verkehr soll um 40% bis 42% und der Landwirtschaft von 31% bis 34% reduziert werden. Für die Sektoren Landnutzung

⁸⁰ Vgl. European Commission (2019c), ec.europa.eu/energy/en/topics/ (Stand: 01.02.2019).

⁸¹ Vgl. ebenda, ec.europa.eu/energy/en/topics/ (Stand: 01.02.2019); vgl. hierzu ebenso EU Richtlinie 2010/31/EU vom 19.05.2010.

⁸² Vgl. Böcher, M./ Töller, A. (2012), S. 68 f.

⁸³ Vgl. Matthews, D. et al. (2014), S. 7.

⁸⁴ Vgl. BMU (2018a), S. 63.

⁸⁵ Vgl. ebenda, S. 24 f.

und Forstwirtschaft sind im Klimaschutzplan 2050 keine Ziele vereinbart worden. Der Fokus sollte dennoch auf den Erhalt und der Verbesserung des CO₂-Speicherungspotenzials der Pflanzen gesetzt werden.⁸⁶

Der Anteil an Erneuerbaren Energien am Bruttoendenergieverbrauch soll bis 2050 schrittweise auf 60% erhöht werden. Bis 2020 soll dieser Anteil hierfür auf 18% und bis 2030 weiter auf 30% steigen. Am Bruttostromverbrauch soll der Anteil 2020 zunächst bei mindestens 35% liegen, bis 2030 auf mindestens 50% steigen und bis 2050 auf mindestens 80% erhöht werden.⁸⁷

Im Gesetz für den Ausbau Erneuerbarer Energien (Erneuerbare-Energien-Gesetz – EEG 2017) werden darüber hinaus die Ziele für 2025 und 2035 festgelegt. Demnach soll nach §1 der Anteil der Erneuerbaren Energien am Bruttostromverbrauch bis 2025 auf 40 bis 45% und bis 2035 auf 55 bis 60% steigen. Es wird betont, dass der Ausbau „*stetig, kosteneffizient und netzverträglich*“⁸⁸ erfolgen soll. Zusätzlich sind in dem Gesetz marktbasierende Anreize wie Einspeisevergütungen und Direktvermarktung angedacht. Die entsprechenden Mehrkosten werden auf alle Stromabnehmer umgelegt.⁸⁹

Der dritte Bestandteil des Klimaschutzplans liegt in der Energieeffizienz. Es wird versucht, durch die bereits oben genannten Klimaschutzmaßnahmen den Primärenergieverbrauch bis 2020 um 20% gegenüber 2005 zu senken und bis 2050 zu halbieren. Des Weiteren wird versucht, den Bruttostromverbrauch um 10% gegenüber 2008 bis 2020 und um 25% bis 2050 zu reduzieren.⁹⁰

Ziele	Deutschland			EU		
	2020	2030	2050	2020	2030	2050
Treibhausgase						
Treibhausgasemissionen im Vergleich zu 1990	mind. -40 %	mind. -55 %	mind. -80 bis -95 %	-20 %	-40 %	-80 bis -95 %
Steigerung des Anteils EE am Energieverbrauch						
Anteil erneuerbarer Energien am Bruttoendenergieverbrauch	18 %	30 %	60 %	20 %	27 %	
Reduktion des Energieverbrauchs und Steigerung der Energieeffizienz						
Senkung des Primär- oder Endenergieverbrauchs (P/EEV)	-20% PEV ggü. 2008		-50% PEV ggü. 2008	20% (Energieeffizienzsteigerung ggü. business-as-usual)	27% (Energieeffizienzsteigerung ggü. business-as-usual)	

Abbildung 5: Klimaziele Deutschlands⁹¹

⁸⁶ Vgl. ebenda, S. 24.

⁸⁷ Vgl. BMWi (2015), S. 7.

⁸⁸ EEG (2017), Paragraph 1.

⁸⁹ Vgl. BMU (2018a), S. 24-30.

⁹⁰ Vgl. ebenda, S. 24.

⁹¹ BMU (2018b), S. 1; EU THG Reduktionsziel wurde im Juli 2018 von 40% auf 45% angehoben; vgl. hierzu European Parliament (2018), www.europarl.europa.eu/doceo/ (Stand: 04.03.2019).

Der Klimaschutzplan wird kontinuierlich überprüft und wird darüber hinaus alle fünf Jahre weiterentwickelt. Es besteht die Möglichkeit, das Ambitionsniveau anzuheben und entsprechend anzupassen. Somit können auch neue Entwicklungen und Veränderungen im Bereich der Wissenschaft miteinfließen. Die Anpassungen sollen in einem gemeinsamen Dialog zwischen dem Bund, den Ländern und Kommunen, der Wirtschaft und der Zivilgesellschaft erfolgen.⁹²

2.3. Kritiken an den Zielen

Die Klimaziele werden von vielen Seiten kritisiert. Durch das Pariser Abkommen könnte nach Ansicht einiger Wirtschaftsverbände ein Wettbewerbsnachteil für Deutschland und die EU aufgrund mangelnder Verpflichtungen der Schwellenländer entstehen. Der Verband der Chemischen Industrie (VCI) ist der Meinung, dass es aktuell zwei Geschwindigkeiten im Klimaschutz gäbe, einmal innerhalb und einmal außerhalb der EU. Das läge daran, dass es sich bei den Zielen nur um Selbstverpflichtungen der einzelnen Staaten handle und diese somit nur freiwillige Zusagen darstellen würden.⁹³ Dadurch ist es auch möglich, von den Abkommen zwar mit einer Frist, aber ohne Konsequenzen auszutreten, wie es der Fall USA zeigt.⁹⁴

Der Ökonom Axel Ockenfels steht dem Pariser Abkommen ebenfalls skeptisch gegenüber: *„Im Vergleich zu den Ergebnissen vorheriger Klimakonferenzen ist Paris ein Erfolg. Gemessen an den Herausforderungen des Klimawandels ein Debakel.“*⁹⁵ Er geht davon aus, dass selbst wenn alle Mitgliedsländer ihre Klimaziele bis 2030 erfüllen, die CO₂-Werte dennoch neue Höchstwerte erreichen würden.⁹⁶ Eine mögliche Lösung wäre seiner Meinung nach ein weltweites Emissionshandelssystem, welches allerdings noch in weiter Ferne läge.⁹⁷

Auch der geplante Anstieg an Erneuerbaren Energien wird kritisiert. Demnach können durch Windkraft und solarer Energie, je nach Wetterlage, erhebliche Schwankungen in der Stromerzeugung resultieren. Dies führt zu einer Instabilität des gesamten Stromsystems. Eine mögliche Lösung können fortgeschrittenere Energiespeicher darstellen. Dadurch wäre es möglich, diese bei erhöhter Auslastung zu laden und damit den Druck vom Netz zu nehmen. Bei geringerer Auslastung ist es im Gegenzug möglich, diese Reserven zu nutzen, um den Strombedarf zu decken.⁹⁸

Ein weiterer Nachteil lag lange Zeit in den höheren Kosten von Erneuerbaren Energien im Vergleich zu fossilen Energieträgern. Inzwischen sind diese Kosten pro Kilowattstunde besonders bei größeren Anlagen meist sogar

⁹² Vgl. BMU (2018a), S. 25.

⁹³ Vgl. Mihm, A. (2015), www.faz.net/aktuell/wirtschaft/klimagipfel (Stand: 02.02.2019).

⁹⁴ Vgl. Greenpeace (2017), <https://www.greenpeace-magazin.de/nachrichten/> (Stand: 04.02.2019).

⁹⁵ Mihm, A. (2015), www.faz.net/aktuell/wirtschaft/klimagipfel (Stand: 02.02.2019).

⁹⁶ Vgl. Hippe, T. (2016), S. 236.

⁹⁷ Vgl. Mihm, A. (2015), www.faz.net/aktuell/wirtschaft/klimagipfel/ (Stand: 02.02.2019).

⁹⁸ Vgl. Farah, F. (2014), S. 2.

niedriger als bei den fossilen Energieträgern. Zusätzlich wird das Netz aufgrund von zunehmendem Eigenverbrauch durch private Photovoltaik- oder Solarthermie-Anlagen weniger belastet.⁹⁹

Zusammenfassend kann gesagt werden, dass das Pariser Abkommen sowie die sich daraus ergebenden nationalen Ziele Schritte in die richtige Richtung sind. Die Mitgliedsländer haben nun eine langfristige Orientierung für die notwendigen Veränderungen gegen den Klimawandel. Es ist nun entscheidend, dass die Mitgliedsstaaten immer ehrgeizigere Ziele festlegen und einhalten, um die Erderwärmung tatsächlich auf 1.5°C zu beschränken.¹⁰⁰

3. Green Bonds als nachhaltige Finanzierungslösung

Der Wandel hin zu einer treibhausgasfreien Gesellschaft ist kostenintensiv und öffnet eine große Investitionslücke bei nahezu allen Industrie- und BRIC-Staaten. Vor allem die Bereiche Infrastruktur, Netzwerke und die intelligente Verteilung der Energie stellen die größte Herausforderung zur Erreichung der Klimaziele dar.¹⁰¹

Die Organisation für wirtschaftliche Zusammenarbeit und Entwicklung (OECD) geht von Investitionen zur Deckung des weltweiten Entwicklungsbedarfs von jährlichen 6,3 Billionen US-Dollar zwischen 2016 und 2030 aus. Die Europäische Kommission schätzt mit einer Investitionslücke in der EU von ca. 180 Milliarden Euro pro Jahr, um die Klimaziele 2030 erreichen zu können.¹⁰² Die European Investment Bank (EIB) rechnet sogar in den Bereichen Verkehr, Energie und Ressourcenmanagement mit einer Investitionslücke von insgesamt 270 Milliarden Euro pro Jahr.¹⁰³ Der größte Bedarf liegt im Bereich Energieeffizienz, weshalb die Bundesregierung ihre Investitionspläne nach dem Prinzip „Efficiency First“ priorisiert hat.¹⁰⁴

Auf der Gegenseite suchen immer mehr Anleger nach sogenannten ESG-Finanzanlagen. Eine Studie des „European Sustainable and Responsible Investment Forums“ (Eurosif) hat aufgedeckt, dass 75% der Investoren den nachhaltigen Anlagen ein deutlich höheres Gewicht geben als noch vor fünf Jahren.¹⁰⁵ Diese Anlagen besitzen ökologische (environmental) und soziale (social) Aspekte. Zudem wird auf eine nachhaltige Unternehmensführung (governance) geachtet. Dadurch hat sich der Social Investment Markt weltweit etabliert und ein großer Anteil liegt in den Socially Responsible Investments (SRI), zu welchen auch Green Bonds gehören.¹⁰⁶ In dieselbe Kategorie fallen Social Bonds, welche einen Fokus auf eine soziale und menschenrechtskonforme Volkswirtschaft setzen, und Sustainability Bonds, die ökonomische, ökologische und soziale Aspekte vereinen.¹⁰⁷ Diese

⁹⁹ Vgl. co2online (2019), www.co2online.de/klima-schuetzen/energiewende (Stand: 02.02.2019).

¹⁰⁰ Vgl. BMU (2019b), www.bmu.de/themen/klima-energie/klimaschutz/ (Stand: 04.02.2019).

¹⁰¹ Vgl. Faust, M. (Hrsg.) (2014), S. 43.

¹⁰² Vgl. OECD (2017), S. 1.

¹⁰³ Vgl. EIB (2016), S. 8.

¹⁰⁴ Vgl. Binger, J./ Kopp, M./ Reitzenstein, A. (2018), S. 5-15.

¹⁰⁵ Vgl. Eurosif (2018), S. 7.

¹⁰⁶ Vgl. o.V. (2016), S. 1 f.; vgl. hierzu auch Sherpacon (Hrsg.) (2018), S. 22.

¹⁰⁷ Vgl. Sherpacon (Hrsg.) (2018), S. 5.

beiden Arten von nachhaltigen Bonds werden in dieser Arbeit nicht weiter erläutert, da aktuell nur fünf Bonds in Deutschland in diese beiden Kategorien fallen.¹⁰⁸

3.1. Theoretische Grundlagen der Green Bonds

3.1.1. Terminologische Abgrenzung und Wirkungsweise

Green Bonds, auch Klimaanleihen genannt, bieten eine Alternative zu klassischen Anleihen zur (Re-)Finanzierung von nachhaltigen Projekten, zum Beispiel in den Bereichen Erneuerbare Energien und Steigerung der Energieeffizienz.¹⁰⁹ Es handelt sich dabei um einen noch sehr jungen Markt, welcher die letzten Jahre allerdings stark gewachsen ist. Das weltweite Emissionsvolumen stieg von 13 Milliarden US-Dollar im Jahr 2013 auf 167,3 Milliarden US-Dollar im Jahr 2018.¹¹⁰

Der Emittent verpflichtet sich bei diesen grünen Anleihen, das eingesammelte Kapital ausschließlich für klimaschonende und nachhaltige Projekte zu verwenden. Eine Besonderheit liegt vor allem darin, dass Investoren bereits bei der Emission die Mittelverwendung erfahren. Mit 38% des Anlagenvolumens wurde 2016 der größte Anteil in den Bereich Energie investiert, gefolgt von Gebäude & Industrie (18%), Transport (16%) und Wasseraufbereitung (14%).¹¹¹

Die Umweltanleihe, worunter im engeren Sinne Green Bonds fallen, kann nicht eindeutig von der Klimaschutzanleihe unterschieden werden. Während die Klimaschutzanleihe den Fokus generell auf geringere Kohlenstoffdioxidemissionen legt, finanzieren Umweltanleihen bestimmte Umweltprojekte.¹¹²

Eine genaue Definition für Green Bonds existiert aktuell nicht. Dies liegt daran, dass weder der Begriff „Green Bond“, noch die Begriffe „grün“ und „nachhaltig“ gesetzlich geschützt sind. Da die Glaubwürdigkeit besonders bei Green Bonds ein entscheidender Faktor bei der Anlageentscheidung ist, haben private Initiativen Qualitätsstandards eingeführt, um das Vertrauen und die Transparenz im Green-Bond-Markt zu verbessern. Vor allem die Green Bond Principles (GBP) der ICMA und der Climate Bond Standard der Climate Bond Initiative (CBI) sind zu nennen.¹¹³ Darüber hinaus können sich Emittenten eine zweite Meinung (Second Opinion) von einem unabhängigen Gutachter einholen.¹¹⁴ Diese Qualitätsstandards werden im Kapitel 3.2 näher erläutert.

¹⁰⁸ Vgl. ICMA (2019), www.icmagroup.org/ (Stand: 16.02.2019); hierzu sei weiterführend verwiesen auf Schoenmaker, D./ Schramade, W. (2019), S. 272.

¹⁰⁹ Vgl. Faust, M. (Hrsg.) (2014), S. 341.

¹¹⁰ Vgl. Hauck & Aufhäuser (2018), S. 13 f.

¹¹¹ Vgl. KfW (2017a), S. 1.

¹¹² Vgl. Dengl, G. (2014), S. 3.

¹¹³ Vgl. KfW (2017b), www.kfw.de/stories/umwelt/klimawandel/green-bonds/ (Stand: 09.02.2019).

¹¹⁴ Vgl. Deutsche Börsen AG (2018), www.boersenag.de/Green_Bonds (Stand: 09.02.2019).

3.1.2. Green Finance Produktpalette

Neben Green Bonds existieren einige weitere grüne Finanzprodukte, deren Fokus auf der Nachhaltigkeit liegen. Im Folgenden soll auf Green Schuldscheine und Green Loans genauer eingegangen werden.

Zu Beginn des Jahres 2016 hat die Nordex-Gruppe, ein Anbieter von Megawatt-Turbinen, den weltweit ersten Green Schuldschein emittiert. Das Emissionsvolumen in Höhe von 550 Millionen Euro mit Laufzeiten von drei bis zehn Jahren wurde ausschließlich in Projekte investiert, welche sich positiv auf den Klima- und den Umweltschutz auswirken. Dies wurde von dem Climate Bond Standard Executive Board auf Grundlage eines Gutachtens verifiziert. Dadurch war es auch für ESG-Investoren möglich, in diesen Schuldschein zu investieren. Diese Art von Anleger haben sich in ihren Frameworks verpflichtet, sich an Umwelt- und Sozialstandards zu orientieren. Der Anteil der ESG-Investoren an den Schuldscheinzeichnern dieser Transaktion lag bei etwa 25% des Emissionsvolumens.¹¹⁵

Die Geschäftsführerin von Mann+Hummel sieht nach einer Green Schuldschein-Emission im Jahr 2017 mit der LBBW diese Produktklasse aufgrund der „verbesserten Tilgungsstruktur, der Diversifikation der Investorenbasis und der Erhöhung des finanziellen Handlungsspielraums“¹¹⁶ als ideales Refinanzierungsinstrument für nachhaltige Projekte.

Bei sogenannten Green Loans handelt es sich im Wesentlichen um Kredite, welche bestimmten Umweltkriterien unterliegen. Darunter fällt unter anderem der Umbau des Eigenheims, beispielsweise für den Kauf und die Installation von Solar Panels. Das Darlehen kann ebenfalls für grüne Landschaftsgestaltung verwendet werden, solange keine gefährlichen Chemikalien zum Einsatz gebracht werden. Die grünen Kredite unterscheiden sich von einem Standarddarlehen vor allem darin, dass Rückzahlungen auf die Stromrechnung angerechnet werden können. Dabei sollten die Kreditkosten allerdings nicht die Energieeinsparungen übersteigen.¹¹⁷

In dieses Produktsegment fallen auch Green Mortgages (Grüne Hypotheken). Kreditnehmer erhalten bei ausgewählten Banken für grüne Projekte 1% Rabatt auf den normalen Hypothekensatz für ein bestehendes Haus und bis zu 1,25% Rabatt für Neubauten.¹¹⁸ Die grünen Konsortialkredite sind ebenfalls eine besondere Form des Green Loans. Das erste deutsche Unternehmen, welches dieses Finanzierungsprodukt verwendet hat, war Henkel im Jahr 2018.¹¹⁹

¹¹⁵ Vgl. Nordex (2016), www.nordex-online.com/de/news-presse/ (Stand: 10.02.2019).

¹¹⁶ LBBW (2017a), www.lbbw.de/artikelseite/banking-erleben/ (Stand: 10.02.2019).

¹¹⁷ Vgl. Zee, B. (2018), www.financer.com/us/loans/green-loans/ (Stand: 09.02.2019).

¹¹⁸ Vgl. ebenda.

¹¹⁹ Vgl. Eich, J. (2019), S. 18 f.

Während Green Bonds und Green Schuldscheine nachhaltige Projekte finanzieren, ist die Verwendung von Green Loans zum Emissionstermin noch nicht festgelegt. Der entsprechende Zinssatz ist dabei von der Nachhaltigkeitsperformance abhängig. Diese wird von spezialisierten Ratingagenturen, wie Sustainalytics, EcoVadis und ISS-Oekom überprüft.¹²⁰

Aktuell beschränkt sich der Green-Finance-Markt in Deutschland auf die genannten Produkte. Aufgrund des noch sehr geringen Emissionsvolumen der Green Loans und Green Schuldscheine¹²¹ werden die beiden Finanzprodukte in der Analyse dieser Arbeit vernachlässigt.

3.2. Framework and Certifications

Die größte Problematik der Green Bonds ist der fehlende Schutz des Begriffs „Green Bond“. Dadurch können Emittenten ihre Anleihen als nachhaltiges Investment titulieren, obwohl das eingesammelte Kapital für andere Zwecke verwendet wird. Dies sorgt für Unsicherheiten auf Seiten der Investoren und stellt für diese einen größeren Mehraufwand beim Vergleich von verschiedenen Green Bonds dar.¹²²

Einige Initiativen haben es sich daher zur Aufgabe gemacht, Standards zu setzen, um den Green-Bond-Markt transparenter und dadurch auch wettbewerbsfähiger zu machen.

3.2.1. Green Bond Principles

Als wichtige Grundlage sind die Green Bond Principles (GBP) zu nennen. Sie wurden von der International Capital Market Association (ICMA) zusammen mit knapp 200 Marktteilnehmern unter Leitung des GBP-Executive Committees erarbeitet. Dabei waren sowohl Emittenten und Investoren, als auch Emissionsbanken involviert, wodurch die Akzeptanz am Markt erhöht wurde. Mitglieder im Leitungsgremium sind unter anderem BlackRock, die Weltbank, die EIB, Unilever und die HSBC.¹²³

Es handelt sich bei den Green Bond Principles im Allgemeinen um „*voluntary process guidelines that recommend transparency and disclosure and promote integrity in the development of the Green Bond market by clarifying the approach for issuance of a Green Bond.*“¹²⁴ Sie sind somit Orientierungshilfen und freiwillige Prozessleitlinien, welche als Grundlage für den breiten Einsatz im Markt konzipiert wurden.

Folgende vier Bereiche müssen überprüft und dokumentiert sein, um als „grün“ im Sinne des GBP zu gelten:

1. Verwendung der Emissionserlöse (*Use of Proceeds*)
2. Prozess der Projektbewertung und -auswahl (*Process for Project Evaluation & Selection*)
3. Management der Erlöse (*Management of Proceeds*)

¹²⁰ Vgl. Backhaus, D. (2018), www.dertreasurer.de/news/finanzen-bilanzen/ (Stand: 10.02.2019).

¹²¹ Vgl. Dawson, C. et. al. (2018), www.environmental-finance.com/content/ (Stand: 17.02.2019).

¹²² Vgl. Brülisauer, A./ Bühler, M./ Frei, P. (2015), S. 10.

¹²³ Vgl. NordLB (2016), S. 3.

¹²⁴ ICMA (2018), S. 2.

4. Berichterstattung (*Reporting*)

Der wichtigste Bestandteil ist die Verwendung der Emissionserlöse des Green Bonds. Dieser muss einen klaren Umweltnutzen schaffen. Zusätzlich muss er evaluiert und möglichst quantifiziert werden. In einem Katalog werden die für GBP geeigneten Projektarten gelistet. Darunter fallen neben den drei Bestandteilen des Pariser Abkommens¹²⁵ ebenfalls Projekte für ein nachhaltiges (Ab-)Wassermanagement oder Schutz der Artenvielfalt. Es wird allerdings betont, dass es nicht das Ziel der GBP sei, die optimalen Lösungsansätze für den Umweltschutz hervorzuheben. Vielmehr sollen Taxonomien erstellt werden, um eine Vergleichbarkeit zu gewährleisten. Ab wann ein Projekt jedoch als „grün“ eingestuft wird, kann sich von Sektor und Region stark unterscheiden.¹²⁶

Bei den Bereichen zwei bis vier handelt es sich im Allgemeinen um die Offenlegung von Informationen. Dadurch sind Emittenten angehalten, die ökologisch nachhaltige Zielsetzung und die daraus resultierende Projektauswahl zu dokumentieren und für Investoren bereitzustellen. Darüber hinaus sollen die aus dem Projekt stammenden Erlöse möglichst auf ein separates Unterkonto gutgeschrieben werden, um eine Nachverfolgung und Transparenz zu ermöglichen. Zuletzt ist es notwendig, regelmäßige Berichte mit qualitativen Leistungsindikatoren und möglichst quantitativen Kennzahlen offenzulegen. Das Pendant der GBP sind die Social Bond Principles (SBP) für Social Bonds und die Sustainability Bond Guidelines (SBG) für Sustainability Bonds.¹²⁷

Die Green Bond Principles haben das Ziel, Investitionen in ökologisch nachhaltige Projekte zu fördern und voranzubringen. Aus diesem Grund haben unter anderem die sechs größten deutschen Banken nach Bilanzsumme¹²⁸ diese in ihre Frameworks übernommen.¹²⁹

3.2.2. Climate Bond Standard

Aufbauend auf die Green Bond Principles hat die Climate Bond Initiative, eine Non-Profit-Organisation aus London, das „Climate Bond Standard & Certification Scheme“ ausgearbeitet. Ziel ist es, einen Ansatz zur Überprüfung der Mittelverwendung und deren Einklang mit dem Pariser Abkommen zu bieten. Die Hauptmerkmale des Climate Bond Standards sind klare und verbindliche Anforderungen an den Emittenten, spezifische Förderkriterien für kohlenstoffarme Projekte und ein Sicherheitsrahmen mit unabhängigen Prüfern und transparenten Verfahren.¹³⁰ Hierfür müssen sechs Kriterien zutreffen:

1. Auswahl von Projekten (Selection of Projects & Assets)

¹²⁵ Drei Bestandteile des Pariser Abkommens: Reduzierung der Treibhausgase, Erhöhung des Anteils an Erneuerbare Energien und Steigerung der Energieeffizienz.

¹²⁶ Vgl. ebenda, S. 3-5.

¹²⁷ Vgl. ICMA (2017), S. 3-7.

¹²⁸ Vgl. Statista (2018), de.statista.com/statistik/daten/studie/ (Stand: 10.02.2019).

¹²⁹ Vgl. Deutsche Bank (2019), www.db.com (Stand: 10.02.2019); vgl. DZ Bank (2019), www.dzbank.de (Stand: 10.02.2019); vgl. KfW (2019), www.kfw.de (Stand: 10.02.2019);

vgl. Commerzbank (2018), S. 4; vgl. HVB (2015), S. 11; vgl. LBBW (2017b), S. 2.

¹³⁰ Vgl. CBI (2015), S. 2 f.

2. Interne Prozesse & Kontrollen (Internal Processes & Controls)
3. Berichterstattung vor der Emission (Reporting Prior to Issuance)
4. Verwendung der Erlöse (Use of Proceeds)
5. Nicht-Kontamination des Erlöses (Non-Contamination of Proceeds)
6. Berichterstattung (Reporting)¹³¹

Zu den Kriterien der GBP wird somit auch der Aspekt der internen Prozesse und Kontrollen hinzugefügt. Dabei wird darauf geachtet, wie das Projekt organisiert und auch kontrolliert wird. Zusätzlich ist es notwendig, bereits vor der Emission mit der Berichterstattung zu beginnen. Zuletzt wird aufgrund der Nachverfolgbarkeit überprüft, ob der Erlös aus dem grünen Projekt exakt von dem Umsatz des allgemeinen Geschäftsbetriebs abgegrenzt wird. Ist dies nicht der Fall, ist der Erlös nach der Climate Bond Initiative kontaminiert und der Bond erfüllt nicht die Voraussetzung des Climate Bond Standards. Sobald alle sechs Kriterien durch den Bond erfüllt sind, wird die Zertifizierung durch ein unabhängiges Climate Bond Standard Board durchgeführt.¹³²

3.2.3. Second Party Opinions

Um die Nachhaltigkeit von Green Bonds festzustellen, können unabhängige Gutachten von dritten Parteien erstellt werden, den sogenannten „Second Party Opinions“ (SPO). Aktuell befinden sich rund 20 Anbieter von diesen Gutachten auf dem Markt, wobei 90% des Green-Finance-Volumens von nur sechs Anbietern überprüft wird. Da sie keine Agenturen darstellen, sondern von jedem Unternehmen durchgeführt werden können, sind die entsprechenden Gutachten stark von der Reputation des Anbieters abhängig.¹³³

Anbieter der Second Opinion können ESG Research Service Provider sein. Zu nennen sind vor allem Oekom, Sustainalytics und Vigeo. Es ist ebenfalls möglich, diese Gutachten von wissenschaftlichen Experten erstellen zu lassen, zum Beispiel vom schwedischen Centre for International Climate and Environmental Research Oslo (CICERO).¹³⁴

Da aktuell keine allgemeingültigen, einheitlichen Maßstäbe existieren, legen die Gutachter einen unterschiedlichen Fokus bei der Überprüfung. Einige Second-Opinion-Anbieter konzentrieren sich auf die möglichen Klima- und Umweltauswirkungen des zu begutachtenden Green Bonds. Andere SPO untersuchen auch die sozialen oder ökonomischen Aspekte einer Anleihe.¹³⁵

Während sich die Bewertungsprozesse unterscheiden, orientieren sich alle Gutachter an den Kernelementen des GBP: die Verwendung der Erlöse, die Projektauswahl, die Erlösverwaltung und die Berichterstattung. Nach-

¹³¹ Vgl. Sherpacon (Hrsg.) (2018), S. 9; vgl. hierzu ebenso CBI (2015), S. 1.

¹³² Vgl. Sherpacon (Hrsg.) (2018), S. 9; vgl. hierzu ebenso Damerow, F. (2019), telefonisches Interview am 15.03.2019, Frage 2.

¹³³ Vgl. ebenda, S. 11.

¹³⁴ Vgl. Boubaker, S./ Cumming, D./ Nguyen, D. (2018), S. 190.

¹³⁵ Vgl. Markandya, A./ Galarraga, I./ Rübhelke, D. (2017), S. 89.

dem der Gutachter die Überprüfung des Green Bond Frameworks des Emittenten und die dazugehörige Dokumentation abgeschlossen hat, wird von dem externen Prüfer eine Stellungnahme zur Nachhaltigkeit der Anleihe abgegeben. Einige Anbieter legen zum Beispiel ausschließlich dar, ob der überprüfte Green Bond den aktuellen Anforderungen entspricht. Andere Gutachter geben eine differenziertere Einschätzung ab. CICERO beispielsweise kategorisiert die Anleihe in „dunkelgrün“, „mittelgrün“, „hellgrün“ oder „braun“.¹³⁶

Die Asian Development Bank hat mithilfe der Daten der Climate Bond Initiative die globalen Green Bonds analysiert und musste feststellen, dass 2016 nur 54,2% der untersuchten Green Bonds eine Zertifizierung durch einen Second-Opinion-Anbieter besaßen.¹³⁷ In Deutschland hingegen wurden in den Jahren 2013 bis 2017 88% der Green Bonds und 99% des Emissionsvolumens von externen Prüfern zertifiziert.¹³⁸ Viele Second-Opinion-Anbieter unterstützen zusätzlich bei der Formulierung des Rahmenwerks. Es ist kritisch zu hinterfragen, ob die Unabhängigkeit und Unvoreingenommenheit bei einer anschließenden Bewertung dadurch nicht gefährdet wird.¹³⁹

Die Zweitmeinungen geben den Investoren Vertrauen in die erklärte Absicht der Emittenten, in die entsprechenden Bereiche zu investieren. Aus diesem Grund empfehlen sowohl die Green Bond Principles als auch die Climate Bond Initiative die Verwendung eines externen Gutachtens wie Second Opinions, Prüfungen oder Zertifizierungen. Durch die SPO kann jedoch nicht sichergestellt werden, ob der Emittent das abgegebene Versprechen am Ende auch tatsächlich einhält.¹⁴⁰

3.3. Wesentliche Ausprägungsmerkmale von Green Bonds

In diesem Kapitel sollen die wesentlichen Ausprägungsmerkmale der grünen Anleihen näher dargestellt werden, um die entsprechende Entwicklung des Marktes im Praxisteil verstehen zu können.

3.3.1. Kritikpunkte an Green Bonds

Es existieren zum Zeitpunkt der Erstellung der Arbeit drei wesentliche Schwächen der Green Bonds, welche die Zurückhaltung einiger Emittenten und Investoren erklären können. Wie bereits in Kapitel 3.1.1 ‚Terminologische Abgrenzung und Wirkungsweise‘ ausgeführt, existiert aktuell kein Schutz auf die Begriffe „Green Bond“, „grün“ und „Nachhaltigkeit“. Aus diesem Grund gibt es unterschiedliche Auffassungen, ab wann ein Projekt als grün gekennzeichnet werden kann.¹⁴¹ Dies wird besonders deutlich am Green Bond des Energiekonzerns Électricité de France (EDF), mit dessen Erlöse nachhaltige Energieprojekte zum Umwelt- und Klimaschutz finanziert werden sollen. EDF ist allerdings einer der größten Betreiber von Atomkraftwerken. Der Green Bond

¹³⁶ Vgl. Asian Development Bank (2018), S. 42.

¹³⁷ Vgl. ebenda, S. 41.

¹³⁸ Vgl. Sherpacon (Hrsg.) (2018), S. 18.

¹³⁹ Vgl. Adelphi (2017), S. 27.

¹⁴⁰ Vgl. Boubaker, S./ Cumming, D./ Nguyen, D. (2018), S. 190.

¹⁴¹ Vgl. NordLB (2016), S. 3.

wurde jedoch vom Emittenten aufgrund geringerer CO₂-Emissionen als umweltverträglich eingestuft. Dadurch konnte die grüne Anleihe aufgrund der entsprechenden Auslegung der Mittelverwendung emittiert werden.¹⁴²

Die Green Bond Principles und Climate Bond Standards haben zwar die Transparenz auf dem Green-Bond-Markt erhöht, doch nach wie vor existiert noch keine einheitliche Begriffsabgrenzung. Darüber hinaus werden aktuell mehrere Standards verwendet, wodurch wiederum die Vergleichbarkeit für Investoren erschwert wird.¹⁴³ Deshalb wachsen erhebliche Zweifel an der Schlüssigkeit und Verlässlichkeit der Green Bonds sowie an dessen nachhaltigen Charakter. Experten raten daher, schnellstmöglich einen allgemeingültigen Standard zu setzen, um den Ruf der Green Bonds nicht zu gefährden.¹⁴⁴

Die Europäische Union arbeitet aus diesem Grund aktuell an einem Klassifikationssystem für Green Finance Produkte, um den Nachhaltigkeitswert einheitlich in allen Wirtschaftsbereichen beurteilen und bewerten zu können.¹⁴⁵ Die Thematik wird in Kapitel 4.4.2 ausführlicher behandelt.

Ein weiterer Kritikpunkt an Green Bonds ist der *„Versuch von Unternehmen, durch Marketing- und PR-Maßnahmen ein grünes Image zu erlangen, ohne allerdings entsprechende Maßnahmen im Rahmen der Wertschöpfung zu implementieren.“*¹⁴⁶ Mit diesen Worten beschreibt das Gabler Wirtschaftslexikon den Begriff „Greenwashing“. Es wird dabei versucht, das eigene Image durch die Verbreitung von Desinformationen zu stärken.

Die Gründe für das Greenwashing können neben der direkten Verkaufsförderung vielseitig sein. Zum einen wird es angewendet, um von den umweltschädlichen und eventuell umstrittenen Geschäftstätigkeiten abzulenken. Zum anderen wird dadurch versucht, mithilfe dieser Schein-Klimaprojekte, staatliche Subventionen zu erhalten. Zuletzt wird darauf zurückgegriffen, um für das Unternehmen negative politische Entscheidungen abzuwenden. Greenwasher argumentieren gegenüber der Regierung damit, dass sie eine mögliche Verpflichtung als nicht notwendig erachten, da sie bereits von sich aus Umweltproblematiken bekämpfen. Diese Verdrängung von Umweltgesetzen durch Lobbyismus wird auch als „Deep Greenwash“ bezeichnet.¹⁴⁷

Der Green-Bond-Markt wird teilweise auch für das Greenwashing missbraucht. Viele Emittenten legen Informationen zu ihren Green Bonds nicht offen, weshalb sich der Markt generell als sehr intransparent darstellt. Zwar haben die Emittenten eine Rechenschaftspflicht in Bezug auf die Verwendung der Erlöse, doch meistens handelt es sich dabei nur um Angaben von Projektkategorien und Projektbeispielen. Dieser Umstand erleichtert Greenwashing-Versuche.¹⁴⁸ Die CIO der Zurich Insurance hat zu der Thematik in Hinblick auf den Green-Bond-

¹⁴² Vgl. Frühauf, M. (2016), <https://www.faz.net/aktuell/finanzen/> (Stand: 12.02.2019); vgl. hierzu ebenso Sherpacon (Hrsg.) (2018), S. 21.

¹⁴³ Vgl. Berensmann, K. (2017), S. 1-4.

¹⁴⁴ Vgl. Sherpacon (Hrsg.) (2018), S. 8.

¹⁴⁵ Vgl. Capmarcon (Hrsg.) (2019), S. 4.

¹⁴⁶ Gabler Wirtschaftslexikon (Hrsg.) (o.J.), wirtschaftslexikon.gabler.de/ (Stand: 12.02.2019).

¹⁴⁷ Vgl. Müller, U. (2007), S. 2.

¹⁴⁸ Vgl. Schneeweiß, A. (2016), S. 22; vgl. hierzu ebenso Luttmer, N. (2015), www.fr.de/wirtschaft/ (Stand: 16.02.2019).

Markt eine klare Meinung: „*In capital markets, trust is key. If there is going to be a lot of ‘green washing’, this market will die.*“¹⁴⁹ Auf der Gegenseite sieht Christoph Husmann, CFO bei Encavis, die Gefahr von Greenwashing als begrenzt an. Dies läge daran, dass die Nachhaltigkeitsagenturen die Emittenten sehr genau überprüfen, wodurch es für den Emittenten kaum möglich sei, Greenwashing zu betreiben. Vor allem die renommierten Gutachter seien stark auf ihren guten Ruf angewiesen.¹⁵⁰

Die Sorge von Emittenten, aufgrund fehlender Definitionen durch eine Green Bond Emission von den Medien, NGOs oder Shareholders als Greenwasher bezeichnet zu werden, kann darüber hinaus zu einer ablehnenden Haltung gegenüber den grünen Anleihen führen.¹⁵¹

Die letzte Problematik, welche in dieser Arbeit ausgeführt wird, stellt den Teufelskreis durch Interdependenzen dar. Durch die geringe Anzahl an Emittenten mit Investment-Grade-Rating ist es für Investoren kaum möglich, ein gut diversifiziertes Portfolio aus Green Bonds in Bezug auf Emittenten, Sektoren und Laufzeit zu erstellen. Von den aktuell 362 ausstehenden Euro-Staatsanleihen werden nur fünf als Green Bonds geführt. Die fünf größten Emissionsländer besitzen einen Anteil von 71% des Emissionsvolumens des gesamten Green-Bond-Marktes. Die restlichen 29% entfallen im Durchschnitt auf nur drei Emittenten pro Land.¹⁵² Es entstehen dadurch Konzentrationsrisiken, welche sowohl durch eine regulatorische als auch interne Seite beschränkt sind. Zumeist erhalten Investoren Restriktionen, bspw. in maximal 10% pro Emittenten und maximal 10% einer Emission zu investieren.¹⁵³

Dadurch ist aktuell der Anteil an Buy-and-hold Investoren sehr dominant. Zusammen mit dem noch niedrigen Gesamtemissionsvolumen von Green Bonds führt dies zu einer Illiquidität am Sekundärmarkt. Aus diesem Grund ist es für große Investoren kaum möglich, skaliertes Engagement zu betreiben. Eine weitere Folge ist ein Illiquiditätsaufschlag, welcher grundsätzlich von Investoren für Green Bonds verlangt wird, weshalb es wiederum für Emittenten weniger attraktiv wird.¹⁵⁴ Auf der Gegenseite erwarten diese aufgrund der erhöhten Informationsqualität einen Preisvorteil für die Emissionen. Dies hat zur Folge, dass weniger Green Bonds emittiert werden, was wiederum die Liquidität am Sekundärmarkt beeinflusst.¹⁵⁵

Um diesen Teufelskreis zu beenden gibt es politische Konzepte, um Emission von Green Bonds für Emittenten interessanter zu machen. Ein Beispiel hierfür ist eine öffentliche, finanzielle Förderung, um den aktuell noch sehr geringen Spread-Vorteil gegenüber einer vergleichbaren konventionellen Anleihe auszugleichen. Eine weitere Möglichkeit liegt darin, dass der Staat das Angebot durch eigene Emissionen erhöht. Dies wird aktuell

¹⁴⁹ Baghdjian, A./ Arnold, P. (2014), uk.reuters.com/article/ (Stand: 13.02.2019).

¹⁵⁰ Vgl. Kögler, A. (2019), S. 21.

¹⁵¹ Vgl. TEG (2019), „2.2 Barriers to Green Bond market development“.

¹⁵² Vgl. da Costa, M. (2018), S. 1.

¹⁵³ Vgl. Faust, M. (Hrsg.) (2014), S. 351 f.

¹⁵⁴ Vgl. Adelphi (2017), S. 21; vgl. hierzu ebenso Faust, M. (Hrsg.) (2014), S. 351 f.

¹⁵⁵ Vgl. Adelphi (2017), S. 14.

mithilfe der KfW durchgeführt. Allerdings stellt dies eine Gratwanderung zwischen Crowding-in und Crowding-out von privaten Geldern dar.¹⁵⁶

3.3.2. Vorteile und Chancen durch grüne Anleihen

Wie im vorigen Kapitel beschrieben, erhalten Emittenten von Green Bonds noch keinen direkten ökonomischen Mehrertrag. Das liegt daran, dass Green Bonds im Allgemeinen mit zusätzlichen Kosten verbunden sind. Der Grund liegt in den komplexeren und damit auch kostspieligeren Prozessen, um entsprechende Projekte zu verifizieren. Darüber hinaus sollte mindestens eine Second Party Opinion von einer Nachhaltigkeitsratingagentur eingeholt und eine Wirksamkeitsberichterstattung eingerichtet werden, was ebenfalls mit höheren Kosten verbunden ist. Auf der Gegenseite steht aktuell nur eine geringe Einsparung der Zinslast, in der Regel von ein bis zwei Basispunkten, dagegen.¹⁵⁷ Dennoch versprechen sich die Emittenten und Investoren Vorteile daraus, welche im Weiteren behandelt werden sollen.

Auf Seiten der Investoren ist es möglich, in klimafreundliche Anlagen zu investieren, ohne dabei Renditeeinbußen hinnehmen zu müssen. Im Vergleich zu konventionellen Anleihen sind Green Bonds fast identisch. Bei gleichen Eigenschaften gibt es laut dem AXA IM Research keine wesentlichen Unterschiede zwischen grünen und grauen (=nicht grünen) Anleihen.¹⁵⁸ Das liegt zum einen an dem ohnehin sehr tiefen Zinsniveau, zum anderen werden Green Bonds noch nicht als eigenständiges Marktsegment angesehen. Dadurch werden diese von Investoren ähnlich den konventionellen Anleihen gepreist.¹⁵⁹ Bei der Wahl zwischen einem grünen und einem grauen Bond ist somit der Nachhaltigkeitsgedanke des Green Bonds der wesentliche Unterschied der beiden Anlageformen. Dieser Aspekt ist allerdings aus Emittenten-Sicht nachteilig.

Diese haben jedoch den Vorteil, dass es ihnen mithilfe von Green Bonds möglich ist, eine größere, potentielle Investorenbasis anzusprechen.¹⁶⁰ Wie bereits im vorherigen Kapitel beschrieben, sind besonders ESG-Investoren auf nachhaltige Anlagemöglichkeiten angewiesen. Darunter fallen auch Kirchen und Kommunen, welche seit jeher bestimmten Ethik- und Wertvorstellungen vertreten sollen.¹⁶¹ Darüber hinaus gibt es eine wachsende Divestment-Bewegung. Dabei wird versucht, Vermögenswerte aus dem fossilen Sektor möglichst in nachhaltige Anlagen zu übertragen. Teilgenommen haben unter anderem die Städte Münster und Stuttgart.¹⁶²

Zuletzt wird in einer Projektarbeit an der Universität St. Gallen argumentiert, dass sich Investoren von Green Bonds bei schlechteren Marktverhältnissen weniger schnell zurückziehen. Dies würde an den ökologischen und

¹⁵⁶ Vgl. ebenda, S. 28.

¹⁵⁷ Vgl. metropolitan (2018), S. 54 f.

¹⁵⁸ Vgl. AXA Investment Manager (2019), www.private-banking-magazin.de (Stand: 21.02.2019).

¹⁵⁹ Vgl. da Costa, M. (2018), S. 1.

¹⁶⁰ Vgl. Richter, F. (2019), telefonisches Interview am 20.03.2019, Frage 1.

¹⁶¹ Vgl. NordLB (2016), S. 10 f.

¹⁶² Vgl. Adelphi (2017), S. 5.

emotionalen Aspekten liegen.¹⁶³ Dieses Statement lässt sich jedoch nicht empirisch untersuchen, da im Jahr 2012 der erste Corporate Green Bond emittiert wurde und somit noch nicht genügend Daten existieren.¹⁶⁴

In der siebten Auflage des Sustainability Image Scores (SIS) wurde erstmalig die Nachhaltigkeit auf die Kaufentscheidung hin analysiert. Das Ergebnis zeigt, dass 69% der Kunden Wert auf die Nachhaltigkeit des Produkts oder des Unternehmens legen. Für 10% davon ist sie sogar ein wesentlicher Aspekt bei der Kaufentscheidung. 31% besitzen eine gleichgültige Meinung darüber, solange kein klarer, persönlicher Mehrwert ersichtlich ist. Laut SIS ist es bei Unternehmen entscheidend, eine langfristige und vor allem glaubwürdige Nachhaltigkeitsstrategie zu besitzen. Diese langfristige Ausrichtung muss anschließend nach außen transportiert werden, um vom Kunden als vertrauenswürdig betrachtet zu werden.¹⁶⁵

Sowohl für Green Bond Emittenten, als auch für Investoren und andere Marktteilnehmer kann die Berücksichtigung von Klima- und Umweltaspekten zu einem Reputationsgewinn führen. Der Marketingaspekt steht aus diesem Grund bei vielen Emissionen von Green Bonds im Vordergrund. Häufig wurde eine Emission jedoch nicht mit einer passenden operativen Werbestrategie unterlegt, weshalb der erwünschte Marketingeffekt meist bereits nach einer Woche oder sogar einem Tag verschwindet.¹⁶⁶ Ein Green Bond kann dennoch für alle Beteiligten ein Bestandteil einer glaubwürdigen Nachhaltigkeitsstrategie darstellen.¹⁶⁷

Einigen Emittenten wird allerdings vorgeworfen, das Label „Green Bond“ rein aus Marketingzwecken zu verwenden und weniger aus dem unternehmerischen Nachhaltigkeitsgedanken.¹⁶⁸ Christoph Husmann, CFO bei Encavis, verneint dies bei seinem Green Bond und ist im Generellen der Meinung, dass auf den Finanzmärkten tatsächlich das Thema Nachhaltigkeit eine immer größere Rolle einnimmt.¹⁶⁹

Der hier zuletzt ausgeführte Vorteil beschäftigt sich mit den positiven Auswirkungen der Green Bonds auf die Klimaziele. Für das Erreichen der Energie- und Klimaziele besteht für die EU bis 2030 eine Investitionslücke von mehr als 180 Milliarden Euro pro Jahr.¹⁷⁰ Aus der langfristigen Vision „Ein Planet für alle“ der Europäischen Kommission geht hervor, dass für einen Übergang zu einer treibhausgasneutralen Wirtschaft bis ins Jahr 2050 jährliche Durchschnittsinvestitionen von 1,19 bis 1,48 Billionen Euro von 2031 bis 2050 erforderlich sein werden. Gegenüber dem Basiswert bedeutet dies beträchtliche zusätzliche Investitionen in Höhe von 175 bis 290 Milliarden Euro pro Jahr.¹⁷¹

¹⁶³ Vgl. Brülisauer, A./ Bühler, M./ Frei, P. (2015), Interview mit Fabian Huwyler am 11.05.2015.

¹⁶⁴ Vgl. IFC (2016), S. 1.

¹⁶⁵ Vgl. Facit (2018), www.facit-group.com/studien/sis (Stand: 16.02.2019).

¹⁶⁶ Vgl. Capmarcon (Hrsg.) (2019), S. 6.

¹⁶⁷ Vgl. Schneeweiß, A. (2016), S. 5; vgl. hierzu ebenso Zender, C. (2019), persönliches Interview am 14.03.2019, Frage 1 und Richter, F. (2019), telefonisches Interview am 20.03.2019, Frage 1.

¹⁶⁸ Vgl. Brülisauer, A./ Bühler, M./ Frei, P. (2015), Interview mit Thomas Wacker am 08.05.2015.

¹⁶⁹ Vgl. Kögler, A. (2019), S. 21.

¹⁷⁰ Vgl. OECD (2017), S. 1.

¹⁷¹ Vgl. TEG (2018), S. 6.

Der Bundesverband der Deutschen Industrie (BDI) hat zusammen mit der Boston Consulting Group (BCG) die deutschen Klimaziele und die dafür notwendigen Mehrinvestitionen analysiert. Darin fallen sowohl direkte Mehrinvestitionen in teurere Geräte oder Anlagen, aber auch die zusätzlichen Investitionen in die Infrastruktur. Bis 2050 sind demnach für die Erreichung der Klimaziele 1.5 bis 2.3 Billionen Euro erforderlich, das entspricht etwa 45 bis 70 Milliarden Euro pro Jahr.¹⁷² Um diese Investitionslücke zu schließen können private Kapitalflüsse, vor allem Green Bonds, eine wichtige Rolle einnehmen.

4. Auswirkungen von Green Bonds auf die deutschen Klimaziele

Aufbauend auf die theoretischen Grundlagen der deutschen Klimapolitik und der Green Bonds wird in diesem Kapitel auf den aktuellen Green-Bond-Markt und den Status Quo der deutschen Klimaziele eingegangen. Im Anschluss soll analysiert werden, welche Auswirkungen der Green-Bond-Markt auf die deutschen Klimaziele hat und wie sich der Markt weiter entwickeln muss, um die Klimaziele 2030 zu erreichen. Abschließend werden mögliche Lösungsansätze behandelt, um den Markt weiter zu fördern.

4.1. Datenerhebung für die empirische Untersuchung

Für die Analyse des Green-Bond-Marktes wurde auf zwei internationale Datenbanken zugegriffen. Es handelt sich dabei um die Daten der Climate Bond Initiative (CBI)¹⁷³ und der International Capital Market Association (ICMA).¹⁷⁴ Durch die Kombination der beiden Datenbanken konnten neben den Emittentennamen auch das Emissionsvolumen mit den entsprechenden Währungen zusammen mit den Emissions- und Fälligkeitsterminen ermittelt werden. Im Anschluss wurden die Green Bonds für die Analyse klar eingegrenzt, um fundiertere Ergebnisse zu erhalten. In die Untersuchung wurden daher nur Green Bonds miteinbezogen, welche folgende Eigenschaften besitzen:

- Green Bonds im engeren Sinne - keine Green Schuldscheine oder Green Loans
- Zertifizierung, z.B. durch SPO
- Anteil von grünen Projekten von mindestens 95% des Emissionsvolumens
- Deutscher Emittent

Für die Analyse der Auswirkungen auf die deutschen Klimaziele 2020 in Kapitel 4.3.2 wurden nur Green Bonds mit einem Emissionsdatum vor dem 31.12.2018 miteinbezogen, da für die Auswertung Umweltdaten bis einschließlich 2018 zur Verfügung standen.¹⁷⁵ Dadurch wurde der deutsche Green-Bond-Markt auf 54 Green Bonds eingegrenzt.

¹⁷² Vgl. BDI (2018), S. 85 f.

¹⁷³ Vgl. CBI (2019), www.climatebonds.net/cbi/pub/data (Stand: 16.02.2019).

¹⁷⁴ Vgl. ICMA (2019), www.icmagroup.org/ (Stand: 16.02.2019).

¹⁷⁵ In Deutschland wurde zum Zeitpunkt der Arbeit nur ein Green Bond im Jahr 2019 emittiert (NRW.BANK – 500 Millionen Euro Emissionsvolumen).

Um die Auswirkungen auf die deutschen Klimaziele ersichtlich zu machen, werden nur die entsprechenden Anteile der in Deutschland finanzierten Projekte eines Green Bonds berücksichtigt. Diese Anteile wurden mithilfe der jeweiligen Präsentationen und Reports der Emittenten ermittelt. Für zehn der 54 Green Bonds mit einem anteiligen Emissionsvolumen von 12,5% konnten keine Anteile gefunden werden. Aus diesem Grund wurde der durchschnittliche Anteil der restlichen Green Bonds in Höhe von 55% für diese Bonds zugrunde gelegt. Deutsche Finanzierungsanteile in deutsche Klimaschutzprojekte von ausländischen Emittenten konnten aufgrund des großen Datenvolumens nicht miteinbezogen werden. Laut Climate Bond Initiative handelt es sich bis Februar 2019 um 4155 globale Green Bonds.¹⁷⁶

Im Anschluss wurde mithilfe von Impact Reports die Reduktion von Treibhausgasen, die installierte Energiekapazität in Erneuerbare Energien und die daraus resultierende jährliche Energiegewinnung analysiert. In der Datenerfassung wurde die Allokation der entsprechenden Emissionsvolumina nicht miteinbezogen. Stattdessen wurden die Auswirkungen des gesamten Bonds im Hinblick auf die oben genannten Bereiche beobachtet. Drei Emittenten haben die summierten Auswirkungen aller Green Bonds ausgewiesen. Diese wurden anschließend proportional zum Emissionsvolumen auf die jeweiligen Bonds verteilt.

Nicht alle deutschen Emittenten konnten die entsprechenden Informationen über deren Green Bonds für diese Arbeit zu Verfügung stellen. Dies lag unter anderem daran, dass zum Zeitpunkt der Fertigstellung noch einige Impact Reports in Bearbeitung waren. Für die CO₂-Auswertung handelt es sich dabei um 14 der 54 Green Bonds und damit um 11,2% des gesamten Emissionsvolumens von Green Bonds in Deutschland. Im Bereich Erneuerbare Energien konnten die Daten von 22 Bonds bzw. 30,0% des Emissionsvolumens nicht ausgewertet werden. Diese Werte wurden mithilfe der auf das Emissionsvolumen angepassten Durchschnittswerte ermittelt. Die Green Bonds mit einer Währung, bei welcher es sich nicht um Euro handelt, wurden zum Stichtag 21.02.2019 in Euro umgerechnet.¹⁷⁷

Die Datenbank mit Daten der Climate Bond Initiative, der International Capital Market Association und den entsprechenden Daten durch Publikationen der jeweiligen Emittenten wird in den folgenden Kapiteln als „Green-Bond-Database“ bezeichnet.

4.2. Analyse des Green-Bond-Marktes

4.2.1. Marktentwicklung seit 2007

Die Emission des ersten Green Bonds erfolgte 2007 durch die European Investment Bank (EIB). Sechs Jahre später wurden mit der Einführung der Green Bond Principles und des Climate Bond Standards die ersten privaten Green Bonds von Unternehmen und Banken emittiert.¹⁷⁸ Ab diesem Zeitpunkt begann der Green-Bond-

¹⁷⁶ Vgl. CBI (2019), www.climatebonds.net/cbi/pub/data (Stand: 01.03.2019).

¹⁷⁷ Vgl. Onvista (2019), www.onvista.de/devisen/ (Stand: 21.02.2019); EUR/USD: 1,13; EUR/GBP: 0,87; EUR/SEK: 10,59; EUR/AUD: 1,59.

¹⁷⁸ Vgl. Adelphi (2017), S. 1.

Markt stark zu wachsen. Das Emissionsvolumen stieg von 2,6 Milliarden US-Dollar im Jahr 2012 auf 74,3 Milliarden US-Dollar im Jahr 2016¹⁷⁹ und auf 167,3 Milliarden US-Dollar im Jahr 2018.¹⁸⁰ In den letzten beiden Jahren lag der Anteil von Green Bonds an den global emittierten Anleihen bei 2% und stieg im vierten Quartal 2018 auf 4,4%. Am europäischen Anleihenmarkt sind seit 2017 4-5% und im vierten Quartal 2018 10% der emittierten Anleihen als Green Bond ausgewiesen.¹⁸¹

In Deutschland wurden die ersten beiden Green Bonds von der Landwirtschaftlichen Rentenbank mit einem Emissionsvolumen von 50 Millionen Euro und von der NRW.BANK mit 250 Millionen Euro im Jahr 2013 emittiert. Die Förderbank aus Nordrhein-Westfalen bringt seitdem jährlich einen neuen Green Bond auf den Markt. Die Kreditanstalt für Wiederaufbau (KfW) emittierte 2014 ihre ersten beiden grünen Anleihen in Euro und in Dollar. Im Jahr 2015 emittierte die Berlin Hyp den weltweit ersten Green Pfandbrief¹⁸². Die Deutsche Kreditbank (DKB) gab 2016 den ersten Green Bond heraus, welcher von der Climate Bond Initiative als Climate Certified Green Bond zertifiziert wurde.¹⁸³ Der deutsche Green-Bond-Markt umfasste im Jahr 2018 ein Emissionsvolumen in Höhe von 27,2 Milliarden Euro.¹⁸⁴

In dem Jahr kam es weltweit zu einem deutlich geringeren Anstieg des Neuemissionsvolumens. Es wurden 2018 nur 3% mehr Green Bonds gegenüber dem Vorjahr mit einem Gesamtvolumen von 167,3 Milliarden US-Dollar emittiert.¹⁸⁵ Während in Ländern wie in den Niederlanden, in Norwegen, Australien und Kanada das Emissionsvolumen anstieg, ging das Volumen in den USA, in Frankreich und in Deutschland besonders stark zurück.¹⁸⁶ Laut Margret Heß von der DZ Bank liegt der Rückgang bzw. der geringere globale Anstieg an zwei wesentlichen Gründen. Vor allem die weltweiten politischen Unruhen würden für Unsicherheiten auf Seiten der Emittenten und Investoren sorgen. Neben dem BREXIT seien die Marktteilnehmer auch aufgrund des Handelskonfliktes zwischen Amerika und China zurückhaltender geworden. Zum anderen liegt der Fokus nicht mehr nur auf ökologischen, sondern auch auf sozialen Aspekten. Aus diesem Grund investieren nun Anleger neben Green Bonds auch in Social und Sustainability Bonds.¹⁸⁷ Frank Damerow von der LBBW bezeichnet den Rückgang hingegen als eine „Konsolidierung nach Jahren starken Wachstums“¹⁸⁸ und er geht von einem erneuten Anstieg des Emissionsvolumens auch in den kommenden Jahren aus.

¹⁷⁹ Vgl. European Commission (2016), S. 1.

¹⁸⁰ Vgl. CBI (2019), S. 2.; Umrechnungskurs EUR/USD: 1,1340.

¹⁸¹ Vgl. TEG (2019), „1.3 The international green bond market“.

¹⁸² Bei Pfandbriefen handelt es sich um eine besondere Form der Anleihe mit einer gesetzlich vorgeschriebenen Besicherung, weshalb „Green Pfandbriefe“ ebenfalls in die Analyse miteingehen.

¹⁸³ Vgl. Adelphi (2017), S. 4.

¹⁸⁴ Vgl. Green-Bond-Database.

¹⁸⁵ Vgl. CBI (2019), S. 2.

¹⁸⁶ Vgl. Capmarcon (Hrsg.) (2019), S. 1.

¹⁸⁷ Vgl. Mannweiler, A. (2019), www.faz.net/aktuell/finanzen/finanzmarkt/ (Stand: 21.02.2019).

¹⁸⁸ Damerow, F. (2019), telefonisches Interview am 15.03.2019, Frage 3.

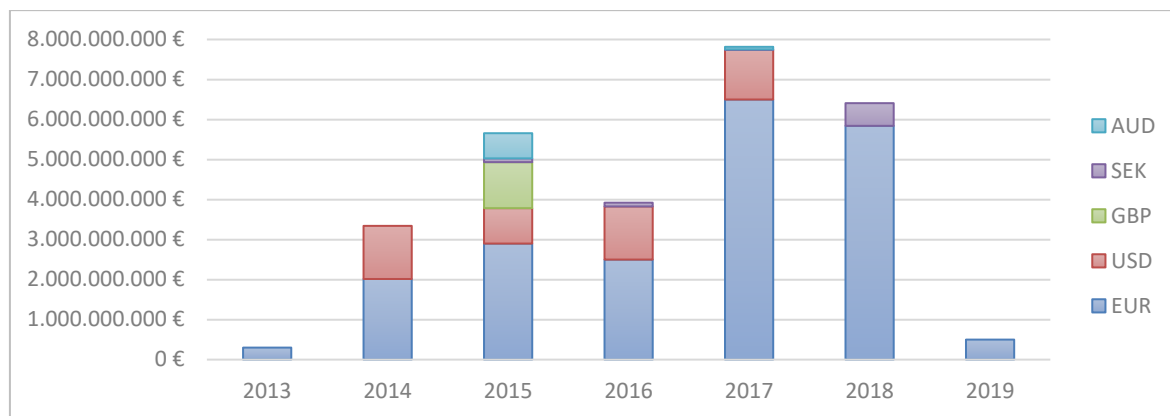


Abbildung 6: Entwicklung des dt. Green-Bond-Marktes¹⁸⁹

Es ist ebenfalls anzumerken, dass von 2010 bis 2017 die durchschnittliche volumengewichtete Laufzeit der Green Bonds von 5,3 Jahre kontinuierlich auf 13,9 Jahre angestiegen ist. 2018 reduzierte sich die durchschnittliche Laufzeit allerdings erstmalig auf 10,2 Jahre. Dies kann damit begründet werden, dass Emittenten, welche für gewöhnlich langfristige, grüne Projekte finanzieren, 2018 am Markt weniger aktiv waren. Darunter fallen Staaten, Förderbanken und Hypothekenfinanzierer. Während der Anteil dieser Emittentengruppen am Neuemissionsvolumen in Deutschland im Jahr 2017 noch bei über 5,3 Milliarden Euro lag, wurde 2018 1,2 Milliarden Euro weniger emittiert. Dadurch ist der gesamte Rückgang in Höhe von 1,4 Milliarden Euro größtenteils auf diese Emittentengruppen zurückzuführen.¹⁹⁰

4.2.2. Aktuelle Marktakteure

Emittenten

Bisher wurden weltweit die meisten Green Bonds von Förderbanken emittiert. Zu nennen sind die KfW, die European Investment Bank (EIB) oder die Weltbank. Die Green Bonds lassen sich gut mit ihrem öffentlichen Förderauftrag vereinen.¹⁹¹ In Deutschland macht im Jahr 2018 KfW mit 17 Green Bonds über 50% des gesamten, ausstehenden Emissionsvolumens aus. Auf Platz zwei und drei liegen die Förderbank NRW.BANK¹⁹² mit insgesamt sieben und die Berlin Hyp AG mit fünf emittierten Green Bonds.¹⁹³

¹⁸⁹ Eigene Darstellung mit Daten der Green-Bond-Database.

¹⁹⁰ Vgl. Green-Bond-Database.

¹⁹¹ Vgl. Dengl, G. (2014), S. 3.

¹⁹² Der erste Green Bond der NRW.BANK mit einem Volumen von 250 Millionen Euro aus dem Jahr 2013 und einem Fälligkeitstermin in 2017 wurde in der Aufzählung miteinbezogen.

¹⁹³ Vgl. Green-Bond-Database.

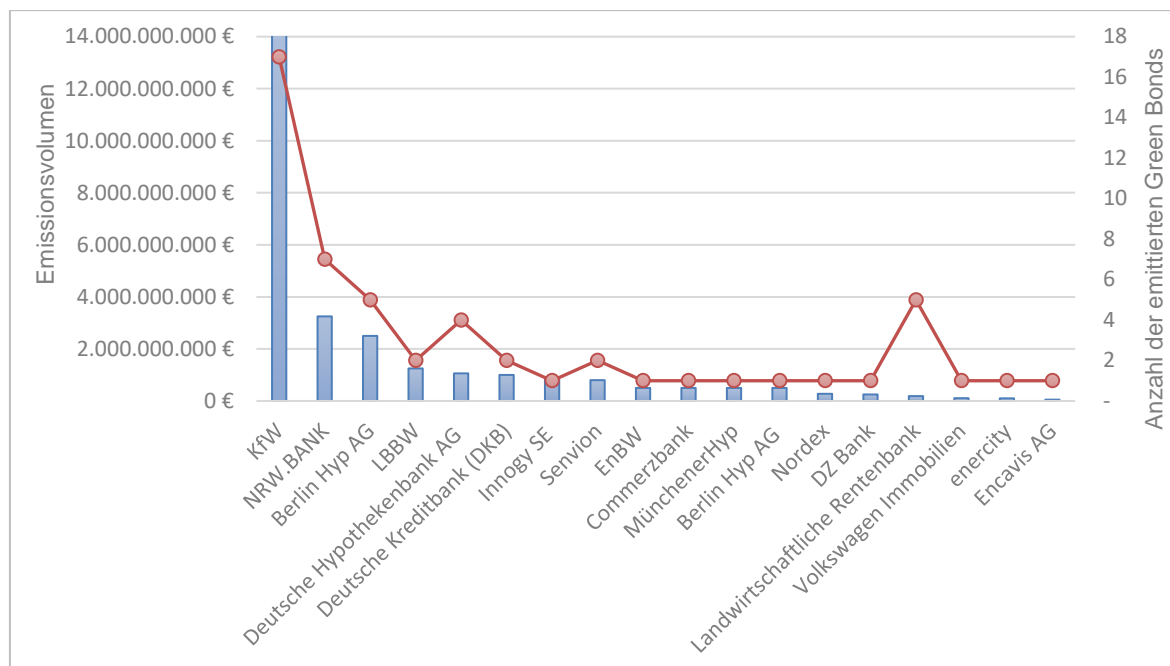


Abbildung 7: Deutsche Green Bond Emittenten im Jahr 2018¹⁹⁴

Seit 2017 entdecken auch immer mehr private Unternehmen den Markt für sich, unter anderem die EnBW, Innogy oder Nordex. Allerdings macht der Anteil der Green Bonds von privaten Unternehmen in Deutschland nur knapp 10% des Gesamtvolumens aus.¹⁹⁵

Investoren

Vor allem der Bund, die Länder und die Kommunen, sowie die Deutsche Bundesbank investieren seit Jahren in Green Bonds. Das liegt unter anderem an der wachsenden Divestment-Bewegung. Auch deutsche Banken bauen grüne Portfolios mit Green Bonds von anderen Emittenten auf. Darunter sind auch die Deutsche Bank, die KfW oder die NRW.BANK zu nennen. Des Weiteren investieren Asset-Manager wie die MEAG Munich Ergo Assetmanagement, Union Investment, Deka Investment oder die Allianz Global Investors in Green Bonds, um ihre Fonds zu diversifizieren und ihre Produktpalette zu erweitern. Für deutsche Privatanleger ist es aktuell kaum möglich, ihre Gelder in Green Bonds anzulegen. Dies liegt daran, dass die Stückelung der meisten Emissionen sehr hoch gesetzt ist und die Orderbücher durch die institutionellen Anleger deutlich überzeichnet sind.¹⁹⁶

¹⁹⁴ Eigene Darstellung mit Daten der Green-Bond-Datenbank.

¹⁹⁵ Vgl. Green-Bond-Datenbank; vgl. hierzu ebenso Zender, C. (2019), persönliches Interview am 14.03.2019, Frage 4.

¹⁹⁶ Vgl. Adelphi (2017), S. 4; vgl. hierzu ebenso Zender, C. (2019), persönliches Interview am 14.03.2019, Frage 2.

Underwriter/Originator

Bei Underwriter handelt es sich um Geschäftsbanken, welche die Refinanzierungszusage einer Anleiheemission übernehmen. Der Emittent hat dadurch die Gewissheit, das gesamte Emissionsvolumen zu erhalten, während die Geschäftsbank das Risiko in den Büchern hält, bis entsprechende Investoren gefunden sind.¹⁹⁷ In Deutschland übernehmen zum Beispiel die LBBW, Goldman Sachs oder die UniCredit die Rolle des Underwriters bei Green Bond Emissionen.¹⁹⁸

Weitere Marktteilnehmer

Neben den Emittenten, Investoren und Underwriter sind weitere Teilnehmer am Green-Bond-Markt aktiv. Die wesentlichen sind externe Reviewer und Ratingagenturen.¹⁹⁹ Auf diese wurde bereits in Kapitel 3.2.3 ‚Second Party Opinions‘ eingegangen und werden aus diesem Grund hier nicht näher erläutert.

4.3. Ergebnisse der Auswertung

4.3.1. Status Quo der deutschen Klimaziele

Bevor im darauffolgenden Kapitel auf die Auswirkungen der Green Bonds auf die Klimaziele eingegangen wird, wird zuvor der aktuelle Stand der Ziele aufgezeigt. Diese werden aufgeteilt in die Reduktion der Treibhausgase, die Steigerung des Anteils Erneuerbarer Energien sowie die Senkung des Primär- und Endenergieverbrauchs.

Reduktion der Treibhausgase

Wie bereits in Kapitel ‚2.2 Klimaziele‘ beschrieben, liegen die deutschen Klimaziele in der Reduzierung der Treibhausgase um 40% gegenüber 1990 bis 2020 und 55% bis 2030. Im Referenzjahr 1990 lagen die Emissionen bei 1.252 Millionen Tonnen an CO₂-Äquivalent. Dadurch ist eine Reduktion von insgesamt 500,8 Millionen Tonnen jährlicher Treibhausgasemissionen notwendig, um das Klimaziel 2020 zu erreichen. Im Jahr 2017 wurden in Deutschland 904,7 Millionen Tonnen Treibhausgase emittiert. Das macht einen Rückgang von 347,3 Millionen Tonnen und 27,74% gegenüber 1990. Im Vergleich zu 2014, in welchem 902,7 Millionen Tonnen ausgestoßen wurden, entspricht das allerdings einen Anstieg um 0,22% in drei Jahren.²⁰⁰

Offizielle Zahlen für 2018 sind zum Zeitpunkt der Arbeit noch nicht publiziert worden. Agora Energiewende schätzt CO₂ Emissionen in Höhe von 854 Millionen Tonnen für das Jahr 2018.²⁰¹ Dies wäre mit 5,6% eine deutliche Abnahme gegenüber 2017 und entspräche einer Reduktion von 31,79% gegenüber 1990. Das Ziel von 40% liegt allerdings dennoch weit entfernt. In dem im Februar 2019 veröffentlichten Klimaschutzbericht

¹⁹⁷ Vgl. Grill, W./ Gramlich, L./ Eller, R. (1996), S. 571.

¹⁹⁸ Vgl. Adelphi (2017), S. 6.

¹⁹⁹ Vgl. ebenda, S. 2.

²⁰⁰ Vgl. UBA (2018c), www.umweltbundesamt.de/daten/klima/ (Stand: 20.02.2019).

²⁰¹ Vgl. Agora Energiewende (2019), S. 27.

geht das Bundesministerium für Umwelt, Naturschutz und nukleare Sicherheit (BMU) davon aus, das Klimaziel für 2020 nicht zu erreichen. Es wird mit einer Reduktion von 32% gegenüber 1990 gerechnet, wodurch eine Lücke zur Zielsetzung von 8% entstehen würde.²⁰²

Mit der Annahme einer jährlichen Abnahme in Höhe von 17,6 Millionen Tonnen Treibhausgase wird ein Emissionsvolumen von 819 Millionen Tonnen im Jahr 2020 prognostiziert. Diese Abnahme entspricht der durchschnittlichen Reduktion seit 2013.²⁰³ Das Ergebnis entspräche einer Reduktion gegenüber 1990 in Höhe von 35%. Dadurch entstünde eine Lücke von 5% zu dem avisierten Wert.

Anteil Erneuerbarer Energien

Das zweite Klimaziel liegt in der Steigerung des Anteils an Erneuerbaren Energien (EE), sowohl am Bruttoendenergieverbrauch (BEEV), als auch am Bruttostromverbrauch (BSV).

Für den Bruttoendenergieverbrauch ist ein Anteil an EE in Höhe von 18% im Jahr 2020 und von 30% im Jahr 2030 vorgesehen.²⁰⁴ Während im Jahr 2008 der Anteil noch bei 8,6% lag, wurde der Anteil fast linear auf 15,9% im Jahr 2017 erhöht.²⁰⁵ Wird eine Trendlinie ab dem Jahr 2008 erstellt²⁰⁶ und für die drei Folgejahre erweitert, wird der Anteil an EE von 18,4% für 2020 prognostiziert. Dies entspräche einer knappen Zielerreichung. Die Standardabweichung der Trendlinie beträgt jedoch 2,4%.

Der Anteil der EE am Bruttostromverbrauch soll auf mindestens 35% bis 2020 steigen.²⁰⁷ Im Jahr 2008 lag dieser noch bei 15,4% und stieg bis 2017 auf 36,2%, wodurch das Klimaziel bereits erreicht wäre.²⁰⁸ Für das Jahr 2020 wurden drei mögliche Trendlinien aufgesetzt, bei welchen Werte von 42,1%²⁰⁹, 44,5%²¹⁰ und 49,4%²¹¹ berechnet wurden. Dies entspräche bereits den Zielen für 2025 in Höhe von mindestens 40%.²¹² Aufgrund der hohen Standardabweichungen der Trendlinie in Höhe von knapp 7% zu den tatsächlichen EE-Anteilen sind diese Werte allerdings nur begrenzt aussagekräftig.

²⁰² Vgl. BMU (2019a), S. 9.

²⁰³ Trendlinie: $y = 942.004.000 - 17.600.800 * x$ mit einer Standardabweichung in Höhe von 29 Millionen Tonnen an Treibhausgasen.

²⁰⁴ Vgl. BMWi (2015), S. 7.

²⁰⁵ Vgl. AGEB (2018), Sheet „3.2 Anteile Erneuerbarer Energien“.

²⁰⁶ Trendlinie: $y = 8,6\% + 0,8\% * x$ mit einer Standardabweichung von 2,4%.

²⁰⁷ Vgl. BMWi (2015), S. 7.

²⁰⁸ Vgl. AGEB (2018), Sheet „3.2 Anteile Erneuerbarer Energien“.

²⁰⁹ Trendlinie: $y = 11,45\% + 2,36\% * x$ mit einer Standardabweichung von 6,93%.

²¹⁰ Trendlinie: $y = 0,06\% * x^2 + 1,65\% * x + 12,86\%$ mit einer Standardabweichung von 6,86%.

²¹¹ Trendlinie: $y = 13,58\% * e^{(9,93\% * x)}$ mit einer Standardabweichung von 6,99%.

²¹² Vgl. BMWi (Hrsg.) (2015), S. 7.

Energieeffizienz

Das dritte übergeordnete Ziel der Bundesregierung liegt in der Reduzierung des Primär- und Endenergieverbrauchs auf 20% gegenüber 2008 bis 2020.²¹³ Der Primärenergieverbrauch betrug 2008 3.944 TWh und wurde bis 2014 um 8,4% auf 3.661 TWh reduziert. Seitdem hat der Verbrauch allerdings konstant zugenommen. Im Jahr 2017 betrug er 3.776 TWh und liegt damit nur noch 5,5% unter dem Referenzjahr 2008.²¹⁴ Es ist fraglich, ob Deutschland den Verbrauch bis 2020 um zusätzliche 14,5% senken kann, nachdem die Hälfte der Frist bereits abgelaufen ist. Zahlen für 2018 sind zum Zeitpunkt der Arbeit noch nicht verfügbar.

Mit einer Trendlinie über den Zeitraum von 2008 bis 2017 wird ein Wert für 2020 in Höhe von 3.714 TWh prognostiziert.²¹⁵ Demnach läge die Reduktion gegenüber 2008 bei knapp über 7%, woraus eine Verfehlung der Klimaziele in Höhe von 13% bzw. von 519 TWh resultieren würde (vgl. Anlage 8, Prognose Klimaziel 2020).

Der Endenergieverbrauch, also die aufbereitete Form der Primärenergie,²¹⁶ schwankt seit 2008 um den Wert 2.500 TWh. Der Referenzwert im Jahr 2008 liegt bei 2.544 TWh und Ziel ist es diesen um 20% bis 2020 zu senken. 2017 liegt der EEV allerdings knapp 50 TWh über dem Referenzwert von 2008 und sogar auf einem höheren Niveau als im Jahr 1992.²¹⁷ Dieses Klimaziel wird somit mit hoher Wahrscheinlichkeit ebenfalls verfehlt (vgl. Anlage 8, Prognose Klimaziel 2020).

	PEV in MWh	Reduktion ggü. 2008	EEV in MWh	Reduktion ggü. 2008
2008	3.994.360.525	-	2.544.116.480	-
2013	3.839.338.627	-3,88%	2.549.592.873	0,14%
2014	3.660.999.318	-8,35%	2.416.335.822	-3,20%
2015	3.683.755.725	-7,78%	2.471.694.755	-1,81%
2016	3.747.396.887	-6,18%	2.516.717.569	-0,69%
2017	3.776.232.743	-5,46%	2.591.273.740	1,18%

Tabelle 1: Klimaziel Energieeffizienz²¹⁸

²¹³ Vgl. BMU (2018b), S. 1.

²¹⁴ Vgl. BMWi (Hrsg.) (2018a), S. 11.

²¹⁵ Trendlinie: $y = -22.000.000 \cdot x + 4.000.000.000$ mit einer Standardabweichung von 98 TWh.

²¹⁶ Vgl. Wesselak, V. et al. (2013), S. 4.

²¹⁷ EEV im Jahr 1992: 2,54 TWh - AGEB (2018).

²¹⁸ Eigene Darstellung mit Daten des AGEB (2018); Zahlen für 2018 waren zum Zeitpunkt der Arbeit noch nicht abrufbar.

Die Auswirkungen der Green Bonds auf den Bereich der Energieeffizienz kann im folgenden Kapitel aufgrund fehlender Daten nicht berechnet werden. Nur vereinzelte Emittenten haben diesbezügliche Werte in ihren Impact Reports ausgewiesen.

4.3.2. Einfluss der Green Bonds auf die Klimaziele 2020

Die Analyse der Auswirkungen der Green Bonds deutscher Emittenten wurde auf drei Klimaziele für 2020 beschränkt. Die Reduktion der Treibhausgasemissionen gegenüber dem Referenzjahr 1990, die Erhöhung des Anteils Erneuerbarer Energien am Bruttoendenergieverbrauch und die Steigerung des Anteils am Bruttostromverbrauch.

Einsparung von Treibhausgasen durch Green Bonds

Mithilfe der durch die Green Bonds finanzierten Projekte können jährlich Treibhausgasemissionen vermieden werden. Um diese in Deutschland beziffern zu können, wurden die 54 Green Bonds von deutschen Emittenten untersucht und dabei wurde der prozentuale Finanzierungsanteil der deutschen Projekte ermittelt. Die jeweilige jährliche Ersparnis oder Reduktion an Treibhausgasen konnte mithilfe von Informationen der Emittenten festgestellt werden. Für diejenigen Green Bonds ohne entsprechende Informationen wurde der Mittelwert der restlichen Bonds verwendet und auf das Emissionsvolumen angepasst.

Im Anschluss wurden die jährlichen Treibhausgas-Ersparnisse der Bonds aufsummiert. Am Beispiel von 2018 sind dies alle Green Bonds mit einem Emissionsdatum bis einschließlich 2018 und einem Fälligkeitstermin nach 2018. Die durchschnittliche Laufzeit der deutschen Green Bonds beträgt ca. sieben Jahre.²¹⁹ TÜV SÜD geht beispielsweise bei Windanlagen von einer Lebenserwartung von 20 Jahren aus.²²⁰ Es werden jedoch nur die direkten Auswirkungen der Green Bonds mit ihren Laufzeiten in dieser Analyse in Betracht gezogen. Für das Jahr 2018 wird dadurch ein Green Bond mit einer jährlichen Treibhausgas-Reduktion von 55.954 Tonnen nicht berücksichtigt, da er bereits 2017 fällig wurde. Es handelt sich dabei um den ersten deutschen Green Bond der NRW.BANK aus dem Jahr 2013.²²¹

Die restlichen 53 Green Bonds haben laut Green-Bond-Database im Jahr 2018 11,5 Millionen Tonnen an Treibhausgasen (GHG) eingespart. Das Klimaziel für 2020 ist eine jährliche Treibhausgaseinsparung gegenüber 1990 von 500,8 Millionen Tonnen.²²² Die deutschen Green Bonds tragen somit aktuell 2,29% zu dieser Reduktion bei. Der Anteil der Green Bonds an der tatsächlichen Reduzierung in Höhe von 398,0 Millionen Tonnen an Treibhausgasemissionen im Jahr 2018 gegenüber 1990 liegt bei 2,88%.²²³

²¹⁹ Vgl. Green-Bond-Database.

²²⁰ Vgl. TÜV SÜD (2019), www.tuev-sued.de/anlagen-bau-industrietechnik/ (Stand: 26.02.2019).

²²¹ Vgl. Green-Bond-Database.

²²² Vgl. BMU (2018b), S. 1.

²²³ Vgl. UBA (2018c), www.uba.de (Stand: 20.02.2019); vgl. hierzu ebenso Green-Bond-Database.

Jahre	GHG Emissionen in t	Reduzierung ggü. 1990	Proz. Reduzierung	GHG Reduktion durch GB in t	Anteil GB zur aktuellen Reduzierung	Anteil GB an der benötigten Red.
2016	909.404.000	342.596.000	27,4%	7.692.400	2,1%	1,5%
2017	904.700.000	347.300.000	27,7%	10.377.812	2,7%	2,1%
2018	854.000.000	398.000.000	31,8%	11.464.960	2,9%	2,3%

Tabelle 2: Auswirkungen Green Bonds auf THG-Einsparung²²⁴

In der unten abgebildeten Graphik zeigen die blauen Balken die jährliche THG-Reduktion durch Green Bonds an. Es ist zu erkennen, dass die Ersparnis seit 2013 deutlich zugenommen hat. Es ist allerdings anzumerken, dass bis 2021 insgesamt zwölf Green Bonds fällig werden. Dies entspricht einer jährlichen GHG-Reduktion von rund 5,8 Millionen Tonnen. Aus diesem Grund ist ein deutlicher Anstieg von Green-Bond-Emissionen in den nächsten Jahren erforderlich, um diesen Trend beizubehalten.²²⁵

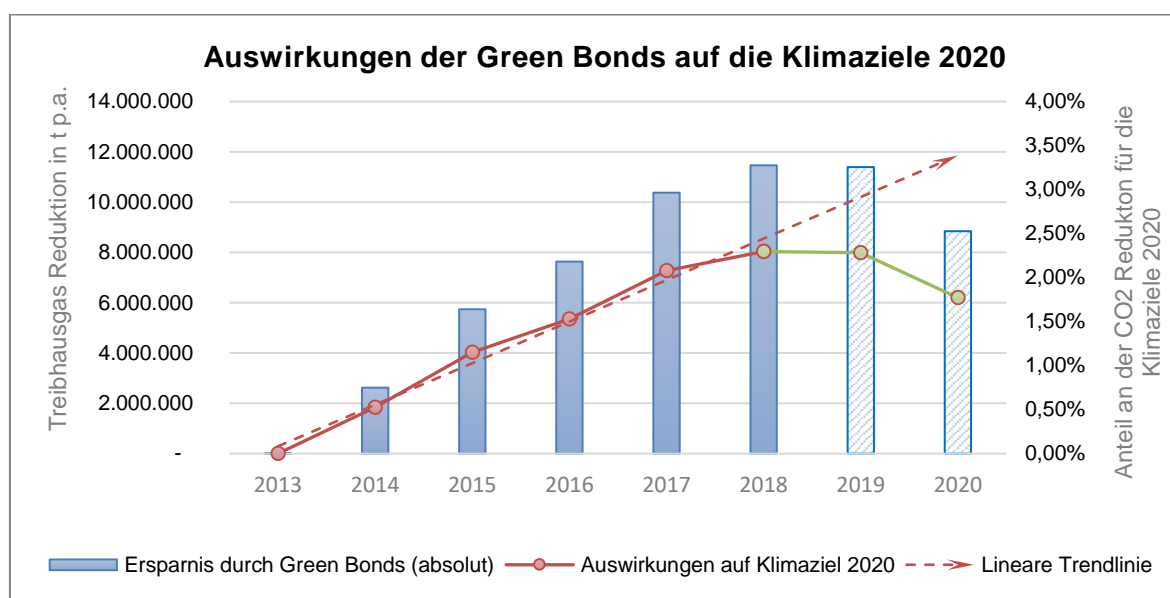


Abbildung 8: Auswirkungen auf CO₂-Klimaziel 2020²²⁶

Der orange Graph in der oben gezeigten Abbildung zeigt die prozentuale Auswirkung der Green Bonds auf die notwendige GHG-Reduktion gegenüber 1990 auf der Sekundärachse. Sie zeigt bis 2018 eine lineare Zunahme an dem Anteil der notwendigen Reduktion. Mithilfe einer Trendlinie wird eine Auswirkung der Green Bonds

²²⁴ Eigene Darstellung mit Daten des UBA (2018c), www.uba.de (Stand: 20.02.2019); vgl. hierzu ebenso Green-Bond-Database.

²²⁵ Vgl. Green-Bond-Database.

²²⁶ Eigene Darstellung mit Daten der Green-Bond-Database; Abnahme in den Jahren 2019 und 2020 aufgrund der Fälligkeitsstruktur.

im Jahr 2020 in Höhe von 3,38% angenommen. Mit einer Standardabweichung von 0,84% ist diese allerdings nur begrenzt aussagekräftig.²²⁷ Des Weiteren wird für die Prognose ein konstanter Zuwachs des Emissionsvolumens am Green-Bond-Markt angenommen.

Erneuerbare Energien

Das deutsche Klimaziel für 2020 erfordert einen Anteil an Erneuerbaren Energien von 35% des Bruttostromverbrauchs und 18% des Bruttoendenergiebedarfs. Durch Green Bonds von deutschen Emittenten wurden bis heute Kapazitäten von EE in Höhe von 8.052 MW installiert. Dadurch konnten im Jahr 2018 13,5 TWh in das deutsche Stromnetz gespeist werden.²²⁸ In den Auswertungstabellen zur Energiebilanz Deutschlands der Arbeitsgemeinschaft Energiebilanzen e.V. wird bei den Erneuerbaren Energien die Bruttostromerzeugung (BSE) dem Bruttostromverbrauch (BSV) gleichgesetzt.²²⁹ Auf Anfrage bei der Energy Environment Forecast Analysis GmbH & Co. KG (EEFA) wird erklärt, dass der Unterschied dieser beiden Kennzahlen den Stromaußenhandelsaldo darstellt. Dieser Saldo wird jedoch bei der Berechnung von Erneuerbaren Energien nicht berücksichtigt.²³⁰ Das Deutsche Institut für Wirtschaftsforschung (DIW) bestätigt diese Aussage. Es wird davon ausgegangen, dass der Strom aus EE, welcher im Inland erzeugt wurde, auch im Inland verbraucht wurde. Dies sei eine allgemeine Konvention.²³¹ Aus diesem Grund wird die Bruttostromerzeugung der Green Bonds in Höhe von 13,5 TWh im Folgenden ebenfalls für die Berechnung des Bruttostromverbrauchs verwendet.

In Tabelle 3 ist zu erkennen, dass im Jahr 2017 durch Green Bonds der Anteil der EE am gesamten BSV um 2,2 Prozentpunkte gestiegen ist. Somit sind für 6,2% des *BSV(EE)* und folglich auch der *BSE(EE)* die Green Bonds von deutschen Emittenten verantwortlich.²³²

Jahre	BSV in MWh	BSV(EE) in MWh	Anteil BSV(EE)	BSV(GB) in MWh	Anteil GB am BSV	Anteil GB am BSV(EE)
2008	606.851.944	93.200.000	15,4%	-	-	-
2013	606.533.833	152.400.000	25,1%	1.848	0,0%	0,0%
2014	593.904.056	162.500.000	27,4%	3.572.402	0,6%	2,2%
2015	598.605.500	187.000.000	31,2%	7.713.817	1,3%	4,1%
2016	600.064.000	188.000.000	31,3%	10.589.426	1,8%	5,6%
2017	602.087.833	218.000.000	36,2%	13.471.590	2,2%	6,2%

Tabelle 3: Auswirkung Green Bonds auf den Bruttostromverbrauch²³³

²²⁷ Trendlinie: $y = 0,47\% \cdot x - 0,38\%$ mit einer Standardabweichung von 0,84%.

²²⁸ Ohne NRW.BANK – Green Bond aus dem Jahr 2013.

²²⁹ Vgl. AGE (2018), Sheet „3.2 Anteile Erneuerbarer Energien“.

²³⁰ Vgl. EEFA (2019), Schriftliche Stellungnahme am 26.02.2019.

²³¹ Vgl. DIW (2019), Schriftliche Stellungnahme am 27.02.2019.

²³² Vgl. AGE (2018), Sheet „3.2 Anteile Erneuerbarer Energien“; vgl. hierzu ebenso BMWi (2018d), S.11 f. und Green-Bond-Database.

²³³ Eigene Darstellung mit Daten des AGE (2018), Sheet „3.2 Anteile Erneuerbarer Energien“; vgl. hierzu ebenso BMWi (2018d), S.11 f. und Green-Bond-Database.

In Abbildung 9 werden diese Werte graphisch dargestellt. Die blauen Balken zeigen die prozentualen Anteile von Erneuerbaren Energien am gesamten Bruttostromverbrauch. Die gelben Flächen symbolisieren die EE-Anteile, welche durch Green Bonds erzeugt wurden. Es ist zu erkennen, dass die durch Green Bonds finanzierten Projekte einen erkennbaren Teil für das Erreichen des Klimaziels beitragen.

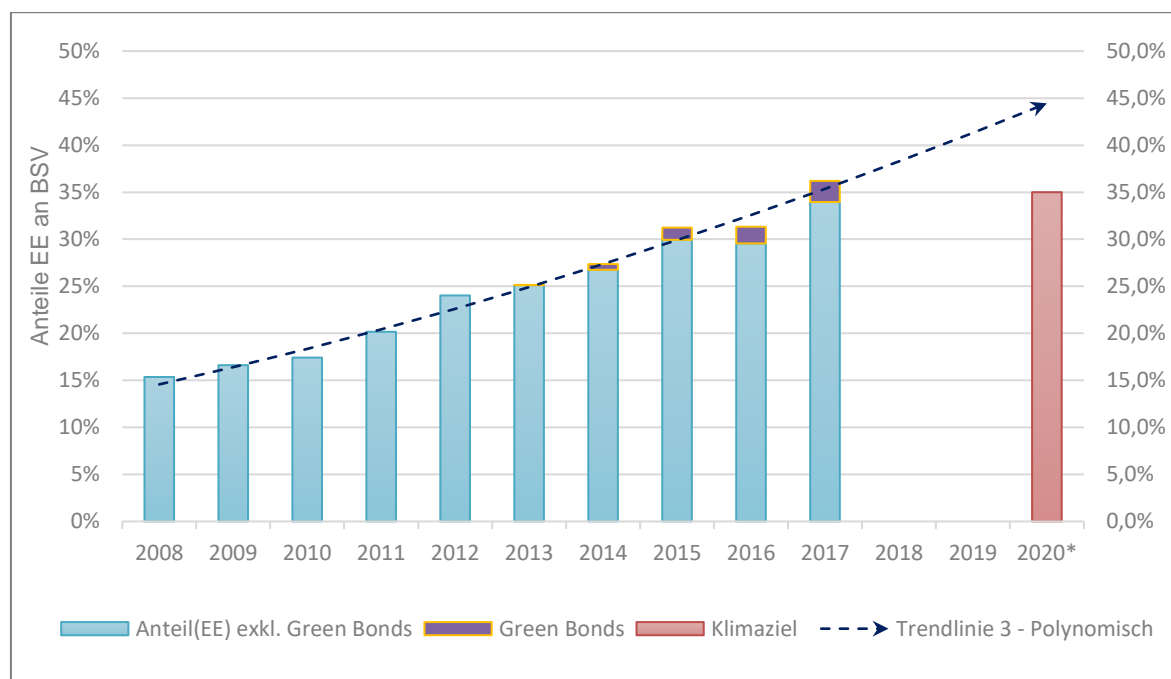


Abbildung 9: Auswirkungen auf den Bruttostromverbrauch²³⁴

Das zweite Ziel umfasst den Anteil an Erneuerbaren Energien am Bruttoendenergieverbrauch. Wie in Kapitel 2.2 beschrieben, wurde dieser im Jahr 2009 im Zuge der EU-Richtlinie 2009/28/EG eingeführt. Der Verbrauch umfasst alle Energieprodukte mit einem energetischen Zweck inklusive dem Elektrizitäts- und Wärmeverbrauch bzw. -verlust.²³⁵

Der Anteil der Green Bonds am Bruttoendenergieverbrauch wurde von den Emittenten nicht ausgewiesen. Da die Bruttostromerzeugung aus Erneuerbaren Energien (*BSE(EE)*) und der Bruttoendenergieverbrauch aus Erneuerbaren Energien (*BEEV(EE)*) in Verbindung stehen, wurde der Mittelwert der Verhältnisse dieser beiden Kennzahlen aus den Jahren 2013 bis 2017 errechnet.²³⁶ Mithilfe dieses Wertes wurde im Anschluss durch die Bruttostromerzeugung durch Green Bonds (*BSE(GB)*) der sich daraus ergebene Bruttoendenergieverbrauch (*BEEV(GB)*) errechnet. Die *BEEV(GB)*-Werte sind aus diesem Grund ungenau und dienen letztlich nur als Anhaltspunkte. Die entsprechenden Werte für die Jahre 2013 bis 2017 werden in Tabelle 4 dargestellt.

²³⁴ Eigene Darstellung mit Daten AGEB (2018), Sheet „3.2 Anteile Erneuerbarer Energien“; vgl. hierzu ebenso Green-Bond-Database; Zahlen für 2018 waren zum Zeitpunkt der Arbeit noch nicht abrufbar.

²³⁵ Vgl. 2009/28/EG Artikel 2 f).

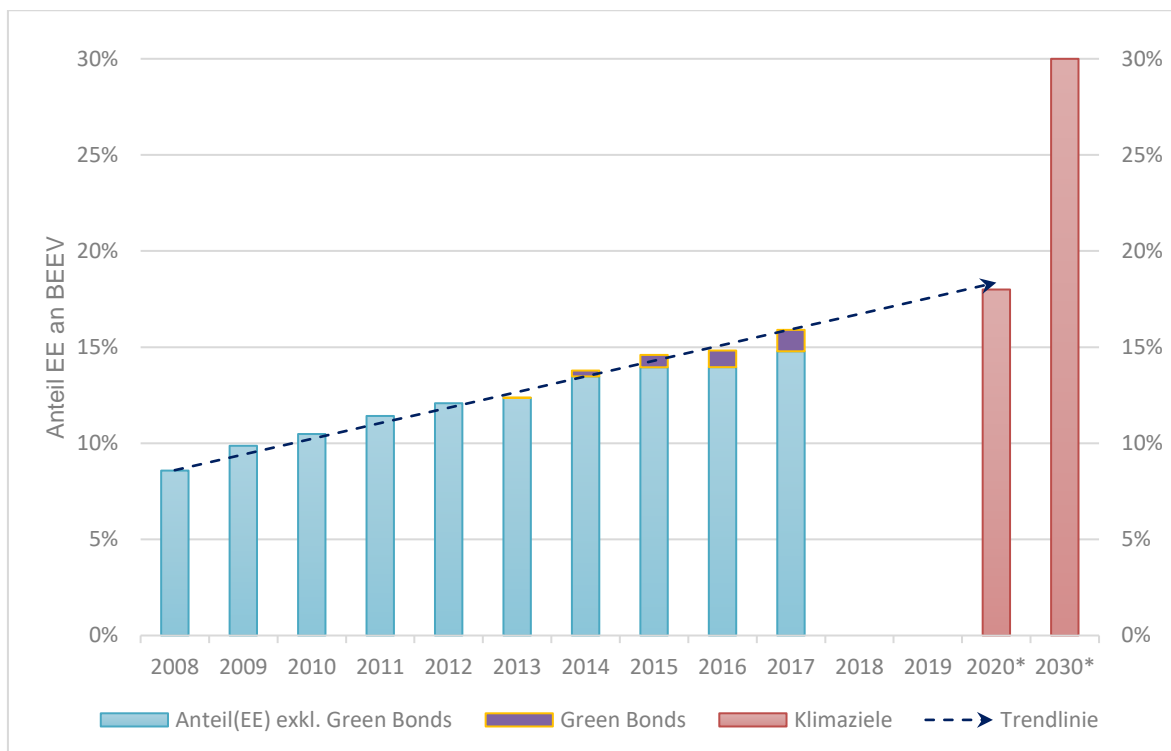
²³⁶ Umrechnungsfaktor *BSE(EE)/BEEV(EE)*: 0,483; Standardabweichung der Verhältnisse liegt bei 0,014.

Jahre	BEEV in MWh	BEEV(EE) in MWh	Anteil BEEV(EE)	BEEV(GB) in MWh	Anteil BEEV(GB)	Anteil GB am BEEV(EE)
2008	2.619.168.762	224.722.402	8,6%	-	-	-
2013	2.609.168.754	322.500.258	12,4%	3.936	0,0%	0,0%
2014	2.501.113.112	344.722.498	13,8%	7.611.035	0,3%	2,2%
2015	2.555.835.378	373.055.854	14,6%	16.434.358	0,6%	4,4%
2016	2.604.446.528	386.111.420	14,8%	22.560.869	0,9%	5,8%
2017	2.639.616.352	419.699.000	15,9%	28.042.712	1,1%	6,7%

Tabelle 4: Auswirkung Green Bonds auf den Bruttoenergieverbrauch²³⁷

Im Jahr 2017 lag der Anteil an Erneuerbaren Energien am Bruttoenergieverbrauch in Höhe von 15,9% bei einem Verbrauch von 419,7 TWh. Die Energieerzeugung durch Green Bonds hat in diesem Jahr einen Anteil am Bruttoenergieverbrauch von ca. 1,1%. Der Anteil der Green Bonds am BEEV(EE) liegt bei ca. 6,7%.²³⁸

In Abbildung 10 sind die Daten graphisch aufbereitet. Die blauen Säulen stellen den Anteil an Erneuerbaren Energien am Bruttoenergieverbrauch dar. Die gelben Flächen zeigen den entsprechenden Anteil der durch Green Bonds finanzierten Projekte.



²³⁷ Eigene Darstellung mit Daten des AGEB (2018), Sheet „3.2 Anteile Erneuerbarer Energien“; vgl. hierzu ebenso Green-Bond-Database; Zahlen für 2018 waren zum Zeitpunkt der Arbeit noch nicht abrufbar.

²³⁸ Vgl. AGEB (2018), Sheet „3.2 Anteile Erneuerbarer Energien“; vgl. hierzu ebenso Green-Bond-Database.

Abbildung 10: Auswirkungen auf den Bruttoendenergieverbrauch²³⁹

Es ist zu erkennen, dass die Auswirkungen der Green Bonds auf den BEEV deutlich geringer sind als am Bruttoendenergieverbrauch. Dies liegt daran, dass in dieser Kennzahl neben Strom auch andere Energieprodukte miteinbezogen werden. Darunter fallen unter anderem Benzin, Fernwärme und Gas.²⁴⁰ Dennoch ist der Anteil der Green Bonds, trotz des noch relativ jungen Marktes²⁴¹, deutlich ersichtlich und trägt zum Erreichen der Klimaziele 2020 bei.

4.3.3. Erforderliche Entwicklung zur Erreichung der Klimaziele 2030

In diesem Kapitel soll geklärt werden, wie stark der Green-Bond-Markt im kommenden Jahrzehnt wachsen müsste, um die deutschen Klimaziele 2030 erreichen zu können.

Reduktion von Treibhausgasen

Die Treibhausgase sollen bis 2030 um 55% gesenkt werden. Dies entspräche einem jährlichen Ausstoß in Höhe von maximal 560 Millionen Tonnen. Mithilfe der Green-Bond-Database konnte ermittelt werden, dass im Mittelwert pro Million Euro Emissionsvolumen in Green Bonds 560 Tonnen CO₂-Äquivalent eingespart oder reduziert werden kann.²⁴² Es gibt drei Herangehensweisen, wie das benötigte Emissionsvolumen des Green-Bond-Marktes für 2030 berechnet werden kann. Für alle drei Rechnungen wird angenommen, dass das eingesparte CO₂-Äquivalent pro Million Euro Green-Bond-Emissionsvolumen bis 2030 konstant bleibt.

Die erste Möglichkeit liegt in der Annahme, dass die gesamte Reduktion bis 2030 nur durch Green Bonds erfüllt werden soll. Dafür wird der Zielausstoß für 2030 vom Treibhausgasausstoß von dem Referenzjahr 1990 abgezogen. Die notwendige Reduktion von 563,4 Millionen Tonnen könnten somit durch Green Bonds in Höhe von ca. einer Billion Euro erfolgen. Der Markt müsste somit 37 Mal das Volumen annehmen, welches er aktuell im Jahr 2018 besitzt.²⁴³ Dies wird als sehr unwahrscheinlich erachtet.

Zusätzlich ist es möglich, den Zielausstoß von 2030 von dem Ausstoß des Jahres 2012 abzuziehen, als in Deutschland noch kein Green Bond emittiert wurde. Dabei wird angenommen, dass der Ausstoß seit 1990 bereits durch langfristige Maßnahmen gesenkt worden ist. Der Rest soll mithilfe von Green Bonds reduziert werden. Demnach existiert eine Lücke von 361,2 Millionen Tonnen, welche durch Green Bonds in Höhe von 645,6 Milliarden Euro kompensiert werden könnte. Dies entspricht einem Volumen in Höhe des 24-fachen Green-Bond-Marktes von 2018.²⁴⁴

²³⁹ Eigene Darstellung mit Daten des AGEB (2018), Sheet „3.2 Anteile Erneuerbarer Energien“; vgl. hierzu ebenso Green-Bond-Database.

²⁴⁰ Vgl. 2009/28/EG Artikel 2 f).

²⁴¹ Siehe Kapitel 4.2.1 ‚Marktentwicklung seit 2007‘.

²⁴² Vgl. Green-Bond-Database.

²⁴³ Vgl. ebenda; vgl. hierzu ebenso UBA (2018c), www.umweltbundesamt.de (Stand: 22.02.2019).

²⁴⁴ Vgl. Green-Bond-Database; vgl. hierzu ebenso UBA (2018c), www.uba.de (Stand: 22.02.2019).

Zuletzt wird davon ausgegangen, dass aufgrund der bereits beschriebenen Maßnahmen der EU und der Bundesrepublik, beispielsweise durch den Handel von Treibhausgasemissionsrechten, jährliche Reduzierungen des THG-Ausstoßes erfolgen. Dies ist an den annähernd konstant sinkenden Emissionswerten seit 1990 erkennbar.²⁴⁵ Um die in Deutschland emittierten Treibhausgase im Jahr 2030 zu berechnen, wurde eine Trendlinie auf Basis der Jahre 2008 bis 2018 gelegt und bis 2030 fortgeschrieben.²⁴⁶ In den Jahren 2013 bis 2018 wurden zusätzlich die durch Green Bonds erfolgten THG-Reduktionen auf die vom Umweltbundesamt ausgewiesenen Werte aufaddiert.²⁴⁷ In dieser Berechnung ist eine Reduzierung von 170,3 Millionen Tonnen an CO₂-Äquivalent notwendig, um das Klimaziel 2030 zu erreichen. Dies wäre durch Green Bonds mit einem hochgerechneten Emissionsvolumen von 304,3 Milliarden Euro möglich. Es handelt sich dabei um das elffache Emissionsvolumen des aktuellen Green-Bond-Marktes (siehe Anlage 9).²⁴⁸

Dies wird aus Sicht des Verfassers als unwahrscheinlich angesehen, da die Gesamtheit der sich im Umlauf befindlichen, festverzinslichen Wertpapiere in 2018 in Deutschland ein Emissionsvolumen von ca. 3.100 Milliarden Euro aufweist.²⁴⁹ Somit müsste nach heutiger Ausgangslage ungefähr 10% des gesamten Rentenmarktes in Deutschland im Jahr 2030 als Green Bond deklariert und geführt werden. Dies ist jedoch aufgrund des notwendigen grünen Verwendungsnachweises für Green Bonds kaum möglich.²⁵⁰

Erneuerbare Energien

Für das Ziel der Erneuerbaren Energien wurde ähnlich vorgegangen. Pro Million Euro an investiertem Kapital in deutsche Green Bonds werden durchschnittlich rund 740 MWh pro Jahr an Erneuerbaren Energien produziert. Um das Klimaziel im Jahr 2030 zu erreichen, ist ein Anteil am Gesamtbruttostromverbrauch von 50% notwendig. Wie in Kapitel 4.3.1 beschrieben, lag dieser im Jahr 2017 bei 36,2%. Für die Kalkulation wird ein Gesamtbruttostromverbrauch im Jahr 2030 in Höhe von 600 TWh angenommen. Dies entspricht dem Mittelwert seit 2008.²⁵¹ Um die restlichen 82 TWh zu kompensieren, ist ein Green Bond Volumen von 406 Milliarden Euro notwendig. Dies entspricht dem 15-fachen Green-Bond-Markt 2018.

Mit der Annahme einer linearen, durchschnittlichen Steigerung von 12,4 TWh pro Jahr²⁵² ergibt sich ein Wert von 365 TWh aus Erneuerbaren Energien im Jahr 2030. Das Klimaziel von 300 MWh würde in diesem Fall auch ohne Beteiligung der Green Bonds erreicht werden (vgl. Anlage 9, Erforderliche Entwicklung bis 2030).²⁵³

²⁴⁵ Vgl. Green-Bond-Database; vgl. hierzu ebenso UBA (2018c), www.uba.de (Stand: 22.02.2019).

²⁴⁶ Trendlinie: $y = 975.279.000 - 10.981.404 * x$ mit einer Standardabweichung von 31,4 Millionen Tonnen CO₂-Äquivalent.

²⁴⁷ Dabei ist zu hinterfragen, ob die Projekte zur Reduzierung von Treibhausgasen möglicherweise auch ohne Green Bonds umgesetzt worden wären. Dies wird in Kapitel 4.5 näher ausgeführt.

²⁴⁸ Vgl. Green-Bond-Database.

²⁴⁹ Vgl. Deutsche Bundesbank (2018), <https://de.statista.com/statistik/> (Stand: 27.02.2019).

²⁵⁰ Vgl. Zender, C. (2019), persönliches Gespräch am 14.03.2019, Frage 4.

²⁵¹ Vgl. BMWi (2015), S. 7; vgl. ebenso AGE (2018), Sheet „3.2 Anteile Erneuerbarer Energien“.

²⁵² Durchschnittliche Zunahme des BSV(EE) ohne Green Bonds in den Jahren 2008 bis 2017.

²⁵³ Vgl. Green-Bond-Database.

Das Klimaziel für 2030 liegt für den Bruttoendenergieverbrauch bei 30%.²⁵⁴ Durch die Green-Bond-Database konnte ermittelt werden, dass pro Million Euro Emissionsvolumen eines Green Bonds im Schnitt 739 MWh an Erneuerbaren Energien erzeugt werden. Dies entspricht einem Bruttoendenergieverbrauch von ca. 1.530 MWh.²⁵⁵ Da sich der gesamte Bruttoendenergieverbrauch seit 2004 relativ konstant bei 2.600 TWh befindet, wird dieser als Referenzwert für das Jahr 2030 verwendet.²⁵⁶ Der Anteil an Erneuerbaren Energien befindet sich im Jahr 2016 bei 386 TWh, wodurch eine Lücke für das Klimaziel 2030 von 394 TWh kompensiert werden muss. Dies entspräche einem Emissionsvolumen von Green Bonds in Höhe von 510 Milliarden Euro oder dem 19-fachen Green-Bond-Markt 2018.²⁵⁷

Als zweite Möglichkeit wird angenommen, dass der Anteil an Erneuerbaren Energien am Bruttoendenergieverbrauch abzüglich der Erneuerbaren Energien durch Green Bonds jedes Jahr linear um 17,4 TWh zunimmt. Der Wert ist die durchschnittliche Zunahme in den Jahren 2008 bis 2016.²⁵⁸ Dadurch wird ein *BSE(EE)* in Höhe von 607,8 TWh errechnet. Die fehlenden 172,2 TWh könnten durch Green Bonds in Höhe von 112,5 Milliarden Euro erreicht werden. Dafür müsste sich der Green-Bond-Markt bis 2030 vervierfachen (vgl. Anlage 9, Erforderliche Entwicklung bis 2030).²⁵⁹

Die Green Bonds können somit nach heutigem Stand nicht die Erreichung aller Klimaziele 2030 gewährleisten. Dennoch hat die Analyse gezeigt, dass Green Bonds einen nennenswerten Beitrag gegen den Klimawandel leisten können. Um diesen Anteil erhöhen zu können, ist es notwendig, den Green-Bond-Markt mit entsprechenden Maßnahmen sowohl für Investoren, als auch für Emittenten attraktiver zu machen.

4.4. Maßnahmen zur Förderung von Green Bonds

In diesem Kapitel sollen Lösungsansätze ausgearbeitet werden, um den Green-Bond-Markt weiter voranzutreiben. Im Anschluss wird aufbauend auf die Lösungsansätze der EU-Aktionsplan näher erläutert. Dieser versucht, die notwendigen Maßnahmen in Europa umzusetzen.

4.4.1. Mögliche Lösungsansätze

Der wichtigste Aspekt, welcher aktuell den Green-Bond-Markt dämmt, sind die fehlenden Standards. Dies wurde in der Arbeit bereits des Öfteren erläutert. Es existieren zwar die GBP, die CBS sowie SPO, allerdings stellen diese nur freiwillige Leitlinien dar. Aus diesem Grund ist es im ersten Schritt entscheidend, klare Anfor-

²⁵⁴ Vgl. BMWi (2015), S. 7.

²⁵⁵ Aufgrund der Umrechnung durch die Bruttostromerzeugung ist dieser Wert sehr ungenau und dient nur als Anhaltspunkt.

²⁵⁶ Vgl. AGE (2018), Sheet „3.2 Anteile Erneuerbarer Energien“.

²⁵⁷ Vgl. Green-Bond-Database

²⁵⁸ Vgl. ebenda, Sheet „3.2 Anteile Erneuerbarer Energien“.

²⁵⁹ Vgl. Green-Bond-Database.

derungskriterien zu erarbeiten und die Begriffe „Green Bond“, „grün“ und „Nachhaltigkeit“ genauer zu definieren. Dadurch können Greenwashing-Versuche unterbunden und das Vertrauen der Investoren in diese Anlageklasse gestärkt werden.²⁶⁰

Ein weiterer Ansatz beschäftigt sich mit der aktuellen Transparenz auf dem Markt. Die Recherche für die Analyse der Arbeit hat gezeigt, dass nicht alle relevanten Informationen für Investoren zugänglich sind. Aktuell informieren sich Emittenten im Idealfall auf freiwilliger Basis über die Mittelverwendung und die entsprechenden Auswirkungen auf die Umwelt. Die Climate Bond Initiative analysierte 191 Green Bonds mit einem Emissionsdatum vor April 2016. Davon haben nur 38% der Emittenten bis Dezember 2017 einen Impact Report publiziert. Felipe Gordillo von der BNP Paribas hat dazu eine klare Meinung: *„Das ist zu wenig, wenn man bedenkt, dass sich Green Bonds nicht nur an der Rendite, sondern an ihrem tatsächlichen Beitrag für die Umwelt messen lassen müssen“*.²⁶¹

Der letzte hier angeführte Lösungsansatz beschäftigt sich mit steuerlichen Vorteilen oder Subventionen von Green Bonds. Dies wäre beispielsweise durch eine Reduzierung der Kapitalertragssteuer möglich. In den USA wird dies bereits bei einigen Bonds angewendet. Investoren erhalten dabei 70% der auf die Zinsen gezahlten Steuern zurückerstattet. Dies kann allerdings auf der Gegenseite Greenwashing fördern. Aus diesem Grund wird dieser fiskalische Ansatz sehr kontrovers diskutiert.²⁶²

4.4.2. EU-Aktionsplan – Finanzierung nachhaltigen Wachstums

Die Europäische Union hat ebenfalls das Potential und die aktuelle Problematik des Green-Bond-Marktes erkannt. Um die wesentlichen Kritikpunkte aus Kapitel 3.3.1 zu beseitigen, veröffentlichte die Europäische Kommission am 08. März 2018 den Aktionsplan „Finanzierung nachhaltigen Wachstums“. Dabei wird eine Reihe von Handlungsempfehlungen beschrieben, um das Pariser Abkommen durch das Umlenken von privaten Kapitalströmen erreichen zu können. Der Aktionsplan ist das Resultat aus dem am 31. Januar 2018 publizierten Abschlussbericht der „High Level Expert Group on Sustainable Finance“ (HLEG), einer von der EU Kommission beauftragte Sachverständigengruppe. Die drei Hauptthemen des Aktionsplanes sind das Umlenken der privaten Kapitalflüsse in nachhaltigere Anlageprodukte, die finanziellen Risiken aufgrund des Klimawandels zu bewältigen und die Transparenz und Langfristigkeit in den Finanz- und Wirtschaftstätigkeiten zu fördern.²⁶³

Die Neuausrichtung der privaten Kapitalflüsse behandelt die aktuelle Investitionslücke, welche laut Europäischer Kommission bei fast 180 Milliarden Euro liegt.²⁶⁴ Dies läge unter anderem an den mangelnden Vorstellungen der privaten Investoren darüber, *„was eine nachhaltige Investition ausmacht“*.²⁶⁵

²⁶⁰ Vgl. Adelphi (2017), S. 22 f.

²⁶¹ BNP Paribas (2018), www.bnpparibas-am.de/ (Stand: 23.02.2019).

²⁶² Vgl. Adelphi (2017), S. 30 f.; hierzu sei weiterführend verwiesen auf TEG (2019), „5.2.1 Tax incentives“.

²⁶³ Vgl. FNG (o. J.), www.forum-ng.org/de/eu-aktionsplan/hintergrund.html (Stand: 22.02.2019).

²⁶⁴ Vgl. OECD (2017), S. 1; siehe auch Kapitel 3 ‚Green Bonds als nachhaltige Finanzierungslösung‘.

²⁶⁵ Vgl. COM(2018) 97 final vom 08.03.2018, S. 3.

Des Weiteren sollen Unternehmen über die Risiken des Klimawandels sensibilisiert werden. Wie in Kapitel 2.1.3 ‚Auswirkung und Folgen des Klimawandels‘ beschrieben, können die Konsequenzen einer steigenden Temperatur auf der Erde erhebliche Schäden anrichten. Dadurch werden die Kosten bei Versicherungsunternehmen durch Naturkatastrophen deutlich zunehmen. Die Fachzeitschrift „Nature Climate Change“ geht davon aus, dass fast 50% der Risikoexponierung der EU-Banken direkt oder indirekt von Risiken des Klimawandels betroffen sind.²⁶⁶

Der letzte Aspekt soll die Transparenz auf den Finanzmärkten im Hinblick auf die Nachhaltigkeit fördern. Diese Eigenschaft ist die Grundvoraussetzung für Investoren, Informationen angemessener zu bewerten und fundiertere Investitionsentscheidungen treffen zu können. Aus diesem Grund unterstützt die Europäische Kommission private Initiativen, wie die Green Bond Principles, welche Nachhaltigkeitsinformationen offenlegen.²⁶⁷

Um diese drei Oberziele umzusetzen, wurden zehn Maßnahmen festgelegt, welche größtenteils bis Ende 2019 erreicht und im Folgenden kurz erläutert werden sollen:²⁶⁸

Maßnahmen 1 - 5: Neuausrichtung der Kapitalflüsse

Die wichtigste Maßnahme des Aktionsplanes ist eine einheitliche Definition des Begriffs „nachhaltig“. Wie bereits genannt, sind die Nachhaltigkeitsbegriffe nicht gesetzlich geschützt. Aus diesem Grund sollen die Investoren durch klare Leitlinien Informationshilfen erhalten. Diese sollen mithilfe von Evaluierungskriterien, Schwellenwerten und Parametern über Branchen und Tätigkeiten der Emittenten erstellt werden. Aufgrund der Komplexität des Themas wird der Prozess, ein einheitliches Klassifikationssystem zu erarbeiten, einige Zeit in Anspruch nehmen. Ziel soll es am Ende sein, eine voll funktionsfähige EU-Nachhaltigkeitstaxonomie über die Bereiche Klima, Umwelt und Soziales zu entwickeln. Dies soll in einem Stufenkonzept erfolgen. Im ersten Schritt sind Maßnahmen einbezogen, welche den Fokus auf die Eindämmung des Klimawandels und die Anpassung an dessen Folgen gerichtet haben. Im Anschluss wird die Taxonomie auch auf die übrigen umweltbezogenen bzw. sozialen Tätigkeiten angewendet.²⁶⁹

Die zweite Maßnahme ist speziell auf Green Bonds ausgerichtet. Aufbauend zur EU-Nachhaltigkeitstaxonomie sollen sowohl Normen für die grünen Anleihen als auch Kennzeichnungssysteme erarbeitet werden. Diese Maßnahmen sollen Vertrauen in den Markt bringen und als Entscheidungshilfe für Investoren fungieren. Es wird untersucht, ob das bereits bestehende EU-Umweltzeichen auch für diese Finanzprodukte verwendet werden kann. Bis zum zweiten Quartal 2019 soll ein entsprechender Bericht über eine EU-Norm für grüne Anleihen veröffentlicht werden.²⁷⁰ Parallel wird aktuell der EU Green Bond Standard (EU-GBS) erarbeitet, welcher in die

²⁶⁶ Vgl. Battiston, S. et. al. (2017), S. 283-288.

²⁶⁷ Vgl. COM(2018) 97 final vom 08.03.2018, S. 3 f.

²⁶⁸ Vgl. FNG (o. J.), www.forum-ng.org/de/eu-aktionsplan/hintergrund.html (Stand: 22.02.2019).

²⁶⁹ Vgl. COM(2018) 97 final vom 08.03.2018, S. 5.

²⁷⁰ Vgl. ebenda, S. 6.

Arbeit eines potenziellen EU-Umweltzeichens einfließen soll. Dieser ist vergleichbar mit den Green Bond Principles. Der finale Report wird Juni 2019 publiziert. Darüber hinaus entwickelt die Internationale Organisation für Normen (ISO) einen Green Bond Standard (ISO 14030).²⁷¹

Des Weiteren sollen mithilfe von Investitionen des Europäischen Fonds für strategische Investitionen (EFSI) in der dritten Maßnahme nachhaltige Projekte gefördert werden. Zusätzlich wird die Kommission auch technische Unterstützung durch die Europäische Plattform für Investitionsberatung für diese Vorhaben zur Verfügung stellen.²⁷²

Im Rahmen der vierten Maßnahme wird an Wertpapierfirmen und Versicherungsvertreiber appelliert, den Nachhaltigkeitsaspekt bei der Finanzberatung zu berücksichtigen. Aufgrund der Richtlinie über Märkte für Finanzinstrumente (MiFID II) und der Versicherungsvertriebsrichtlinie (IDD) sind Berater verpflichtet, geeignete Produkte für ihre Kunden zu finden. Dabei soll in Zukunft stärker auf die Nachhaltigkeitspräferenz des Kunden abgezielt werden.²⁷³

In der letzten Maßnahme der Rubrik „Neuausrichtung der Kapitalflüsse“ wird versucht, das Greenwashing einzugrenzen. Das soll mithilfe von Benchmarks erfolgen, welche auf die Nachhaltigkeitsziele abzielen. Indexanbieter haben bereits sogenannte ESG-Benchmarks eingeführt. Die Methoden, auf welchen die Benchmarks beruhen, sind jedoch äußerst intransparent. Aus diesem Grund will die Europäische Kommission eine solide Methode für solche Indizes entwickeln, um die Vergleichbarkeit zu verbessern und Greenwashing besser erkennen zu können.²⁷⁴

Maßnahmen 6 - 8: Einbettung der Nachhaltigkeit in das Risikomanagement

Aktuell wird der Fokus bei Ratings oder Marktanalysen kaum auf Nachhaltigkeitsaspekte gelegt. Im ersten Schritt sollen diese Bewertungen nachvollziehbarer und transparenter gestaltet werden. Im Anschluss fordert die EU-Kommission Anbieter von Marktanalysen und Ratingagenturen auf die Nachhaltigkeit und die langfristigen Risiken umfassender einzukalkulieren. Im zweiten Quartal 2019 wird die Kommission eine umfassende Studie zu den Nachhaltigkeitsratings und -analysen in Auftrag geben. Des Weiteren fordert sie die Europäische Wertpapier- und Marktaufsichtsbehörde (ESMA) auf, den aktuellen Ratingmarkt zu bewerten und zu analysieren.²⁷⁵

Die siebte Maßnahme zielt auf die Nachhaltigkeitspflichten der institutionellen Anleger und Vermögensverwalter ab. Die EU-Rechtsvorschriften Solvency II, IORP II, UCITS, AIFMD und MiFID II legen im Allgemeinen den Wert auf die „treuhänderische Pflicht“, im besten Interesse der Kunden handeln zu müssen. Dennoch ziehen

²⁷¹ Vgl. TEG (2019), Annex 1; hierzu sei weiterführend verwiesen auf Croft, N. (2018), S. 8-13.

²⁷² Vgl. COM (2018) 97 final vom 08.03.2018, S. 7 f.

²⁷³ Vgl. ebenda, S. 8.

²⁷⁴ Vgl. ebenda, S. 8 f.

²⁷⁵ Vgl. ebenda, S. 9 f.

viele institutionelle Anleger und Vermögensverwalter nach wie vor Nachhaltigkeitskriterien und -risiken nicht ausreichend in ihre Investitionsentscheidungen mit ein. Aus diesem Grund sollen diese Faktoren in Zukunft stärker berücksichtigt und die Anleger besser darüber informiert werden.²⁷⁶

Nachdem bereits auf die Ratingagenturen und die institutionellen Anleger sowie Vermögensverwalter eingegangen wurde, wird in der achten Maßnahme der Fokus auf Banken, Versicherungsgesellschaften und Pensionsfonds gelegt. Ähnlich der sechsten Maßnahme wird darauf abgezielt, klima- und umweltrelevante Risiken besser zu berücksichtigen, um die Gesamtrisiken besser einschätzen zu können.²⁷⁷

Maßnahmen 9 - 10: Förderung von Transparenz und Langfristigkeit

Gemäß der EU-Richtlinie über die Offenlegung nichtfinanzieller Informationen (NFI) sind große Unternehmen²⁷⁸ bereits angehalten, wesentliche ESG-Aspekte und den Umgang mit den entsprechenden Risiken offenzulegen. In der neunten Maßnahme sollen diese Berichte transparenter gemacht und eine gute Ausgewogenheit zwischen Standardisierung und Flexibilität gefunden werden.²⁷⁹

Die letzte Maßnahme zielt auf die Unternehmensführung ab. Die Kommission wird zum zweiten Quartal 2019 zusammen mit Interessenträgern beraten, ob eine Verpflichtung der Leitungsgremien von Unternehmen zu einer Nachhaltigkeitsstrategie eingeführt werden soll. Des Weiteren wird besprochen, ob der Vorstand messbare Nachhaltigkeitsziele ausarbeiten und veröffentlichen muss.²⁸⁰

Der Fokus bei der Umsetzung der Taxonomie liegt im ersten Schritt in der Eindämmung des Klimawandels. Im Anschluss werden schrittweise die Themen „Anpassung an den Klimawandel“ und soziale Aspekte miteinbezogen. Mit dem Aktionsplan will Europa eine Führungsrolle in Bezug auf die globale Nachhaltigkeitsbewegung einnehmen. Damit der Plan auch Wirkung zeigt, appelliert die Europäische Kommission an das Engagement aller relevanten Marktakteure.²⁸¹

4.5. Kritische Analyse und Würdigung

Die Daten und Ergebnisse der Analyse in den vorherigen Kapiteln werden im Folgenden kritisch eruiert. Es ist zu Beginn zu betonen, dass die Datengrundlage der Green-Bond-Database aufgrund des noch sehr jungen Green-Bond-Marktes relativ gering ist. Der erste deutsche Green Bond wurde 2013 emittiert, weshalb Vergangenheitswerte von nur fünf Jahren vorhanden sind. Dadurch konnten noch keine Daten während einer globalen Rezession ermittelt werden. Dies hat besonders Auswirkungen auf die Hochrechnungen auf das Jahr 2030 im

²⁷⁶ Vgl. COM(2018) 97 final vom 08.03.2018, S. 10.

²⁷⁷ Vgl. ebenda, S. 11.

²⁷⁸ Unternehmen mit mehr als 500 Beschäftigte, die an einer Börse gelistet sind, sowie nicht börsennotierte Banken und Versicherungsgesellschaften.

²⁷⁹ Vgl. COM(2018) 97 final vom 08.03.2018, S. 12 f.

²⁸⁰ Vgl. ebenda, S. 13 f.

²⁸¹ Vgl. ebenda, S. 16.

Kapitel 4.3.3. Dabei mussten Annahmen getroffen werden, welche zwölf Jahre in der Zukunft liegen. Die Prognosen zeigen daher nur den zukünftigen Verlauf, falls sich der Markt vergleichbar wie bisher weiterentwickelt. Aus diesem Grund sind die Hochrechnungen nur begrenzt aussagekräftig und zeigen nur mögliche Szenarios auf.

Darüber hinaus mussten für die Auswirkungen der Green Bonds aufgrund fehlender Impact Reports Durchschnittswerte angenommen werden. Es handelt sich bei den Finanzierungsanteilen in Deutschland um zehn der 54 Green Bonds mit einem anteiligen Emissionsvolumen von 12,5%. Für diese wurde der durchschnittliche Anteil der restlichen Green Bonds in Höhe von 55% zugrunde gelegt. Die CO₂-Werte wurden von 14 der 54 Green Bonds nicht ausgewiesen. Es handelt sich dabei um 11,2% des gesamten Emissionsvolumens von Green Bonds in Deutschland. Im Bereich Erneuerbare Energien konnten die Daten von 22 Bonds bzw. 30,0% des Emissionsvolumens nicht ausgewertet werden. Dies führt zu einer Ungenauigkeit der entsprechenden Auswertungen.

Ein weiterer Aspekt ist die Integrität der Daten, welche von den Emittenten zur Verfügung gestellt wurden. Der Großteil der deutschen Emittenten lässt sogenannte Wirkungsmonitorings von Forschungs- und Beratungsinstitutionen durchführen, um die CO₂ Reduktion zu ermitteln.²⁸² Die Herangehensweise und Methoden der Messungen werden allerdings nur selten in den Impact Reports beschrieben. Des Weiteren sind diese ausgewiesenen Daten stichtagbezogen. Für die Analyse werden diese Werte jedoch während der Laufzeit des Green Bonds als konstant angenommen. Die Daten für die produzierte Energie aus Erneuerbaren Energien werden zwar ebenfalls während der Laufzeit nicht verändert, die Messbarkeit ist allerdings deutlich einfacher und transparenter.

In der Green-Bond-Database wurden ebenfalls nur Green Bonds von deutschen Emittenten berücksichtigt. Es wurde zwar der Anteil der im Ausland finanzierten Projekte herausgerechnet, dennoch finanzieren auch ausländische Green Bonds deutsche Projekte. Aus diesem Grund ist zu betonen, dass die Auswirkungen auf die deutschen Klimaziele noch deutlich höher lägen, wenn Green Bonds von allen Emittenten weltweit miteinbezogen worden wären. Diese konnten allerdings aufgrund der großen Datenmenge nicht berücksichtigt werden. Laut Climate Bond Initiative handelt es sich dabei bis Februar 2019 um weltweit 4.155 Green Bonds.²⁸³ Die Aufgabe zukünftiger wissenschaftlicher Abhandlungen zu dieser Thematik wird darin bestehen, die Datenbasis auf alle Green Bonds weltweit auszuweiten. Dadurch wäre es möglich, das Potential der grünen Anleihen umfanglicher und genauer zu ermitteln.

Der letzte Punkt stellt grundsätzlich die Idee der Green Bonds in Frage. Es ist generell zu hinterfragen, ob Green Bonds tatsächlich einen Mehrwert für die Umwelt bringen. Sherpacon, eine Unternehmensberatung für Nachhaltigkeitsmanagement, ist der Meinung, dass Unternehmen auch ohne Green Bonds die entsprechenden Projekte umgesetzt hätten. In der Studie wird geschrieben:

²⁸² Vgl. Adelphi (2015), S. 11.

²⁸³ Vgl. CBI (2019), www.climatebonds.net/cbi/pub/data (Stand: 01.03.2019).

„Entgegen aller Absichten, Hoffnungen und Ankündigungen generiert Green Finance bislang kein zusätzliches Kapitalaufkommen, das nicht auch zuvor zur Verfügung gestanden hätte. ... Die mit Green Finance erlösten Mittel hätten in gleicher Höhe mit traditionellen Finanzierungen ebenso erlöst werden können.“²⁸⁴

Das könnte daran liegen, dass die Emittenten noch keine deutlichen ökonomischen Vorteile durch Green Bonds erhalten. Dies kann sich in Zukunft durch die EU Taxonomie und aufgrund sinkender Kosten durch stärkere Standardisierungen ändern. Dadurch kann es für die Emittenten ökonomisch Sinn machen, mehr nachhaltige Projekte zu starten, da die Refinanzierung durch Green Bonds deutlich günstiger sein könnte.²⁸⁵ Die Technical Expert Group bestätigt, dass die Fremdkapitalmärkte viele Optionen für Emittenten bieten, Projekte zu finanzieren. Die Green Bonds würden jedoch sicherstellen, dass die Refinanzierung in einer Weise erfolgt, die den Nachhaltigkeitszielen des Emittenten dient und diese allen Interessensgruppen gegenüber hervorhebt.²⁸⁶

5. Schlussbetrachtung und Ausblick

Die Abhandlung basiert auf die anfangs formulierte Zielsetzung, die Auswirkungen des Green-Bond-Marktes auf die deutschen Klimaziele zu ermitteln.

Für die Analyse wurden Informationen aller 54 zertifizierten Green Bonds von deutschen Emittenten gesammelt und ausgewertet. Dabei wurde nur der Anteil des Emissionsvolumens berücksichtigt, welcher Projekte in Deutschland finanziert. Da zum Zeitpunkt der Arbeit nicht alle Impact Reports zur Verfügung standen, wurden die fehlenden Werte mithilfe der auf das Emissionsvolumen angepassten Durchschnittswerte ermittelt. Nur vereinzelte Emittenten haben bezüglich der Energieeffizienz Daten in ihren Impact Reports ausgewiesen. Aufgrund dessen wurde dieses Klimaziel nicht in die Analyse miteinbezogen. Stattdessen wurde der Fokus auf die Einsparung von Treibhausgasen und die Erhöhung des Anteils an Erneuerbaren Energien gelegt.

Festzustellen ist, dass Green Bonds von deutschen Emittenten im Jahr 2018 11,5 Millionen Tonnen an Treibhausgasen eingespart oder reduziert haben. Das Klimaziel für 2020 liegt bei einer jährlichen Einsparung gegenüber 1990 in Höhe von 501 Millionen Tonnen.²⁸⁷ Dadurch tragen die Green Bonds aktuell knapp 2,3% zu dieser Reduktion bei. Der Anteil an der tatsächlich gemessenen Reduktion im Jahr 2018 gegenüber 1990 liegt bei rund 2,9%.²⁸⁸ Mithilfe einer Trendlinie werden die Auswirkungen bei einer konstanten Zunahme des Emissionsvolumens auf 3,4% im Jahr 2020 prognostiziert.²⁸⁹

²⁸⁴ Sherpacon (Hrsg.) (2018), S. 13.

²⁸⁵ Vgl. Zender, C. (2019), persönliches Interview am 14.03.2019, Frage 3.

²⁸⁶ Vgl. TEG (2019), „2.1 The role and additionality of green bonds“.

²⁸⁷ Vgl. BMU (2018b), S. 1.

²⁸⁸ Vgl. UBA (2018c), www.uba.de (Stand: 20.02.2019); vgl. hierzu ebenso Green-Bond-Database.

²⁸⁹ Trendlinie: $y = 0,47\% \cdot x - 0,38\%$ mit einer Standardabweichung von 0,84%.

Das Klimaziel der Steigerung des Anteils an Erneuerbaren Energien wird unterteilt in Bezug auf den Bruttostromverbrauch und auf den Bruttoendenergieverbrauch. Im Jahr 2017 ist der Anteil an Erneuerbaren Energien am Bruttostromverbrauch aufgrund von Green Bonds um 2,2 Prozentpunkte gestiegen. Somit sind die grünen Anleihen für 6,2% am Anteil an Erneuerbaren Energien verantwortlich.²⁹⁰ Der Bruttostromverbrauch wurde für das zweite Ziel in den Bruttoendenergieverbrauch (BEEV) umgerechnet. Im Jahr 2017 machten die deutschen Green Bonds ca. 1,1% des gesamten BEEV aus. Der Anteil der grünen Anleihen am BEEV aus Erneuerbaren Energien liegt bei ca. 6,7%.²⁹¹

Um die Klimaziele für 2030 erreichen zu können, wurde in Kapitel 4.3.3 berechnet, wie stark der aktuelle Green-Bond-Markt steigen müsste. In Bezug auf die Reduktion von Treibhausgasen wurden drei mögliche Annahmen durchkalkuliert. Die erste geht davon aus, dass die gesamte Reduktion zum Referenzjahr 1990 durch Green Bonds erfüllt werden soll. Dafür wären Green Bonds mit einem Emissionsvolumen von rund einer Billionen Euro notwendig. Das Volumen des Green-Bond-Marktes im Jahr 2018 lag bei rund 27,2 Milliarden Euro. Darüber hinaus kann der Zielausstoß von 2030 von dem tatsächlichen Ausstoß von 2012, als es in Deutschland noch keine Green Bonds gab, abgezogen werden. Dieser Reduktionsbedarf könnte mithilfe von Green Bonds in Höhe von 646 Milliarden Euro kompensiert werden. Die letzte Annahme geht von einer konstant sinkenden THG-Reduktion von jährlich elf Millionen Tonnen CO₂-Äquivalent aus.²⁹² Dies entspräche einem Green-Bond-Emissionsvolumen von 304,3 Milliarden Euro.²⁹³

Für das Ziel der Steigerung des Anteils an Erneuerbaren Energien wird für das Jahr 2030 ein Bruttostromverbrauch von 600 TWh angenommen. Um das Klimaziel zu erreichen sind dafür Green Bonds mit einem Emissionsvolumen von 406 Milliarden Euro notwendig. Es ist jedoch zu betonen, dass bei linearer Steigerung des durch Erneuerbarer Energien produzierten Stroms²⁹⁴ das Klimaziel aus heutiger Sicht auch ohne Green Bonds erreicht werden würde. Im Falle des Bruttoendenergieverbrauchs wird ein Wert von 2.600 TWh für das Jahr 2030 festgelegt. Um die Lücke von 394 TWh zu kompensieren ist ein Green-Bond-Markt mit einem Volumen von 510 Milliarden Euro notwendig. Bei Annahme einer konstanten Steigerung in Höhe von 17,4 TWh ist ein Emissionsvolumen von rund 113 Milliarden Euro erforderlich.²⁹⁵

Da der aktuelle Rentenmarkt in Deutschland ein Volumen von 3.100 Milliarden Euro aufweist, ist es aus Sicht des Verfassers unwahrscheinlich, dass die Klimaziele 2030 ausschließlich durch Green Bonds erfüllt werden können.²⁹⁶ Es kann jedoch gesagt werden, dass die grünen Anleihen, obwohl sie einen relativ jungen Markt darstellen, bereits sichtbare Auswirkungen auf die deutschen Klimaziele für das Jahr 2020 aufweisen.

²⁹⁰ Vgl. AGE (2018), Sheet „3.2 Anteile Erneuerbarer Energien“; vgl. hierzu ebenso BMWi (2018d), S. 11 f. und Green-Bond-Database.

²⁹¹ Vgl. AGE (2018), Sheet „3.2 Anteile Erneuerbarer Energien“ und der Green-Bond-Database.

²⁹² Durchschnittliche Reduktion in den Jahren 2008 bis 2018.

²⁹³ Vgl. Green-Bond-Database; vgl. hierzu ebenso UBA (2018c), www.uba.de (Stand: 22.02.2019).

²⁹⁴ Durchschnittliche Steigerung der Jahre 2008 bis 2017: 12,4 TWh.

²⁹⁵ Vgl. AGE (2018), Sheet „3.2 Anteile Erneuerbarer Energien“; vgl. hierzu ebenso Green-Bond-Database.

²⁹⁶ Vgl. Deutsche Bundesbank (2018), <https://de.statista.com/statistik/daten/> (Stand: 27.02.2019).

Die Frage, wie sich der Green-Bond-Markt in den nächsten Jahren entwickeln wird, hängt nach Ansicht der befragten Experten stark von möglichen Fördermaßnahmen ab. In der Arbeit wurden einheitliche Standards, eine Steigerung der Transparenz und steuerliche Vorteile als mögliche Lösungsansätze identifiziert. Ein Meilenstein wird vor allem die EU Taxonomie darstellen, welche in den nächsten Jahren eingeführt wird. Diese könnte einen starken Anstieg im europaweiten Green-Bond-Markt bewirken.²⁹⁷

In den kommenden Jahren werden die Folgen der Erderwärmung immer deutlicher zu erkennen sein und weltweite Maßnahmen sind notwendig, um diesen Trend zu stoppen. Die Arbeit hat deutlich gezeigt, dass die Finanzwelt mithilfe von Green Bonds einen wesentlichen Beitrag im Kampf gegen den Klimawandel beitragen kann.

„This is a story about four people: Everybody, Somebody, Anybody and Nobody.

There was an important job to be done and Everybody was asked to do it.

Everybody was sure Somebody would do it.

Anybody could have done it, but Nobody did it.

Somebody got angry about that because it was Everybody's job.

Everybody thought Anybody could do it,

but Nobody realized that Everybody wouldn't do it.

It ended up that Everybody blamed Somebody when actually Nobody asked Anybody.”²⁹⁸

²⁹⁷ Vgl. Zender, C. (2019), persönliches Gespräch am 14.03.2019, Frage 4 und Richter, F. (2019), telefonisches Interview am 20.03.2019, Frage 4.

²⁹⁸ Autor unbekannt; zitiert nach Denmark, F. et al. (2005), S. 71.

Literaturverzeichnis

Adelphi (2017): Der deutsche Green Bond Markt - für ein langfristiges Wachstum. Berlin.

Agora Energiewende (2019): Die Energiewende im Stromsektor: Stand der Dinge 2018. Rückblick auf die wesentlichen Entwicklungen sowie Ausblick auf 2019. Berlin.

Asian Development Bank (2018): Promoting green local currency bonds for infrastructure development in ASEAN+3. Manila.

Bartels, C. (2015): Carbon Capture and Storage. Verfahren zur Reduzierung von CO₂-Emissionen in Kraftwerken. Hamburg.

Battiston, S. et al. (2017): A climate stress-test of the financial system. In: Nature Climate Change 7, S. 283 - 288.

BDI (2018): BDI-Handlungsempfehlungen zur Studie "Klimapfade für Deutschland". Berlin.

Beck, C. (2014): Ursachen und Auswirkungen des Klimawandels. Folgen für die europäische Wirtschaft. Hamburg.

Berensmann, K. (2017): Ausweitung des Marktes für grüne Anleihen: Die Notwendigkeit für harmonisierte Standards bei grünen Anleihen. Bonn.

Bingler, J./ Kopp, M./ Reitzenstein, A. (2018): Finanzwesen und Klimaschutz. Konkrete Empfehlungen für das Maßnahmenprogramm Klimaschutz 2030 und das Klimaschutzgesetz. Berlin.

BMU (2018a): Klimaschutz in Zahlen. Fakten, Trends und Impulse deutscher Klimapolitik. 1. Aufl., Berlin.

BMU (2018b): Klimaschutz in Zahlen. Klimaschutzziele Deutschland und EU. Berlin.

BMU (2019a): Klimaschutzbericht 2018. Berlin.

BMWi (2015): Die Energie der Zukunft. Vierter Monitoring-Bericht zur Energiewende. Paderborn.

BMWi (Hrsg.) (2018a): Energieeffizienz in Zahlen. Entwicklungen und Trends in Deutschland 2018. Berlin.

BMWi (Hrsg.) (2018b): Primärenergieverbrauch nach Energieträgern. Berlin.

BMWi (Hrsg.) (2018c): Entwicklung der erneuerbaren Energien in Deutschland im Jahr 2017. Berlin.

BMWi (Hrsg.) (2018d): Erneuerbare Energien in Zahlen. Nationale und internationale Entwicklung im Jahr 2017. Frankfurt am Main.

Böcher, M./ Töller, A. (2012): Umweltpolitik in Deutschland. Eine politikfeldanalytische Einführung. Wiesbaden.

Boubaker, S./ Cumming, D./ Nguyen, D. (Hrsg.) (2018): Research handbook of investing in the triple bottom line. Finance, society and the environment. Cheltenham u.a.

Brasseur, G./ Jacob, D./ Schuck-Zöller, S. (Hrsg.) (2017): Klimawandel in Deutschland. Entwicklung, Folgen, Risiken und Perspektiven. Berlin.

Bräunig, G. (2015): Institutionelle Investments in Green Bonds - Verantwortung am Kapitalmarkt übernehmen. Hamburg.

- Brülisauer, A./ Bühler, M./ Frei, P. (2015):** Green Bonds als innovatives Finanzierungsinstrument von Klimawandelmaßnahmen in der Entwicklungszusammenarbeit. St. Gallen.
- Brunck, H. (2014):** Zum Einfluss von Sonnenaktivität und NAO auf das Klima von Mitteleuropa. Rekonstruktion aus historischen Daten und laminierten Maarsedimenten der Eifel. 1. Aufl., Hamburg.
- Capmarcon (Hrsg.) (2019):** Nur Qualität sichert den Erfolg grüner Finanzierungen. In: CAPMARCON Capital 2019 (Spezial 40), S. 1–12.
- CBI (2015):** Climate Bond Standard. Version 2.0: Climate Bond Initiative. London.
- CBI (2018):** The Green Bond Market in Europe. London.
- CBI (2019):** 2018 Green Bond Market Summary. London.
- cep (2016):** Nationale Klimaziele 2021–2030 für Nicht-ETS-Sektoren. In: cepAnalyse Nr. 26/2016, S. 1-4.
- Commerzbank (2018):** Commerzbank Green Bond Framework. Frankfurt am Main.
- Croft, N. (2018):** Role of ISO Standards in Promoting Green Finance and Sustainable Business. HKQAA Symposium 2018. Hong Kong.
- da Costa, M. (2018):** Green Bonds: Bei aller Euphorie ist Vorsicht geboten. In: Bantleon, S. 1-2.
- Dengl, G. (2014):** Green Bonds. Rendite mit gutem Gewissen. München.
- Denmark, F. et al. (2005):** Violence in Schools: Cross-National and Cross-Cultural Perspectives. New York.
- DWD (2017b):** Nationaler Klimareport. Klima - gestern, heute und in der Zukunft. 3. Aufl., Offenbach am Main.
- DWD (2018):** Deutschlandwetter im Jahr 2018. 2018 – ein außergewöhnliches Wetterjahr mit vielen Rekorden. Offenbach.
- EIB (2016):** Restoring EU competitiveness. 2016 Updated version. Luxemburg.
- Erling, U. (2008):** Emissionshandel. Rechtsgrundlagen und Einführung. 1. Aufl., Berlin.
- European Commission (2016):** Green bonds: New study shows extraordinary growth and signals potential in financing Europe's climate and environment goals. Brüssel.
- Eurosif (2018):** European Sri Study. Brüssel.
- Farah, F. (2014):** Wirtschaftlichkeitsszenarien von Speichermöglichkeiten als Grundlage für Geschäftsmodelle von Energieversorgern. 1. Aufl., Hamburg.
- Faust, M. (Hrsg.) (2014):** Nachhaltige Geldanlagen. Produkte, Strategien und Beratungskonzepte. 2. Aufl., Frankfurt am Main.
- Federle, C. (2011):** Vergleich von E-Mobilitäts-Modellregionen in Österreich und Deutschland. München.
- Eich, J. (2019):** „Haben mit den Banken intensiv diskutiert“. In: Finance Magazin, Ausgabe Januar/Februar 2019, S. 18-19.
- GDV (2011):** Auswirkungen des Klimawandels auf die Schadensituation in der deutschen Versicherungswirtschaft. Kurzfassung Hochwasser. Berlin.
- Grill, W./ Gramlich, L./ Eller, R. (1996):** Gabler Bank Lexikon. Bank, Börse, Finanzierung. 11. Aufl., Wiesbaden.

Gullotta, T./ Adams, G./ Ramos, J. (2005): Handbook of adolescent behavioural problems. Evidence-based approaches to prevention and treatment. New York.

Hauck & Aufhäuser (2018): Die wichtigsten Assetklassen im Überblick. In: Horizonte, Ausblick II. Quartal 2018, S. 13-14.

Hippe, T. (2016): Herausforderung Klimaschutzpolitik. Probleme, Lösungsstrategien und Kontroversen. 1. Aufl., Leverkusen-Opladen.

HVB (2015): Mehr als Geld. München.

ICMA (2017): Fragen und Antworten am 13. Juni 2017. Paris.

ICMA (2018): Green Bond Principles. Paris.

IFC (2016): Mobilizing Private Climate Finance – Green Bonds and beyond. In: EMCompass, Note 25, December 2016, S. 1-6.

IPCC (2015): Climate Change 2014: Mitigation of Climate Change. Working Group III Contribution to the IPCC Fifth Assessment Report. Cambridge.

KfW (2017a): Market for Green Bonds - huge potential or just "nice to have"? In: KfW Development Research, S. 1.

Kögler, A. (2019): Zarte Sprossen. In: Finance Magazin 2019 (Januar/Februar 2019), S. 16-22.

LBBW (2017b): Landesbank Baden-Württemberg (LBBW) Green Bond Framework. Stuttgart.

Lenz, D. (2011): Klimafaktor Mensch. Welche Rolle spielt der Mensch wirklich beim Klimawandel? Neckenmarkt.

Leuschner, A. (2012): Die Glaubwürdigkeit der Wissenschaft. Eine wissenschafts- und erkenntnistheoretische Analyse am Beispiel der Klimaforschung. Bielefeld.

Malberg, H. (2013): Klimawandel seit der Kleinen Eiszeit: Die Wirkung der Sonne wurde unterschätzt. Berlin.

Markandya, A./ Galarraga, I./ Rübbelke, D. (2017): Climate Finance. Theory and practice. New Jersey u.a.

Marotzke, J./ Stratmann, M. (2015): Die Zukunft des Klimas. Neue Erkenntnisse, neue Herausforderungen: ein Report der Max-Planck-Gesellschaft. München.

Matthews, D. et. al. (2014): National contributions to observed global warming. In: Environmental Research Letter (9), S. 1-9.

Mesch, K. (2011): Klimawandel und die Frage der Gerechtigkeit. In: Diplomica Verlag Reihe Nachhaltigkeit, Bd. 40, Hamburg.

metropolitan (2018): Jahrbuch Nachhaltigkeit 2018. Nachhaltig wirtschaften: Einführung, Themen, Beispiele. 1. Aufl., Regensburg.

Müller, U. (2007): Greenwash in Zeiten des Klimawandels. Wie Unternehmen ihr Image grün färben. Köln.

NordLB (2016): Green Bonds Nachhaltig im Trend. Hannover.

O.V. (2016): Socially Responsible Investments. Mit Green Bonds zu mehr Verantwortung und Nachhaltigkeit in der Finanzbranche? 1. Aufl., München.

OECD (2017): Investieren in Klimaschutz, Investieren in Wachstum. o.O.

- Olivier, J./ Schure, K./ Peters, J. (2017):** Trends in global CO2 and total greenhouse gas emissions: 2017 Report. Den Haag.
- Pott, R. (2007):** Klimawandel in der Erdvergangenheit und Gegenwart. 59. Aufl., Braunschweig.
- Rahmstorf, S./ Schellnhuber, H. (2007):** Der Klimawandel. Diagnose, Prognose, Therapie. 4. Aufl., München.
- Reichstein, M (2015):** Universell und überall: Der terrestrische Kohlenstoffkreislauf im Klimasystem. In: Marotzke, J./Sratmann, M. (Hrsg.): Die Zukunft des Klimas. Neue Erkenntnisse, neue Herausforderungen, S. 123-136, München.
- Schneeweiß, A. (2016):** Green Bonds - Black Box mit grünem Etikett? Grüne Anleihen - ein neuer Weg zur Finanzierung von Umweltschutz und Entwicklung? Bonn.
- Schoenmaker, D./ Schramade, W. (2019):** Principles of sustainable finance. 1. Aufl., Oxford.
- Seeliger, A. (2018):** Energiepolitik. Einführung in die volkswirtschaftlichen Grundlagen. München.
- Shakun, J. et al. (2012):** Global warming preceded by increasing carbon dioxide concentrations during the last deglaciation. In: Nature 484, S. 49-54.
- Sherpacon (Hrsg.) (2018):** Green Finance - Motive, Ziele Realitäten. In: Sherpacon Strategie 2018 (05), S. 1–24.
- TEG (2018):** Technical Expert Group on Sustainable Finance. Brüssel.
- TEG (2019):** Report of the Technical Expert Group (TEG) subgroup on Green Bond Standard. Proposal for an EU Green Bond Standard. Interim Report. Brüssel.
- UBA (2018b):** Sondertabelle Bruttostromerzeugung in Deutschland von 1990 bis 2017 nach Energieträgern. o.O.
- Voss, M. (Hrsg.) (2010):** Der Klimawandel. Sozialwissenschaftliche Perspektiven. 1. Aufl., Wiesbaden.
- Weber, U. (2012):** Klimahysterie ist keine Lösung. Klimawandel, CO2-Ausstoß, Treibhauseffekt, Solarstrom, Windenergie. 2. Aufl., Norderstedt.
- Wesselak, V. et al. (2013):** Regenerative Energietechnik. 2. Aufl., Berlin u.a.
- Wicke, L./ Spiegel, P./ Wicke-Thüs, I (2006):** Kyoto Plus. So gelingt die Klimawende: nachhaltige Energieversorgung plus globale Gerechtigkeit: ein Report an die Global Marshall Plan Initiative. München.

Verzeichnis der Internetquellen

AGU100 (2012): Atmospheric CO₂ over the last 1000 years, <https://agupubs.onlinelibrary.wiley.com/doi/full/10.1029/2011GB004247> (Stand: 27.01.2019).

AXA Investment Manager (2019): Die größten Irrtümer und wichtigsten Fakten zu Öko-Anleihen, <https://www.private-banking-magazin.de/green-bonds-die-groessten-irrtuemer-und-die-wichtigsten-fakten-zu-oeko-anleihen> (Stand: 21.02.2019).

Backhaus, D. (2018): Henkel debütiert mit syndiziertem Green Loan, <https://www.dertreasurer.de/news/finanzen-bilanzen/henkel-debuetiert-mit-syndiziertem-green-loan-2002291/> (Stand: 10.02.2019).

Baghdjian, A./ Arnold, P. (2014): Green bond boom at risk without rules: Zurich Insurance, <https://uk.reuters.com/article/us-climatechange-summit-zurich-insurance/green-bond-boom-at-risk-without-rules-zurich-insurance-idUKKCN0I31BA20141014> (Stand: 13.02.2019).

Berkeley Earth (2018): Decadal Land-Surface Average Temperature, <http://berkeleyearth.org/graphics/> (Stand: 25.01.2019).

Bloomberg Businessweek (2015): What's really warming the world?, <https://www.bloomberg.com/graphics/2015-whats-warming-the-world/> (Stand: 26.01.2019).

BMU (2019b): Die Weltklimakonferenz in Katowice: was bleibt?, <https://www.bmu.de/themen/klima-energie/klimaschutz/internationale-klimapolitik/un-klimakonferenzen/cop-24-was-bleibt/> (Stand: 13.03.2019).

BNP Paribas (2018): Green Bonds müssen transparenter werden, <https://www.bnpparibas-am.de/professionelle-investoren-finanzberater-und-vermittler/green-bonds-mussen-transparenter-werden> (Stand: 23.02.2019).

BR (2018): Die gefährliche Wärmeliebhaberin erobert Deutschland, <https://www.br.de/themen/wissen/asiatische-tigermuecke-buschmuecke-muecke-100.html> (Stand: 30.01.2019).

Brandt, M. (2017): Der Stand des Pariser Abkommens, <https://de.statista.com/infografik/9667/der-stand-des-pariser-abkommens/> (Stand: 04.02.2019).

Bundesregierung (2019): Glossar zu Energie, <https://www.bundesregierung.de/breg-de/themen/glossar-zu-energie-461604> (Stand: 26.02.2019).

CO2.Earth (2019): Täglich CO₂, <https://de.co2.earth/daily-co2> (Stand: 12.03.2019).

co2online (2019): Erneuerbare Energien im Überblick: Wie groß ist ihr Anteil? Was sind die Vor- und Nachteile?, <https://www.co2online.de/klima-schuetzen/energiewende/erneuerbare-energien/> (Stand: 02.02.2019).

Dawson, C. et. al (2018): The green and sustainability loan market: ready for take-off, <https://www.environmental-finance.com/content/analysis/the-green-and-sustainability-loan-market-ready-for-take-off.html> (Stand: 17.02.2019).

Deutsche Bank (2019): Deutsche Bank supports guidelines for green bonds, <https://www.db.com/cr/en/concrete-Deutsche-Bank-supports-guidelines-for-green-bonds.htm> (Stand: 10.02.2019).

Deutsche Börsen AG (2018): Green Bonds - Direktinvestment in Nachhaltigkeit, https://www.boersenag.de/Green_Bonds (Stand: 09.02.2019).

Deutsche Bundesbank (2018): Wert der im Umlauf befindlichen festverzinslichen Wertpapiere in Deutschland von 2000 bis Oktober 2018 (in Milliarden Euro), <https://de.statista.com/statistik/daten/studie/12442/umfrage/bruttoabsatz-festverzinslicher-wertpapiere-in-deutschland/> (Stand: 27.02.2019).

DWD (2017a): Deutsche Klimaforscher zum G20-Gipfel: Klimafakten als Grundlage für politische Entscheidungen, https://www.dwd.de/DE/klimaumwelt/klimawandel/_functions/aktuellemeldungen/170706_g20_c20_klimafakten_fuer_entscheidungen.html (Stand: 18.01.2019).

DZ Bank (2019): Green Bonds - Grüne Anleihen im Aufwind, https://www.dzbank.de/content/dzbank_de/de/home/unsere_kunden/institutionelle_kunden/aktuelles/GreenBonds.html (Stand: 10.02.2019).

Ederer, G. (2011): Die CO2-Theorie ist nur geniale Propaganda, <https://www.welt.de/debatte/kommentare/article13466483/Die-CO2-Theorie-ist-nur-geniale-Propaganda.html> (Stand: 26.01.2019).

EIKE (2017): Wieviel CO2 stoßen Vulkane aus?, <https://www.eike-klima-energie.eu/2017/04/15/wieviel-co2-stossen-vulkane-aus/> (Stand: 28.01.2019).

European Commission (2019a): Klima- und Energiepaket 2020, https://ec.europa.eu/clima/policies/strategies/2020_de (Stand: 01.02.2019).

European Commission (2019b): EU Emissions Trading System (EU ETS), <https://ec.europa.eu/clima/policies/ets> (Stand: 01.02.2019).

European Commission (2019c): Energy Efficiency Directive, <https://ec.europa.eu/energy/en/topics/energy-efficiency/energy-efficiency-directive> (Stand: 01.02.2019).

European Parliament (2018): Greenhouse gas emissions 2030 reduction target, [w.europarl.europa.eu/doceo/document/E-8-2018-004505_EN.html](http://www.europarl.europa.eu/doceo/document/E-8-2018-004505_EN.html) (Stand: 04.03.2019).

Facit (2018): Sustainability Image Score 2017: Nachhaltigkeit ist keine Frage der Branche, sondern der Kultur, <https://www.facit-group.com/studien/sis/#top> (Stand: 16.02.2019).

FNG (o. J.): EU Aktionsplan - Finanzierung nachhaltigen Wachstums, <https://www.forum-ng.org/de/eu-aktionsplan/hintergrund.html> (Stand: 22.02.2019).

Focus (2014): So leugnen Skeptiker den Klimawandel, https://www.focus.de/wissen/klima/tid-8638/diskussion_aid_234319.html (Stand: 27.01.2019).

Frühauf, M. (2016): Banken ringen um Kriterien für Öko-Anleihen, <https://www.faz.net/aktuell/finanzen/anleihen-zinsen/green-bonds-banken-ringen-um-kriterien-fuer-oeko-anleihen-14280535.html> (Stand: 12.02.2019).

Gabler Wirtschaftslexikon (Hrsg.) (o. J.): Greenwashing, <https://wirtschaftslexikon.gabler.de/definition/greenwashing-51592> (Stand: 12.02.2019).

Greenpeace (2017): Was der Ausstieg der USA aus dem Pariser Klimaabkommen bedeutet, <https://www.greenpeace-magazin.de/nachrichten/was-der-ausstieg-der-usa-aus-dem-pariser-klimaabkommen-bedeutet> (Stand: 04.02.2019).

KfW (2017b): Klimaschutz mit Green Bonds, <https://www.kfw.de/stories/umwelt/klimawandel/green-bonds/> (Stand: 09.02.2019).

KfW (2019): KfW Green Bond Portfolio, <https://www.kfw.de/nachhaltigkeit/KfW-Konzern/Nachhaltigkeit/Nachhaltige-Unternehmensprozesse/Nachhaltiges-Investment/KfW-Green-Bond-Portfolio/> (Stand: 10.02.2019).

LBBW (2017a): Unternehmensfinanzierung auf die innovative Art, https://www.lbbw.de/artikelseite/banking-erleben/unternehmensfinanzierung-innovativ-nachhaltig_7ek5gmcs5_d.html (Stand: 10.02.2019).

Luttmer, N. (2015): Grün ist nicht immer nachhaltig, <https://www.fr.de/wirtschaft/gruen-nicht-immer-nachhaltig-11160530.html> (Stand: 16.02.2019).

Mannweiler, A. (2019): Weniger grüne Anleihen, <https://www.faz.net/aktuell/finanzen/finanzmarkt/weniger-gruene-anleihen-15977258.html> (Stand: 21.02.2019).

Meteo.plus (2018): Sonnenaktivität seit 1820, www.tempsvrai.de/sonne-1700.php (Stand: 25.01.2019).

Mihm, A. (2015): Scharfe Kritik am Klima-Vertrag von Paris, <https://www.faz.net/aktuell/wirtschaft/klimagipfel/nach-klimagipfel-scharfe-kritik-am-klima-vertrag-von-paris-13964349.html> (Stand: 02.02.2019).

NASA (2014): Graphic: The relentless rise of carbon dioxide, https://climate.nasa.gov/climate_resources/24/graphic-the-relentless-rise-of-carbon-dioxide/ (Stand: 27.01.2019).

Nordex (2016): Nordex begibt erfolgreich ersten „Green Schuldschein“ im Volumen von EUR 550 Mio., http://www.nordex-online.com/de/news-presse/newsdetail.html?tx_ttnews%5Btt_news%5D=2736&cHash=40cceb6d8 (Stand: 10.02.2019).

Onvista (2019): Wechselkurs, <https://www.onvista.de/devisen/> (Stand: 21.02.2019).

statista (2018): Top-100 der deutschen Banken nach der Bilanzsumme in den Geschäftsjahren 2016 und 2017, <https://de.statista.com/statistik/daten/studie/157580/umfrage/bilanzsumme-der-groessten-banken-in-deutschland/> (Stand: 10.02.2019).

The Guardian (Hrsg.) (2019): 'Our house is on fire': Greta Thunberg, 16, urges leaders to act on climate, <https://www.theguardian.com/environment/2019/jan/25/our-house-is-on-fire-greta-thunberg16-urges-leaders-to-act-on-climate> (Stand: 04.03.2019).

TÜV SÜD (2019): Windenergieanlagen Inspektion, <https://www.tuev-sued.de/anlagen-bau-industrietechnik/branchenloesungen/energie/erneuerbare-energien/windenergie/windkraftanlagen-inspektion> (Stand: 26.02.2019).

UBA (2019): Glossar beginnend mit C, <https://www.umweltbundesamt.de/service/glossar/c> (Stand: 29.01.2019).

U.S. Global Change Research Information Office (2006): How Do We Know that the Atmospheric Build-up of Greenhouse Gases Is Due to Human Activity?, <http://www.gcric.org/ipcc/qa/05.html> (Stand: 27.01.2019).

UNFCCC (2019): Paris Agreement - Status of Ratification, <https://unfccc.int/process/the-paris-agreement/status-of-ratification> (Stand: 30.01.2019).

Welt (2019): „Ich will, dass ihr in Panik geratet“, <https://www.welt.de/vermishtes/article187693472/Greta-Thunberg-in-Davos-Ich-will-dass-ihr-in-Panik-geratet.html> (Stand: 21.02.2019).

Zee, B. (2018): Green Loan Options, www.financer.com/us/loans/green-loans/ (Stand: 09.02.2019).

Verzeichnis der Gesetzestexte

COM(2018) 97 final: Aktionsplan: Finanzierung nachhaltigen Wachstums der Europäischen Kommission. Mitteilung der Kommission an das Europäische Parlament, den Europäischen Rat, die europäische Zentralbank, den europäischen Wirtschafts- und Sozialausschuss und den Ausschuss der Regionen vom 08.03.2018

EEG 2017: Gesetz für den Ausbau erneuerbarer Energien des BMWi vom 21.07.2014.

EU Richtlinie 2003/87/EG: Richtlinie über ein System für den Handel mit Treibhausgasemissionszertifikaten in der Gemeinschaft und zur Änderung der Richtlinie 96/61/EG des Rates am 13.10.2003

EU Richtlinie 2009/28/EG des Europäischen Parlaments und des Rates vom 23. April 2009 zur Förderung der Nutzung von Energie aus erneuerbaren Quellen und zur Änderung und anschließenden Aufhebung der Richtlinien 2001/77/EG und 2003/30/EG

EU Richtlinie 2010/31/EU des Europäischen Parlaments und des Rates vom 19. Mai 2010 über die Gesamtenergieeffizienz von Gebäuden.

European Council: EUCO 169/14 am 24.10.2014.

Paris Agreement of the UNFCCC, Version of 22.10.2018.

Verzeichnis der sonstigen Quellen

AGEB (2018): Auswertungstabellen zur Energiebilanz Deutschland. Berlin u.a.

CBI (2019): Datenbank - Labelled Green Bonds Data, <https://www.climatebonds.net/cbi/pub/data/bonds> (Stand: 16.02.2019).

DIW (2019), Schriftliche Stellungnahme am 27.02.2019.

EEFA (2019), Schriftliche Stellungnahme am 26.02.2019.

ICMA (2019): Datenbank - Green, Social and Sustainability bonds database, <https://www.icmagroup.org/green-social-and-sustainability-bonds/green-social-and-sustainability-bonds-database/#HomeContent> (Stand: 16.02.2019).

UBA (2018a): Primärenergieverbrauch, <https://www.umweltbundesamt.de/daten/energie/primaerenergieverbrauch#textpart-1> (Stand: 18.01.2019).

UBA (2018c): Treibhausgas-Emissionen in Deutschland, <https://www.umweltbundesamt.de/daten/klima/treibhausgas-emissionen-in-deutschland#textpart-1> (Stand: 20.02.2019).

Gesprächsverzeichnis

Damerow, F. (2019): Director Sustainable Finance & Strategy, Landesbank Baden-Württemberg, Frankfurt, telefonisches Gespräch am 15.03.2019

Richter, F. (2019): Investor Relations, NRW.BANK, Düsseldorf, telefonisches Gespräch am 20.03.2019

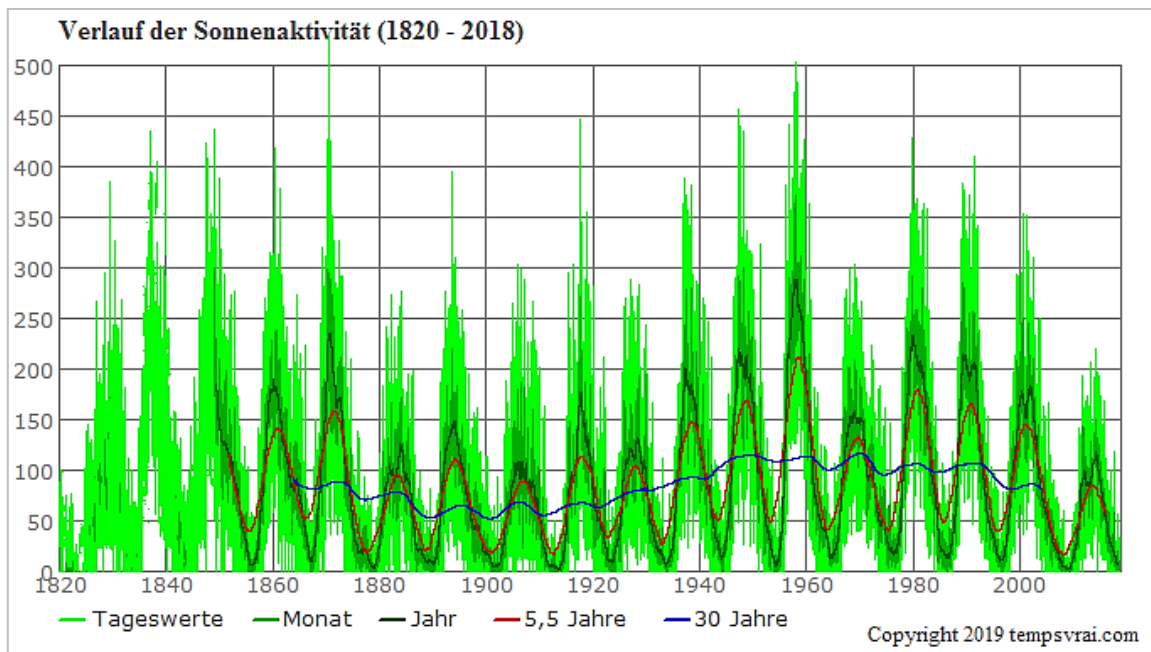
Zender, C. (2019): Abteilungsleiter Structured Finance, Landesbank Baden-Württemberg, Stuttgart, persönliches Gespräch am 14.03.2019 in Stuttgart

Anhang

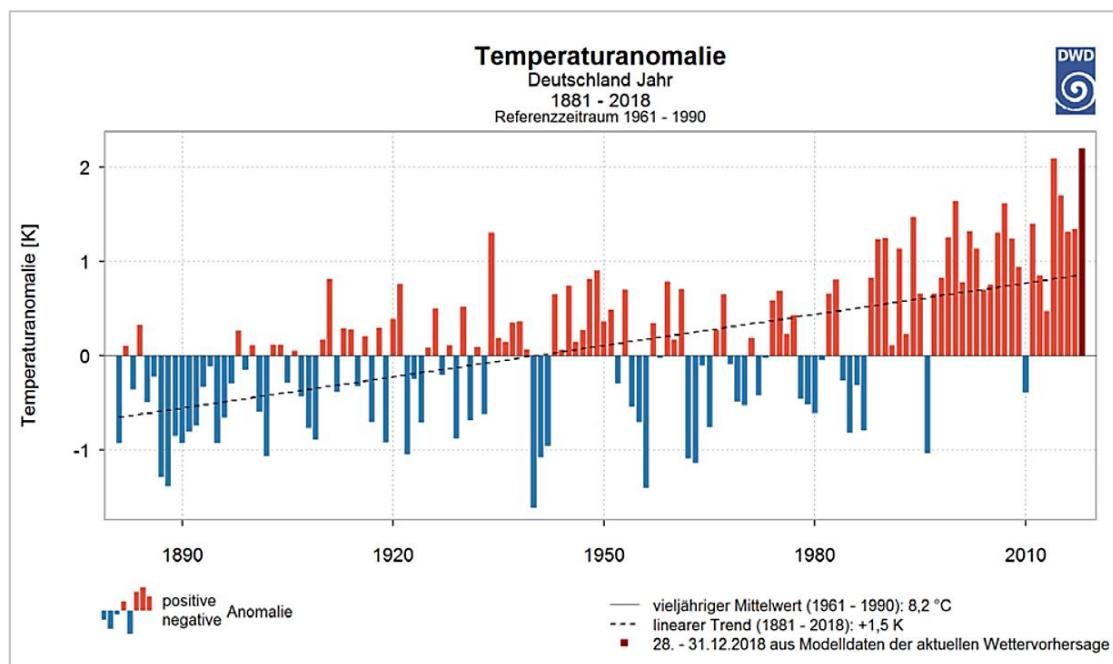
Anlagenverzeichnis:

Anlage 1: Entwicklung der Sonnenaktivität	67
Anlage 2: Temperaturanomalien	67
Anlage 3: Attribution Problem – Anthropologischer und natürlicher Klimawandel	68
Anlage 4: CO2 Emissionen seit 400.000 Jahren.....	69
Anlage 5: Treibhausgasemissionen nach Sektoren	69
Anlage 6: Analysierte Green Bonds	70
Anlage 7: Green-Bond-Database – Tabellen.....	72
Anlage 8: Erforderliche Entwicklung bis 2030	76
Anlage 9: Prognose Klimaziel 2020.....	78
Anlage 10: Persönliches Interview mit Christoph Zender	79
Anlage 11: Telefonisches Interview mit Frank Damerow.....	81
Anlage 12: Telefonisches Interview mit Dr. Frank Richter	83

Anlage 1: Entwicklung der Sonnenaktivität²⁹⁹



Anlage 2: Temperaturanomalien³⁰⁰

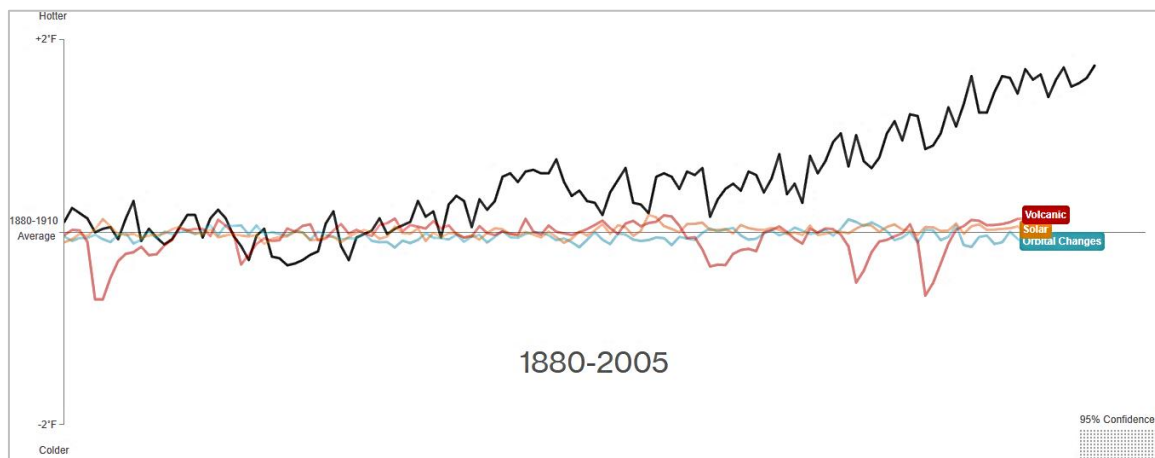


²⁹⁹ Meteo.plus (2018), www.tempsvrai.de/sonne-1700.php (Stand: 25.01.2019).

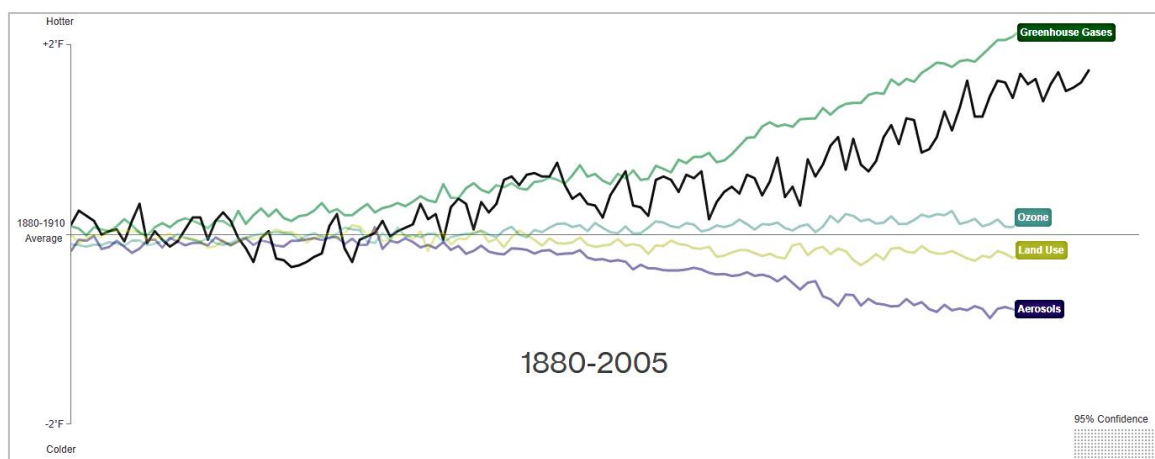
³⁰⁰ DWD (2018), S. 4.

Anlage 3: Attribution Problem – Anthropologischer und natürlicher Klimawandel³⁰¹

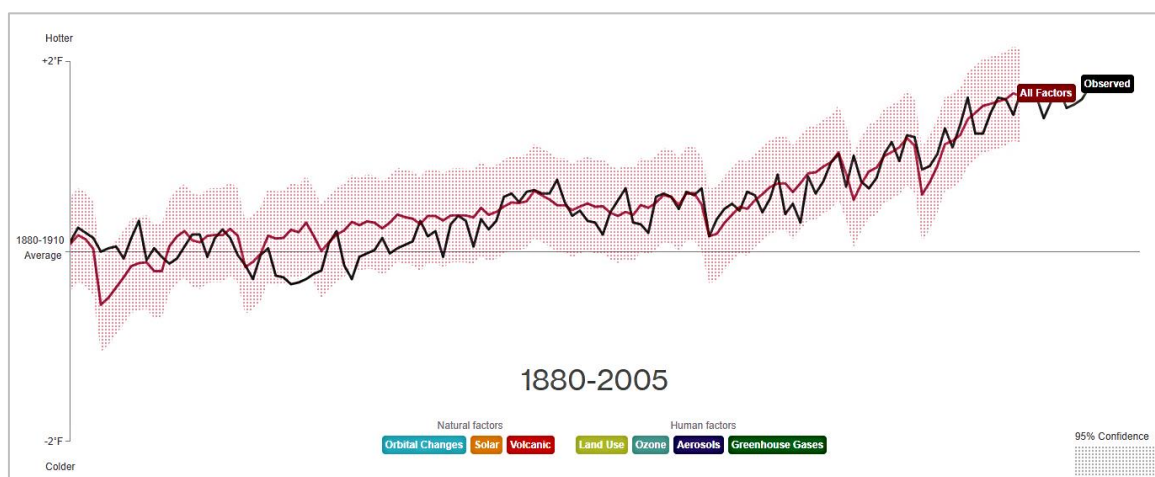
1) Auswirkungen des natürlichen Klimawandels auf die Erderwärmung



2) Auswirkungen des anthropologischen Klimawandels auf die Erderwärmung

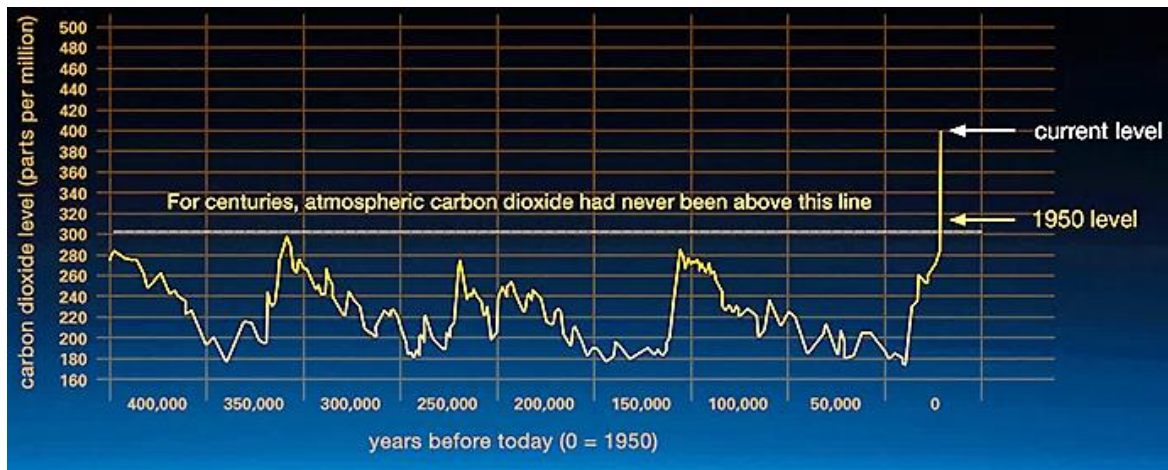


3) Auswirkungen des natürlichen Klimawandels auf die Erderwärmung

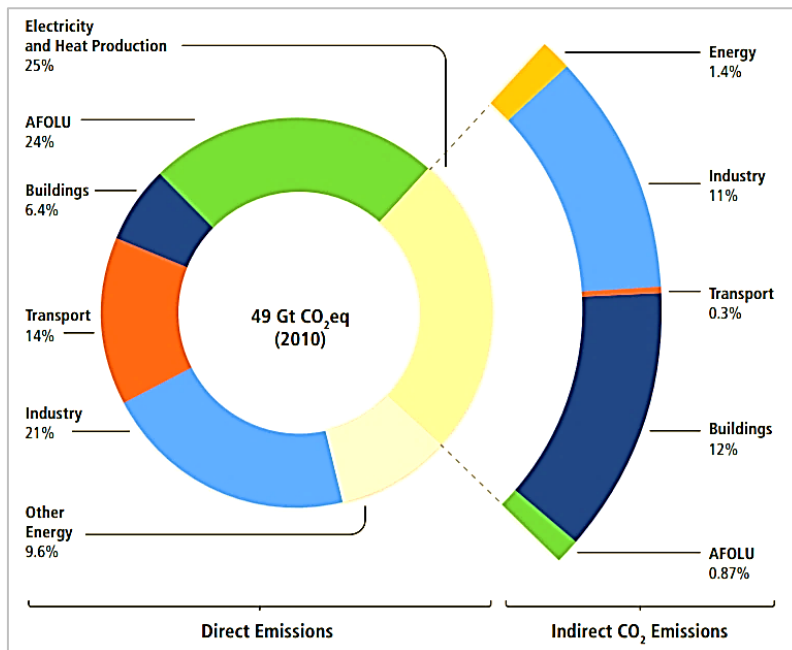


³⁰¹ Bloomberg Businessweek (2015), www.bloomberg.com/graphics/ (Stand: 26.01.2019).

Anlage 4: CO2 Emissionen seit 400.000 Jahren³⁰²



Anlage 5: Treibhausgasemissionen nach Sektoren³⁰³



³⁰² NASA (2014), https://climate.nasa.gov/climate_resources/24/ (Stand: 27.01.2019).

³⁰³ IPCC (2015), S. 9.

Anlage 6: Analysierte Green Bonds³⁰⁴

Green Bond Issuer	Amount Issued	Currency	Issue Date	Maturity
Berlin Hyp AG	500.000.000	EUR	2015	2022
Berlin Hyp AG	500.000.000	EUR	2016	2023
Berlin Hyp AG	500.000.000	EUR	2017	2023
Berlin Hyp AG	500.000.000	EUR	2017	2027
Berlin Hyp AG	500.000.001	EUR	2018	2028
Berlin Hyp AG	500.000.000	EUR	2018	2025
Commerzbank	500.000.000	EUR	2018	2023
Deutsche Hypothekenbank AG	500.000.000	EUR	2017	2023
Deutsche Hypothekenbank AG	50.000.000	EUR	2018	2026
Deutsche Hypothekenbank AG	10.000.000	EUR	2018	2023
Deutsche Hypothekenbank AG	500.000.000	EUR	2018	2024
Deutsche Kreditbank (DKB)	500.000.000	EUR	2016	2021
Deutsche Kreditbank (DKB)	500.000.000	EUR	2017	2024
DZ Bank	250.000.000	EUR	2018	2023
EnBW	500.000.000	EUR	2018	2033
Encavis AG	50.000.000	EUR	2018	2028
enercity	100.000.000	EUR	2018	2028
Innogy SE	850.000.000	EUR	2017	2027
KfW	1.500.000.000	EUR	2014	2019
KfW	1.500.000.000	USD	2014	2019
KfW	1.000.000.000	AUD	2015	2020
KfW	1.000.000.000	GBP	2015	2020
KfW	1.500.000.000	EUR	2015	2020
KfW	1.000.000.000	USD	2015	2020
KfW	1.000.000.000	SEK	2015	2020
KfW	1.000.000.000	SEK	2016	2021
KfW	1.000.000.000	EUR	2016	2024
KfW	1.500.000.000	USD	2016	2021
KfW	2.000.000.000	EUR	2017	2025
KfW	150.000.000	USD	2017	2020
KfW	200.000.000	USD	2017	2020
KfW	1.000.000.000	USD	2017	2022

³⁰⁴ Vgl. Green-Bond-Database.

KfW	1.000.000.000	SEK	2018	2023
KfW	5.000.000.000	SEK	2018	2028
KfW	1.000.000.000	EUR	2018	2026
Landwirtschaftliche Rentenbank	50.000.000	EUR	2013	2020
Landwirtschaftliche Rentenbank	15.000.000	EUR	2014	2024
Landwirtschaftliche Rentenbank	50.000.000	USD	2017	2027
Landwirtschaftliche Rentenbank	100.000.000	AUD	2017	2032
Landwirtschaftliche Rentenbank	150.000.000	SEK	2017	2027
LBBW	500.000.000	EUR	2018	2023
LBBW	750.000.000	EUR	2017	2021
MünchenerHyp	500.000.000	EUR	2018	2023
Nordex	275.000.000	EUR	2018	2023
NRW.BANK	250.000.000	EUR	2013	2017
NRW.BANK	500.000.000	EUR	2014	2018
NRW.BANK	500.000.000	EUR	2015	2025
NRW.BANK	500.000.000	EUR	2016	2026
NRW.BANK	500.000.000	EUR	2017	2027
NRW.BANK	500.000.000	EUR	2018	2028
NRW.BANK	500.000.000	EUR	2019	2029
Senvion	400.000.000	EUR	2015	2020
Senvion	400.000.000	EUR	2017	2022
Volkswagen Immobilien	107.000.000	EUR	2018	2033

Anlage 7: Green-Bond-Database – Tabellen³⁰⁵

Installierte Leistung			
Jahre	Installierte Leistung zur Stromerzeugung aus EE in MW	Installierte Leistung Green Bonds in MW	Anteil Green Bonds an der Stromerzeugung
2008	37.769	-	-
2013	82.800	38,1	0,0%
2014	89.400	1784,9	2,0%
2015	96.900	2212,8	2,3%
2016	103.600	1652,0	1,6%
2017	111.900	1514,7	1,4%
2018	N/A	887,2	N/A

Primärenergieverbrauch (PEV)						
Jahre	PEV in MWh	PEV (EE) in MWh	Anteil PEV(EE)	PEV(GB) in MWh1)	Anteil PEV(GB)	Anteil GB am PEV(EE)
2008	3.994.360.525	318.618.142	8,0%	-	-	-
2013	3.839.338.627	416.293.682	10,8%	193.715	0,01%	0,05%
2014	3.660.999.318	421.816.726	11,5%	9.324.751	0,25%	2,21%

³⁰⁵ Vgl. Green-Bond-Database.

2015	3.683.755.725	456.607.032	12,4%	19.915.659	0,54%	4,36%
2016	3.747.396.887	465.623.984	12,4%	27.269.501	0,73%	5,86%
2017	3.776.232.743	494.821.229	13,1%	34.640.104	0,92%	7,00%

Bruttoendenergieverbrauch (BEEV)

Jahre	BEEV in MWh	BEEV(EE) in MWh	Anteil BEEV(EE)	BEEV(GB) in MWh ¹⁾	Anteil BEEV(GB)	Anteil GB am BEEV(EE)
2008	2.619.168.762	224.722.402	8,6%	-	-	-
2013	2.609.168.754	322.500.258	12,4%	156.821	0,01%	0,05%
2014	2.501.113.112	344.722.498	13,8%	7.548.803	0,30%	2,19%
2015	2.555.835.378	373.055.854	14,6%	16.122.616	0,63%	4,32%
2016	2.604.446.528	386.111.420	14,8%	22.075.879	0,85%	5,72%
2017	2.639.616.352	419.699.000	15,9%	28.042.712	1,06%	6,68%

Endenergieverbrauch (EEV)

Jahre	EEV in MWh	EEV(EE) in MWh	Anteil EEV(EE)
2008	2.544.116.480	129.491.947	5,1%
2013	2.549.592.873	174.077.361	6,8%

2014	2.416.335.822	163.559.853	6,8%
2015	2.471.694.755	172.799.860	7,0%
2016	2.516.717.569	177.365.142	7,0%
2017	2.591.273.740	177.069.308	6,8%

Bruttostromerzeugung (BSE)						
Jahre	BSE in MWh	BSE(EE) in MWh	Anteil BSE(EE)	BSE(GB) in MWh	Anteil GB an der BSE	Anteil GB an BSE(EE)
2008	637.250.000	93.200.000	14,6%	-	-	-
2013	638.728.000	152.400.000	23,9%	75.750	0,0%	0,0%
2014	627.791.000	162.500.000	25,9%	3.646.304	0,6%	2,2%
2015	646.888.000	187.000.000	28,9%	7.787.719	1,2%	4,2%
2016	650.589.000	188.000.000	28,9%	10.663.328	1,6%	5,7%
2017	654.547.000	218.000.000	33,3%	13.545.491	2,1%	6,2%
2018	<i>N/A.</i>	<i>N/A.</i>	<i>N/A</i>	15.522.307	<i>N/A</i>	<i>N/A</i>

Bruttostromverbrauch (BSV)

Jahre	BSV in MWh	BSV(EE) in MWh	Anteil BSV(EE)	BSV(GB) in MWh	Anteil GB am BSV	Anteil GB am BSV(EE)
2008	606.851.944	93.200.000	15,4%	-	-	-
2013	606.533.833	152.400.000	25,1%	75.750	0,01%	0,0%
2014	593.904.056	162.500.000	27,4%	3.646.304	0,61%	2,2%
2015	598.605.500	187.000.000	31,2%	7.787.719	1,30%	4,2%
2016	600.064.000	188.000.000	31,3%	10.663.328	1,78%	5,7%
2017	602.087.833	218.000.000	36,2%	13.545.491	2,25%	6,2%
2018	N/A.	N/A.	N/A	15.522.307	N/A	N/A

Anlage 8: Erforderliche Entwicklung bis 2030³⁰⁶

THG-Reduktion 2030		
Notwendiges Green Bond Volumen für 2030:		
Jährliche Emissionsreduzierung pro investierte Millionen EUR	559,54	Tonnen CO2
Emissionsvolumen 2018 in deutsche Projekte	27.197	Millionen EUR
IST 1990	1.252.000.000	Tonnen CO2
Notwendige Reduzierung nach Klimaziel 2030	55%	Reduzierung ggü. 1990
SOLL 2030	563.400.000	Tonnen CO2
Emissionvolumen im deutschen GB-Markt 2030	1.006.903	Millionen EUR
Notwendige Entwicklung des GB-Marktes	37,0	x
IST 2012 (keine Green Bonds)	924.628.000	Tonnen CO2
Notwendige Reduzierung nach Klimaziel 2030	361.228.000	Tonnen CO3
Emissionvolumen im deutschen GB-Markt 2030	645.583	Millionen EUR
Notwendige Entwicklung des GB-Marktes	23,7	x
Prognose 2030 CO2 Emissionen ohne Green Bonds (linearer Annahme)	733.688.111	Tonnen CO2
Notwendige zusätzliche Reduzierung	170.288.111	Tonnen CO3
Emissionvolumen im deutschen GB-Markt 2030	304.337	Millionen EUR
Notwendige Entwicklung des GB-Marktes	11	x

Bruttoendenergieverbrauch 2030		
Notwendiges Green Bond Volumen für 2030:		
Jährliche produzierte Leistung pro investierte Millionen EUR	739,02	MWh
BEEV(GB)	1.529,96	MWh
Emissionsvolumen 2018 in deutsche Projekte	27.197	Millionen EUR
Annahme: BEEV in 2030	2.600.000.000	MWh
Notwendige Anteil EE nach Klimaziel 2030	30%	
SOLL Anteil EE 2030	780.000.000	MWh
IST Anteil EE 2016	386.111.420	MWh
Notwendige Steigerung EE	393.888.580	MWh
Emissionvolumen im deutschen GB-Markt 2030	509.816	Millionen EUR
Notwendige Entwicklung des GB-Marktes	18,7	x
Prognose 2030 Anteil EE ohne Green Bonds (lineare Annahme)	607.833.534	MWh
Notwendige zusätzliche Reduzierung	172.166.466	MWh
Emissionvolumen im deutschen GB-Markt 2030	112.530	Millionen EUR
Notwendige Entwicklung des GB-Marktes	4	x

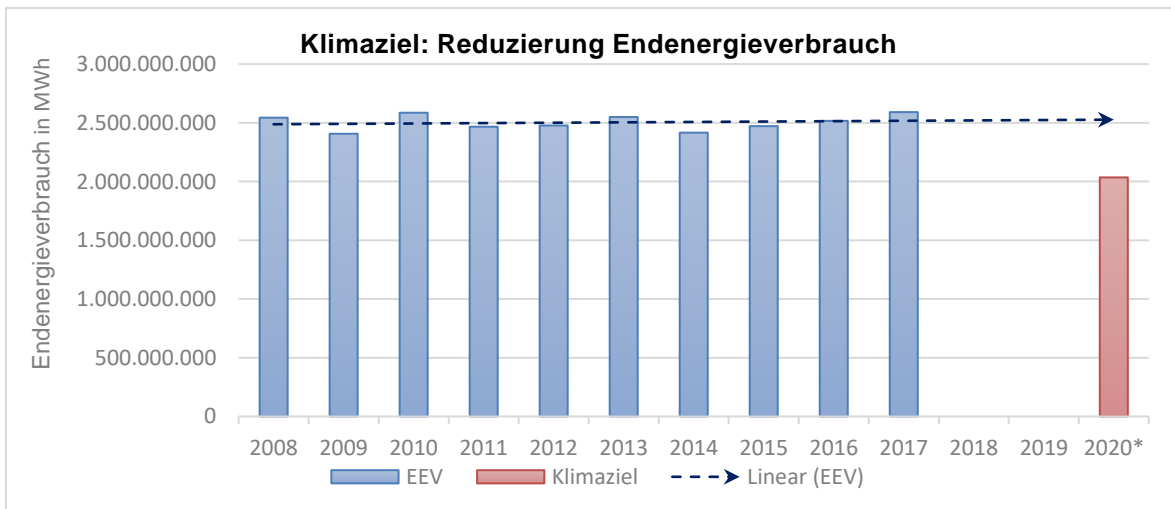
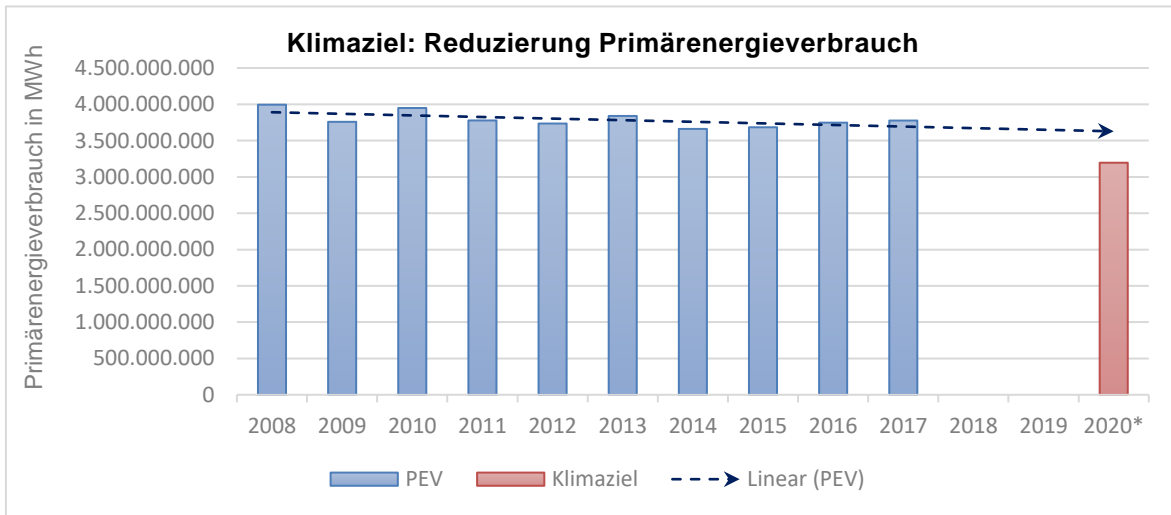
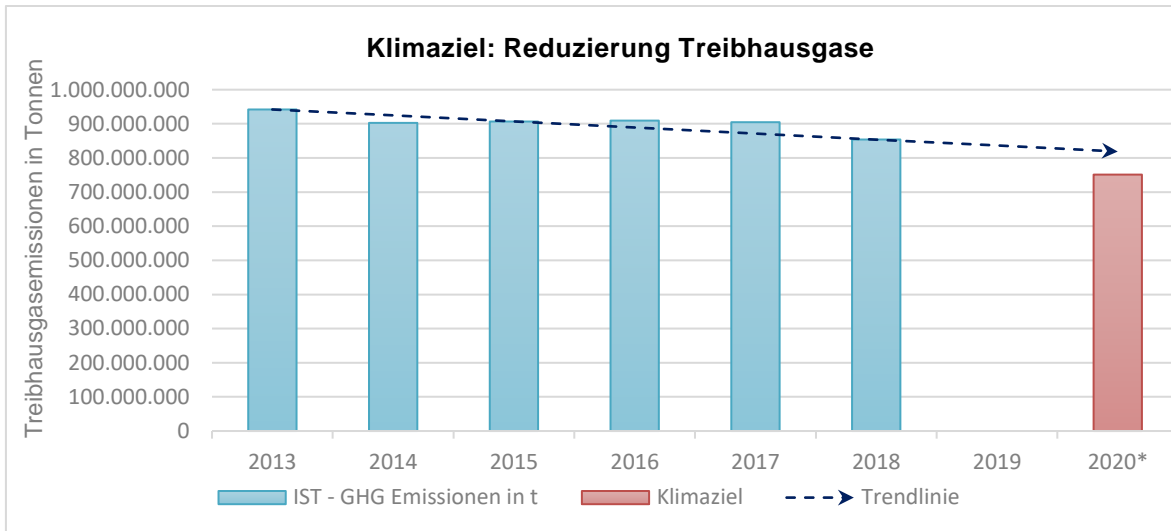
³⁰⁶ Vgl. Green-Bond-Database.

Bruttostromverbrauch 2030

Notwendiges Green Bond Volumen für 2030:

Jährliche produzierte Leistung pro investierte Millionen EUR	739,02	MWh
Emissionsvolumen 2018 in deutsche Projekte	27.197	Millionen EUR
Annahme: BSV in 2030	600.000.000	MWh
Notwendige Anteil EE nach Klimaziel 2030	50%	
SOLL Anteil EE 2030	300.000.000	MWh
IST Anteil EE 2017	218.000.000	MWh
Notwendige Steigerung EE	82.000.000	MWh
Emissionvolumen im deutschen GB-Markt 2030	405.943	Millionen EUR
Notwendige Entwicklung des GB-Marktes	14,9	x
Prognose 2030 Anteil EE ohne Green Bonds (lineare Annahme)	365.155.465	MWh
Notwendige zusätzliche Reduzierung	- 65.155.465	MWh

Anlage 9: Prognose Klimaziel 2020³⁰⁷



³⁰⁷ Eigene Darstellung mit Daten des AGEb (2018), der BMWi (Hrsg.) (2018b) und des UBA (2018b).

Anlage 10: Persönliches Interview mit Christoph Zender,

Abteilungsleiter Corporate Finance Origination bei der Landesbank Baden-Württemberg,
am 14.03.2019 in Stuttgart

1. Was verspricht sich die LBBW von den beiden Green-Bond-Emissionen?

Die Emissionen zahlen eins zu eins in die Nachhaltigkeitsstrategie der Bank ein. Es ist auch ein Thema der Positionierung, sich hier evtl. durch einen wachsenden Markt Vorteile zu verschaffen. Wenn auf Investorensseite das Thema „Green“ weiter in den Vordergrund rückt, ist es entscheidend, hier auch früh positioniert zu sein und dadurch auch evtl. Renditevorteile erwirtschaften zu können.

2. Wer sind die Investoren von Green Bonds im Allgemeinen? Handelt es sich dabei ausschließlich um institutionelle oder auch private Anleger?

Eine direkte Vermarktung an private Anleger erfolgt nicht. Die Emission von Bonds erfolgt an Qualified Investors. Evtl. können auf dem Sekundärmarkt Bonds – je nach Stückelung – auch von privaten Anlegern erworben werden.

3. Die EU arbeitet aktuell an einer Taxonomie. Was halten Sie von dem Konzept?

Ich denke das Thema „Green Bonds“ kann nur forciert werden, wenn es letztendlich von gesetzlicher Seite auf EU-Ebene einen Push bekommt. Da sich bisher noch keine bzw. kaum Preisvorteile für Emittenten eingestellt haben, könnte eine klare, allgemein verbindliche Reglementierung dem Segment einen entscheidenden Schub geben. Stichwort: Green Bonds als eigene Assetklasse. Dies würde auch zu einem Anstieg der Nachfrage nach Green Bonds führen. Dieser Nachfrageanstieg würde bedeuten, dass für Nicht-Green Bonds höhere Margenaufschläge zu zahlen wären. Das ist für mich ein ganz klares Angebot- und Nachfrageverhalten. Das wird sich allerdings nicht rein vom Markt entwickeln, sondern es muss entsprechende Vorgaben, wie eine Taxonomie, geben.

4. Wie könnte man aus Ihrer Sicht den Markt weiter vorantreiben?

Die EU Taxonomie wird ein Schlüssel sein, sobald Emittenten erkennen, dass ein Green Bond tendenziell eine höhere Nachfrage erfährt. Aber ein Unternehmen, das zum Beispiel drei Milliarden Euro im Jahr zu refinanzieren hat, wird sich schwertun, ausreichende grüne Projekte für den Verwendungsnachweis zu identifizieren. Deswegen stellen zurzeit Green Bonds zur Finanzierung von Projekten für Erneuerbaren Energien und von Immobilienprojekten den maßgeblichen Anteil am Markt dar.

5. Was ist Ihre Prognose für den Green-Bond-Markt für die nächsten Jahre von einer Skala von -5 (*starker Einbruch des Marktes*) bis +5 (*Signifikanter Anstieg*)?

Ich würde sagen, es wird eine Zunahme geben. Ich sehe diese allerdings nicht bei +5 - ich sehe sie eher bei +2 bis +3.

Hintergrund: Wenn es zu einer wirtschaftlichen Rezession in Europa kommen sollte, könnte die Finanzierungssicherheit stärker in den Vordergrund rücken, unabhängig davon, ob mit den Emissionen auch ein Nachhaltigkeitseffekt erzielt wird.

Anlage 11: Telefonisches Interview mit Frank Damerow,

Director Sustainable Finance & Strategy bei der Landesbank Baden-Württemberg

am 15.03.2019

1. Die LBBW hat bereits zwei Green Bonds emittiert. Was verspricht sich die Bank von solchen Emissionen?

Die LBBW hat 2017 aufgrund der sich abzeichnenden politischen Entwicklung des heutigen „*EC action plans on financing sustainable growth*“ ein Best-in-Class Green Bond Framework entwickelt, der einen wesentlichen Beitrag zur Marktentwicklung beitragen sollte. Das Framework erlaubt der Bank, grüne Aktiva kontinuierlich auszubauen und das Emissionspotential von Green Bonds zu erhöhen. Damit bedient die LBBW die hohe Nachfrage nach Green Bonds und setzt sich bereits heute schon bereichsübergreifend mit Klima- und Umweltthemen auseinander.

2. Sie sind auch Mitglied des Beratungsgremiums der Climate Bond Initiative (CBI). Inwieweit unterscheidet sich der Climate Bond Standard von den Green Bond Principles?

Der CBI Standard bestätigt die Konformität bestimmter Aktiva und Aktivitäten mit den Anforderungen des Pariser Abkommens, d.h. es handelt sich um eine „unter 2 Grad Erd-erwärmungsziel“-konformen Investition. Die CBI erstellte bereits 2013 eine Taxonomie auf Basis des IPCC Reports, welcher u.a. die wissenschaftliche Grundlage aus der Klimaforschung liefert. Seitdem werden Standards in verschiedenen Segmenten unter Beteiligung von verschiedenen Experten und der breiteren Öffentlichkeit erarbeitet und der Öffentlichkeit zur Verfügung gestellt.

Die GBPs haben sich ebenfalls weiterentwickelt und u.a. Transparenz, Klarheit und Standards über Prozesse geschaffen, die in der frühen Marktphase besonders wichtig waren, um in vergleichsweise kurzer Zeit eine breite Marktakzeptanz bei Green Bonds zu erreichen.

Beide Initiativen waren für die bisherige Marktentwicklung maßgeblich und komplementär und sind heute von den Grundsatzüberlegungen des sich entwickelnden EU Green Bond Standards wiederzufinden.

3. Aus welchem Grunde kam es zu einem deutlich geringeren Anstieg des weltweiten Emissionsvolumens in 2018?

Die beachtliche, bisherige Marktentwicklung fand auf freiwilliger Basis statt und stellt im Anleiensegment immer noch eine Nische dar. Eine Konsolidierung nach Jahren starken Wachstums war daher zu erwarten. Eine stark steigende Emissionstätigkeit in den kommenden Jahren wird durch einige Trends stark unterstützt. In der Politik und bei den Zentralbanken ist die Erkenntnis gereift, dass Sustainable Finance bei der Finanzierung „grüner“ Aktiva und Aktivitäten und bei der Erfassung von Klimarisiken im Finanzsystem und der Realwirtschaft eine bedeutende Rolle spielen kann und die Transparenz erhöht. Green Bonds spielen hier aufgrund der Bedeutung des Anleiensegments im globalen Kapitalmarkt eine bedeutende Rolle, denn sie sollen die Kapitalallokation bei der Dekarbonisierung und der Finanzierung einer Transformation zur Erreichung von Klimazielen stark unterstützen. In Europa und China ist Green Finance zukünftig ein wesentlicher Teil des Finanzsystems, was das standardisierte Emissionspotential deutlich erhöht.

4. Wie könnte man aus Ihrer Sicht den Markt weiter vorantreiben?

Vor dem Hintergrund der stark gestiegenen Marktakzeptanz von Green Bonds während der letzten Jahre haben sich verschiedene Emittentengruppen intensiv mit der Emission von Green Bonds auseinandergesetzt. Der Markt hat sich dadurch signifikant weiterentwickelt und wertvolles Wissen aufgebaut, der die weitere Emissionstätigkeit und -fähigkeit unterstützen wird. In vielen Bereichen geht es derzeit darum, bestehende und sich weiterentwickelnde Best-in-Class Ansätze sektor- und länderübergreifend zu teilen, um eine breite Implementierung zu erreichen. Dies trifft auf alle Emittentengruppen inklusive der der Nationalstaaten zu. Hier gibt es schon erste integrierte und auf nationaler Gesetzgebung basierende, zukunftsorientierte Ansätze, die NDCs mit sektorspezifischen Dekarbonisierungszielen vereinen und in Green Bonds abbilden. Diese werden idealerweise Ministerien-übergreifend unter der Federführung der Finanz- und Umweltministerien erarbeitet. Als ein führendes Beispiel sei hier das „Irish Sovereign Green Bond Programm“ genannt, der in ähnlicher Form auch von anderen Ländern aufgegriffen werden kann. Diese Aktivitäten schaffen die Grundlage für die integrierte Adaption durch viele weitere Marktteilnehmer.

5. Was ist Ihre Prognose für den Green-Bond-Markt für die nächsten Jahre von einer Skala von -5 (starker Einbruch des Marktes) bis +5 (Signifikanter Anstieg)?

Ich erwarte auf Grund dessen eine Entwicklung Marktes in den nächsten Jahren von +5.

Anlage 12: Telefonisches Interview mit Dr. Frank Richter,

Investor Relations bei der NRW.BANK,

am 20.03.2019 in Düsseldorf

1. Die NRW.BANK emittierte 2013 den ersten Green Bond und ist seitdem eine der größten Green Bond Emittenten in Deutschland. Welches Ziel verfolgt die Bank mit den Emissionen?

Die NRW.BANK will damit einen Beitrag zur Entwicklung des Green-Bond-Marktes leisten. Es ist der Bank dadurch möglich, mehr Mittel für den Klimaschutz bereitzustellen. Darüber hinaus kann durch Green Bond Emissionen die Investorenbasis diversifiziert und ein Refinanzierungsvorteil erzeugt werden. Des Weiteren trägt der positive Newsflow zu einem Imagegewinn bei.

2. Für welche Unternehmen kommt eine Green Bond Emission generell in Frage und welche Motivation besitzen auf der Gegenseite die Investoren?

Für die Emission eines Green Bonds kommen generell alle Emittenten in Frage. Dazu gehören Staaten, Sub-Sovereigns, Agencies, Supras, Financials und Corporates. Die Motivation auf Investorenmotivation besteht entweder aufgrund eines klaren Mandates, der Regulatorik und die Erfüllung von Berichtspflichten oder aufgrund der Performance.

3. Die EU arbeitet aktuell an einer EU Taxonomie. Was halten Sie von dem Konzept?

Dem Taxonomie-Konzept der EU stehe ich aufgeschlossen gegenüber. Standardisierung ist ein wirkungsvolles Instrument, um den Green-Bond-Markt weiter zu beleben. Nur ein wachsender Green-Bond-Markt kann die 180 Milliarden Euro p.a. bereitstellen helfen, die bis 2030 benötigt werden, um den globalen Temperaturanstieg auf 2 °C zu begrenzen. Klare Definitionen und Marktusancen sind hier sehr hilfreich.

4. Was ist Ihre Prognose für den Green-Bond-Markt für die nächsten Jahre von einer Skala von -5 (starker Einbruch des Marktes) bis +5 (Signifikanter Anstieg)? Und warum?

Ich gehe von einer +5 aus, da die Regulatorik die Investoren zwingen wird, stärker Grüne Investments in der Anlagestrategie zu berücksichtigen. Darunter fällt auch der EU Action Plan on Sustainable Finance.

**Automatisierte Analyse von Fließtexten
im Kontext von Venture Capital Investiti-
onen**

von

Patrick Hinn

Inhaltsverzeichnis

Abbildungsverzeichnis	2
1. Problemstellung.....	5
2. Gang der Untersuchung.....	5
3. Venture Capital und Entrepreneurship	6
3.1. Arbeit eines Venture Capital Fonds am Beispiel der LBBW VC.....	10
3.1.1. Beschreibung und Begründung der gewählten Interviewtechnik.....	10
3.1.2. Operative Tätigkeiten eines VC-Fonds am Beispiel der LBBW VC.....	11
3.2. Problembeschreibung.....	14
3.3. Problem der intuitiven Entscheidungsfindung.....	15
4. Zielsetzung.....	18
5. Sprache und Sprachverarbeitung	18
5.1. Begriffliche Einordnung	21
5.2. Algorithmen vs. Maschinenlesbarkeit.....	21
5.2.1. Maschinenlesbarkeit am Beispiel des Semantic Web.....	22
5.2.2. Algorithmen: Symbolische vs. Korpus-statistische Verfahren	24
5.3. Forschungsfelder der Textanalyse	26
6. Evaluationskriterien des Projekts.....	28
7. Datenquellen	30
7.1. RSS Feed	31
7.2. Medium.....	35
7.3. LinkedIn	37
7.4. Twitter.....	42
7.5. Scrapy	43
8. Datenanalyse	45
8.1. Methode der Text-Zusammenfassung.....	45
8.2. Schlüsselwort-Extraktion	53
8.3. Texte clustern	59
8.4. Sentiment-Analyse.....	65
9. Einordnung der Bachelorarbeit in ein umfassendes Softwarekonzept.....	71
10. Reflexion der verwendeten Quellen.....	72

11. Ergebnis	73
Literaturverzeichnis	75
Verzeichnis der Internetquellen.....	79
Gesprächsverzeichnis	83
Anhang	84

Abbildungsverzeichnis

Abbildung 1: Start-up Finanzierungsstruktur	17
Abbildung 2: Verteilung von Start-ups nach Finanzierungsquellen in Deutschland.....	8
Abbildung 3: Entscheidungsfindung bei Venture Capital Investitionen.....	16
Abbildung 4: Interpretation von Sprache im Kontext zwischenmenschlicher Interaktion.....	20
Abbildung 5: Darstellung eines Satzes samt seiner Logik	25
Abbildung 6: RSS-Feed Symbol.....	33
Abbildung 7: LinkedIn-Zugriffserlaubnis an Marco Breitner	43
Abbildung 8: Weiche Kosinus-Gleichheit	53
Abbildung 9: Darstellung der Wortgruppen eines Beispielsatzes.....	58
Abbildung 10: Graph einer Graph-basierten Analyse an einem Beispielsatz	58
Abbildung 11: Graph einer Graph-basierten Analyse an einem Beispieltext.....	59
Abbildung 12: Schlüsselwort-Extraktions Ergebnisse von DeepCode.....	61
Abbildung 13: Schlüsselwort-Extraktions Ergebnisse des deutschen Textes	61
Abbildung 14: Cluster eines k-Means-Algorithmus	65
Abbildung 15: Ergebnisse einer Sentiment-Analyse	73
Abbildung 16: Tabelle von Tweets und ihrer Sentiment Analyse	73

1. Problemstellung

Im Bereich des Venture Capitals gewinnt eine datenorientierte Entscheidungsfindung immer mehr an Bedeutung.¹ Eine geringe Anzahl von Fonds verwenden mittlerweile immer häufiger Datenanalysetools, um Teile ihrer Investment-Suche und -Analyse zu automatisieren.² Die Ergebnisse zeigen eine Effizienzsteigerung um einen Faktor 10, hinsichtlich der operativen Tätigkeiten eines Fonds.³

Bisher haben sich Institutionen in der Finanzbranche auf die Analyse leicht zugänglicher Daten fokussiert:⁴ Neue Entwicklungen in der Datenanalyse ermöglichen es nun, Daten automatisiert zu erfassen, die bisher als schwer zugänglich galten. Zu diesen Daten gehören Fließtexte.

Da sich die für die Fließtextanalyse benötigten Applikationen noch in der Entwicklung befinden, wurden diese bisher nur vereinzelt für den Bereich des Venture Capitals getestet.⁵ In dieser Bachelorarbeit werden die Möglichkeiten und Limitierungen der aktuellen Methoden der Fließtext-Analyse, und ob sie Anwendung bei Venture Capital Investitionen findet, untersucht.

2. Gang der Untersuchung

Zunächst werden in den Kapiteln 3 bis 3.1.2 die Besonderheiten des Venture Capital Geschäfts dargelegt und seine operativen Abläufe erklärt. Daraus ergeben sich die in den Kapiteln 3.2 und 3.3 aufgeführten Problemstellungen der Bachelorarbeit, welche die Grundlage für die Zielsetzung in Kapitel 4 bilden. In den Kapiteln 5 bis 6 wird eine generelle Übersicht über die Technologien gegeben, die zur Lösung der vorher dargelegten Problemstellung verwendet werden. Nach einer Einführung in die computerbasierte Textverarbeitung in Kapitel 5, werden in den Unterkapiteln 5.1 bis 5.3, die Methoden der Textverarbeitung genauer erläutert. Kapitel 6 zeigt die Kriterien auf, welche zur Evaluation der entwickelten Softwaremodule dienen.

In dem darauffolgenden Kapitel 7 werden fünf Computerprogramme zur Datenaggregation aus fünf verschiedenen Quellen dokumentiert. Jede Quelle ist in einem eigenen Unterkapitel beschrieben. Darauf folgt in Kapitel 8 eine Ausarbeitung von vier Analysemethoden, welche die Daten, deren Akquisition in den vorherigen Kapiteln dargestellt wurde, weiterverarbeiten. Die Unterkapitel 8.1 bis 8.4 erläutern das jeweils entwickelte Computerprogramm für die entsprechende Problemstellung. Die Module wurden auf ihre Eignung getestet und bewertet.

¹ Vgl. Konrad, A. (2015), <https://www.forbes.com> (Stand: 11.04.2019).

² Vgl. Gnanasambandam, C. (2017), <https://www.mckinsey.com> (Stand: 11.04.2019).

³ Vgl. Bonanzinga, R. (2017), <https://medium.com> (Stand: 15.04.2019).

⁴ Vgl. Pejić Bach, M./ et al. (2019), S.1277.

⁵ Vgl. Palmer, M. (2017), <https://www.ft.com> (Stand: 11.04.2019).

Eine kritische Evaluation hinsichtlich der gewünschten Zielsetzung erfolgt in Kapitel 9. Zuletzt werden die verwendeten Literaturquellen in Kapitel 10 bewertet und das Ergebnis der Bachelorarbeit in Kapitel 11 zusammengefasst.

3. Venture Capital und Entrepreneurship

Der Fokus dieser Bachelorarbeit liegt auf den Investitionen von Venture Capital (VC) Fonds. In dieser Branche gibt es eine Vielzahl von Begriffen und Geschäftspraktiken, die, um das Verständnis zu erleichtern, im Folgenden näher erläutert werden.

Einer der grundlegenden Begriffe im Bereich der Venture Capital Investitionen ist das Entrepreneurship. Es handelt sich dabei um die Umsetzung eines innovativen Produkts oder Prozesses in einem kommerziellen Umfeld.⁶ Die Organisationsform des Start-ups ist die häufigste Ausprägung des Entrepreneurships. Thamm definiert ein Start-up als ein junges Unternehmen mit Wachstumspotential, welches zusätzlich innovativ ist. Die Innovationen sind teilweise kapitalintensiv und versprechen ein hohes Wachstumspotential.⁷

Ein wesentlicher Bestandteil der Definition des Begriffs Start-up ist die Innovation. Er wird von Strebel wie folgt definiert:⁸ Innovation beschreibt die kommerzielle Verwendung von neuem Wissen. Dieses neue Wissen entsteht entweder durch die Entdeckung von bisher unentdeckten, aber schon immer existenten Naturphänomenen, oder es wird mit dem Ziel der Problemlösung neues Wissen geschaffen, welches es bisher, in dieser Form, noch nicht gab. Zu Letzterem gehören Erfindungen der Menschheit wie das Rad, der Computer oder der Lieferservice.

Ein weiteres Definitionskriterium von Thamm ist der teilweise hohe Kapitalbedarf eines Start-ups. Dieser kann aus internen Quellen, wie dem Cash-Flow, oder aus externen Quellen gedeckt werden. In dieser Arbeit liegt der Schwerpunkt auf dem Bereich der externen Finanzierung mit Eigenkapital. Im Kontext von Start-ups gibt es verschiedene Ausprägungen externer Finanzierungen, welche in Abbildung 1 dargestellt sind.

Die Grafik ist von links nach rechts chronologisch aufgebaut. In der oberen Zeile sind die Finanzierungsrunden aufgeführt (Pre-Seed bis C und weitere). Jede Finanzierungsrunde steht für einen Schritt in der Entwicklung eines Start-ups. Den einzelnen Finanzierungsrunden sind in der linken Spalte Kapitalgeber zugeordnet. Während im oberen Abschnitt der Grafik die typischen Kapitalgeber für externe Eigenkapitalfinanzierungen in Abhängigkeit von der jeweiligen Finanzierungsrunde aufgelistet sind, werden im unteren Abschnitt die Eigenschaften des Start-ups und der Finanzierungsrunde zu dem jeweiligen Zeitpunkt dargestellt.

⁶ Vgl. Fueglistaller, U./ et al. (2012), S. 23.

⁷ Vgl. Thamm, R. (2009), S. 13.

⁸ Vgl. Strebel, H. (2009), S. 299.

Gemäß Abbildung 1 hat somit das Start-up in der Seed-Phase bereits einen Prototyp entwickelt und benötigt ca. 300.000€ an Investments bei einer Unternehmensbewertung von ungefähr 3-6 Mio.€. Während Venture Capital Investoren nur bedingt investieren, kommen die Gelder hauptsächlich von Business Angels oder Inkubatoren.

	Finanzierungsrunde				
	Pre - Seed	Seed	A	B	C und weitere
Business Angel/ Inkubatoren	■				
Venture Capital		■	■		■
Private Equity/ Corporate VC				■	■
Produktstatus	Produktidee	Prototyp	Erste Umsätze	Wachsen	Skalieren
Finanzierungsrunde ≈	< 100.000	300.000	5 Mio.	10 Mio.	> 15 Mio.
Unternehmenswert ≈	1-3 Mio.	3-6 Mio.	10-15 Mio.	30-60 Mio.	>100 Mio.

Abbildung 1: Start-up-Finanzierungsstruktur.^{9 10}

Wie in der Grafik ersichtlich, gibt es unterschiedliche Investoren, die abhängig vom Entwicklungsgrad des Start-ups investieren. Während sich das Start-up weiterentwickelt, ändern sich neben den Investorengruppen auch die Unternehmensbewertungen und der Kapitalbedarf. Wie viele Start-ups in den einzelnen Phasen eine Finanzierung von den jeweils unterschiedlichen Quellen aufnehmen ist in Abbildung 2 zu sehen.

⁹ Eigene Darstellung nach: Vgl. Cremades, A. (2018), <https://www.forbes.com> (Stand: 27.03.2019).

¹⁰ Eigene Darstellung nach: Vgl. Law, R. (2017), <https://medium.com> (Stand: 27.03.2019).

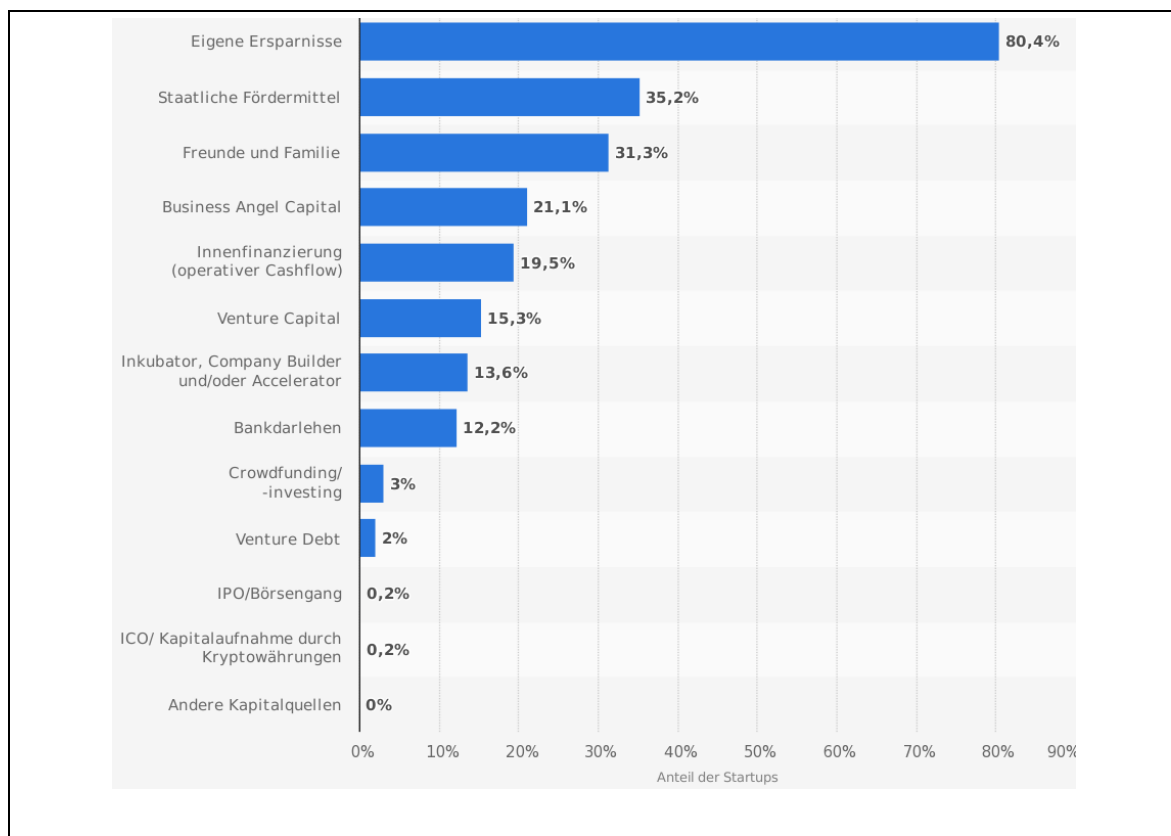


Abbildung 2: Verteilung von Start-ups nach Finanzierungsquellen in Deutschland. (2018)¹¹

Aus der Kombination der Grafiken ist ersichtlich, dass ein Start-up oft eine Fülle unterschiedlicher Finanzierungsformen in Anspruch nimmt. Es ist demnach niemals nur eine Institution, welche in einer Runde investiert, sondern oft mehrere gleichzeitig. Dies ist darin begründet, dass durch das hohe Risiko der einzelnen Investitionen die Investmentgesellschaften eine hohe Diversifikation anstreben.¹² Zusätzlich können auch Investoren aus unterschiedlichen Gruppen zusammen investieren. Beispielsweise können sowohl Business Angels, als auch Venture Capital Investoren eine Finanzierung gemeinsam durchführen.

Beide Grafiken lassen die Interpretation zu, dass viele Start-ups in einer frühen Phase insolvent gehen. Dies ist an der geringen Anzahl von Venture Capital Investitionen erkennbar. Durch das frühe Ausscheiden vieler Start-ups bleiben daher nur wenige übrig, die in den letzten Runden finanziert werden.¹³

In Abbildung 2 wird deutlich, dass abgesehen von Familien und Freunden, die häufigsten externen Eigenkapitalfinanzierungen von Business Angels, Inkubatoren/Accelerator und Venture Capital Fonds stammen. Business Angels sind Privatpersonen, die eigene finanzielle Mittel in Start-ups investieren. Oft geschieht dies in einer

¹¹ Vgl. Statista (Hrsg.) (2018), <https://de.statista.com> (Stand: 08.04.2019).

¹² Vgl. Neubecker, J. (2006), S. 12.

¹³ Vgl. Harris, T. (2019), S.78.

frühen Entwicklungsphase, in der die Business Angels auch operativ oder zumindest strategisch in dem Geschäft mitwirken.¹⁴ Im Vergleich dazu ist ein Accelerator eine „Einrichtung, in der Geschäftsideen entwickelt und betreut werden“.¹⁵ Meist handelt es sich um befristete Programme, bei denen Start-ups sich bewerben können. In einem festgelegten Zeitraum werden ihnen Ressourcen wie Mieträume, Expertenwissen, Kontakte und Geld zur Verfügung gestellt, um mit Hilfe der Mitarbeiter des Accelerators ihr Start-up zu entwickeln. Im Gegenzug erhalten diese Institutionen oftmals einen Anteil an dem Start-up.¹⁶

Die Investorengruppe der Venture Capital Fonds sind von besonderer Relevanz. Sie übernehmen die Rolle eines Intermediär zwischen Kapitalanlegern und Start-ups. Die Gesellschaften, welche Venture Capital Fonds auflegen, sammeln Gelder von verschiedenen Investoren ein. Das gesammelte Geld wird in Start-ups investiert und abhängig von der Performance des Fonds an den Investor zurückgezahlt. Die Management Gesellschaft wird meist aus einer Kombination von erfolgsabhängigen und unabhängigen Prämien vergütet.¹⁷ Eine präzisere Definition einer Venture Capital Gesellschaft gibt Thamm:¹⁸ Für ihn sind diese Gesellschaften solche, die einerseits in junge und technisch orientierte Unternehmen investieren und andererseits auch in diesen strategisch mitwirken. Die Investitionen haben Eigenkapitalcharakter und sind langfristig zeitlich begrenzt. Diese zeitliche Begrenzung ist begründet durch das Interesse der Investoren, ihr Geld mit einer hohen Rendite zurückgezahlt zu bekommen. Damit dies geschieht, muss es zu sogenannten Exits kommen, bei denen der Venture Capital Fonds seine Anteile an dem Start-up verkauft. Die folgenden drei Varianten eines Exits sind möglich:¹⁹

Trade-Sale: Die Anteile werden an einen anderen neuen Investor verkauft.

Buy-out: Die bisherigen Anteilseigner, welche neben der Venture Capital Firma bestanden, kaufen die Anteile ab.

Going public: Es kommt zu einem Börsengang des Start-ups, bei dem die Anteile an der Börse verkauft werden.

Innerhalb der Venture Capital Branche bestehen verschiedene Ausprägungen und Strategien, um die Rendite der Investoren zu steigern. Die Fonds können sich sowohl spezialisieren, als auch diversifizieren. Spezialisierungen treten in Form von spezifischen Branchen, Regionen oder Entwicklungsphasen auf. Die Wahl der Strategie wirkt sich folgerichtig auf die Auswahl der Start-ups aus.

¹⁴ Vgl. Fueglistaller, U./ et al. (2012), S. 257.

¹⁵ Bibliographisches Institut GmbH (Hrsg.) (2019), <https://www.duden.de> (Stand: 09.04.2019).

¹⁶ Vgl. BlueChilli (Hrsg.) (o.J.), www.bluechilli.com (Stand: 28.04.2019).

¹⁷ Vgl. Hahn, C. (2018), S. 58.

¹⁸ Vgl. Thamm, R. (2009), S. 10.

¹⁹ Vgl. Harris, T. (2019), S. 83.

Ein Beispiel einer Venture Capital Gesellschaft ist die LBBW Venture, welche sich auf den deutschsprachigen Raum fokussiert.²⁰ Weiterhin werden von dieser Gesellschaft bevorzugt Finanzierungen der Serie A in den Branchen Smart und DeepTech, Life Science, HealthTech und FinTech getätigt.²¹

Eine besondere Form des Venture Capitals stellen die Corporate Venture Capital Fonds dar. Das sind Fonds, welche von einzelnen Unternehmen geführt werden. Diese investieren nicht das Geld anderer Investoren, sondern betriebseigene Mittel. Der Fonds wird dafür genutzt aktiv das eigene Geschäft weiter zu entwickeln. Die Investitionen fokussieren sich daher auf Start-ups, welche in Zukunft für den Geschäftsbetrieb des Unternehmens von Relevanz sind.²²

Oft tritt auch der Begriff des Private Equity Investments im Zusammenhang mit Venture Capital auf. Dieser ist aber abzugrenzen, da es sich dabei um Investitionen in schon weiter entwickelte Unternehmen handelt. Private Equity ist daher als Anschlussfinanzierung nach erfolgreicher Etablierung eines Start-ups zu verstehen.²³

3.1. Arbeit eines Venture Capital Fonds am Beispiel der LBBW VC

In den Kapiteln 3.1.1 und 3.1.2 wird auf Basis von Interviews mit Mitarbeitern der LBBW VC, das operative Geschäft eines VC-Fonds herausgearbeitet. Die Ergebnisse der Interviews dienen als Grundlage für die Zielsetzung der Bachelorarbeit und verdeutlichen das Forschungspotential. Im Kapitel „Beschreibung der Interviewtechnik“ wird die Form und Umsetzung der Interviews erörtert. In dem darauffolgenden Kapitel 3.1.2 werden die Ergebnisse der Interviews erläutert.

3.1.1. Beschreibung und Begründung der gewählten Interviewtechnik

Die Umsetzung der Interviews erfolgte als unstrukturierte Interviews. Bei der Form des unstrukturierten, oder auch freien Interviews, handelt es sich um ein Gespräch zwischen Befragtem und Forschendem, welches einzig durch einen Leitfaden strukturiert ist.²⁴ Der Leitfaden wird von dem Interviewer vorher definiert, um ein Thema vorzugeben. Im weiteren Verlauf des Interviews leitet der Befragte durch seine Antworten das Gespräch. Für den Interviewer bedeutet dies, dass er nur dokumentiert und in interessanten Teilgebieten tiefer nachfragt.²⁵

Der zweite Teil des Interviews ist „problemzentriert“ strukturiert. Naderer und Balzer beschreiben diese Form als eine Unterkategorie des unstrukturierten Interviews:²⁶ Es fokussiert sich auf die Erarbeitung von subjektiven

²⁰ Bei der LBBW VC handelt es sich um ein Tochterunternehmen des LBBW Konzerns, welches Venture Capital Investitionen tätigt.; Vgl. Landesbank Baden-Württemberg (Hrsg.) (2019), www.lbbwvc.de (Stand: 09.04.2019)

²¹ Vgl. ebenda.

²² Vgl. Hahn, C. (2018), S. 62.

²³ Vgl. NE GmbH Brockhaus (Hrsg.) (o.J.), <http://brockhaus.de> (Stand: 07.02.2019).

²⁴ Vgl. Lehmann, G. (2004), S. 7.

²⁵ Vgl. Misoch, S. (2015), S. 14.

²⁶ Vgl. Naderer, G./ Balzer, E. (2011), S. 266.

Erfahrungen im Kontext eines Problems und erfasst Handlungsweisen. Gezieltes Nachfragen kann eingesetzt werden, um ein umfassenderes Verständnis zu erlangen.

Die Wahl für das freie und problemzentrierte Interview hat unterschiedliche Gründe. Zum einen soll ein einzelnes Szenario umfassend dargestellt werden. Demzufolge müssen die Fragen des Interviews keine objektive Vergleichbarkeit gewährleisten. Sie sollten stattdessen verschiedene Teilgebiete behandeln, um als Ergebnis ein konsolidiertes Gesamtbild zu ergeben. Zum anderen ist das Ziel die Aggregation von Problematiken, welche sich im Arbeitsalltag ergeben. Diese sind durch offene Fragen in Verbindung mit gezielten Nachfragen in Erfahrung zu bringen. Ein Fragebogen mit geschlossenen Fragen würde in diesem Zusammenhang keine neueren Erkenntnisse hervorbringen als solche, die durch eine Hypothese des Forschenden im Vorhinein antizipiert wurden.²⁷

Die Auswahl der Interviewpartner fiel auf Mathias Bolowski (Investment Manager LBBW VC), Patrick Herlinger (Investment Manager LBBW VC) und Andreas von Richter (Geschäftsführer LBBW VC). Herr Bolowski und Herr Herlinger können in Ihrer Rolle als Investment Manager das operative Geschäft der LBBW VC darlegen. Beide Interviewpartner gewähren durch die Involvierung in den Prozess der Investmentsuche aufschlussreiche Einblicke. Im Falle von Herrn von Richter wird zusätzlich die strategische Ausrichtung der LBBW Venture erfragt. Herr von Richter hat eine über zehnjährige Erfahrung im Venture Capital Bereich und kennt das operative Geschäft umfänglich.

Die Befragungen sind auf Grund der geringen Menge der Interviews nicht repräsentativ für die gesamte Branche des Venture Capitals. Sie stellen trotzdem eine wertvolle Quelle dar, da sie detaillierte Einblicke in die operativen Prozesse ermöglichen. In der Fachliteratur ist dieser Bereich unterrepräsentiert, da bisher der Fokus der Forschungen auf der strategischen Ausrichtung eines Fonds liegt.

3.1.2. Operative Tätigkeiten eines VC-Fonds am Beispiel der LBBW VC

Die Gespräche ergaben, dass innerhalb einer Venture Capital Firma die Mitarbeiter in zwei Gruppen unterteilt werden können:²⁸ Eine Gruppe von Mitarbeitern übernimmt die Rolle des Partners. Sie verantworten die strategische Aufstellung des Fonds, sammeln die Investmentgelder ein, definieren die Investment-Strategie und leiten den Fonds, sobald er in das operative Geschäft übergeht.

Die andere Mitarbeitergruppe übernimmt die Rolle des Investment Managers/ Analysten:²⁹ Sie unterstützt die Gruppe der Partner bei der Suche und Bewertung potentieller Investments. Gehört zu ihrem Aufgabenbereich die Zuarbeit des Managements in Form von Deal-Suche und Analyse, so spricht man von Investment Analysten.

²⁷ Vgl. Ferlihoj, A./ Mrvar, A. (o.J.), S. 1.

²⁸ Vgl. von Richter, A. (2019), Ergebnisprotokoll vom (28.01.2019)

²⁹ Vgl. Bolowski, M. (2019), Ergebnisprotokoll vom (28.01.2019)

Haben sie darüber hinaus noch Verantwortung für selbst geschlossene Deals und bauen sich ein eigenes Portfolio auf, ist die Bezeichnung Investment Manager.

Die Interpretation der Aufgabenbereiche in den jeweiligen Gruppen und ihre Mitarbeiteranzahl variiert in Abhängigkeit der einzelnen Fonds. Neben der Suche nach Investmentmöglichkeiten gehört auch die Verwaltung der Portfolio-Unternehmen zu den Aufgaben des VC-Fonds.

Am Beispiel der LBBW VC wenden die Mitarbeiter ca. 50-80% ihrer Zeit für die Suche nach neuen Investments auf.³⁰ Langfristig ist es wünschenswert, dass sich die Aufgabenverteilung zu Gunsten der Portfolio-Verwaltung entwickelt.³¹

Neben einer allgemeinen Darstellung des operativen Venture Capital Geschäfts steht der Prozess der Investment-Suche im Fokus der Interviews. Das ist begründet durch die besonderen Herausforderungen der Investment-Suche, deren automatisierte Bearbeitung den Schwerpunkt dieser Bachelorarbeit bildet.

Eine Möglichkeit, sich über neue Start-ups zu informieren, ist ein **persönliches Netzwerk**:³² Dies ist die priorisierte Variante von Herrn Andreas von Richter, um mögliche Investments zu erkennen. Seine mehr als 10-jährige Erfahrung im Venture Capital Bereich ist die Basis für ein ausgeprägtes Netzwerk in dieser Branche. Durch einen regelmäßigen Austausch innerhalb dieses Netzwerks bleibt er auf dem neuesten Stand über die Veränderungen im Markt. So erfährt er, z.B. wer zurzeit in welche Start-ups investiert und welche Start-ups beispielsweise noch einen weiteren Investor suchen.

Eine weitere Informationsquelle sind **Messen und Konferenzen**, auf denen Start-ups vertreten sind. Als Beispiel ist hier die Messe "bw-sumit" in Stuttgart zu nennen, auf welcher im Jahr 2019 über 380 Start-ups ausgestellt haben.³³ Diese Messen bilden eine Plattform für den persönlichen Kontakt und Austausch zwischen Investoren und Start-ups.

Das **Desktop-Search** ist eine weitere Methode zur Suche von neuen Investitionsmöglichkeiten:³⁴ Dabei handelt es sich um die Recherche im Internet. Diese Form der Analyse ist häufiger Bestandteil der Arbeit der Investment Manager. Es werden verschiedenste Datenquellen genutzt, die meist frei zugänglich über das Netz zu erreichen sind. Zu diesen Quellen gehören allgemeine sowie Start-up spezifische Nachrichten. Beispiele für informative Webseiten sind „gründerszene.de“, „deutsche-startups.de“ oder „venturebeat.com“.³⁵ Weitere Quellen sind strukturierte Datenbanken über Start-ups. Die bekannteste ist „crunchbase.com“, welche über 12.000 Start-

³⁰ Vgl. Herlinger, P. (2019), Ergebnisprotokoll vom (28.01.2019)

³¹ Vgl. von Richter, A. (2019), Ergebnisprotokoll vom (28.01.2019)

³² Vgl. von Richter, A. (2019), Ergebnisprotokoll vom (28.01.2019)

³³ Vgl. bwcon (Hrsg.) (o.J.), <https://summit.startupbw.de> (Stand: 26.03.2019).

³⁴ Vgl. Bolowski, M. (2019), Ergebnisprotokoll vom (28.01.2019)

³⁵ Vgl. Herlinger, P. (2019), Ergebnisprotokoll vom (28.01.2019)

ups allein aus Deutschland führt.³⁶ Darüber hinaus werden auch Quellen wie Soziale Netzwerke, Blogs, Podcasts, Preisverleihungen und viele weitere hinzugezogen.³⁷ Die Menge der Quellen ist nicht begrenzt.

Es ist die Aufgabe des Investment Managers aus den drei oben genannten Quellen die potentiell interessanten Investments heraus zu filtern. Gemäß Herrn von Richter gibt es dafür zwei verschiedene Ansätze:³⁸

Eine Herangehensweise ist es, einen Markt auszuwählen und alle Start-ups in diesem Markt zu analysieren. Solche Verfahren werden Landscape Analyse genannt.

Eine andere Methode ist es, unabhängig von dem Markt alle neu gegründeten Start-ups zu analysieren. Um die eigenen Ressourcen zielführender einzusetzen, kann dies beispielsweise durch einen geographischen Fokus eingegrenzt werden. Im Fall der LBBW VC liegt der Schwerpunkt auf Investitionen der DACH-Region. Dazu gehören die Länder Deutschland, Österreich und die Schweiz.

Unabhängig von der Form der Suche werden die gefundenen Unternehmen gefiltert:³⁹ Die Filter helfen dabei, nur die Unternehmen eingehender zu analysieren, welche das Potential haben, zu einem erfolgreichen Investment zu werden. Maßgebliche Filterkriterien sind die Faktoren Exit-Potential und wirtschaftliche Erfolgswahrscheinlichkeit. Zusätzlich werden noch weitere Faktoren mit einer geringeren Gewichtung hinzugenommen. Der Zusammenhang dieses Entscheidungsfindungsmodells ist detaillierter in Kapitel 3.3 beschrieben.

Bei den Interviews der Mitarbeiter der LBBW Venture ergab sich ein einheitliches Bild hinsichtlich der Priorisierung der Filterkriterien. Grundsätzlich waren die Befragten sich einig, dass das Erfolgspotential eines Start-ups von vorrangiger Bedeutung ist. Wie dieses in einer kurzen Analyse am besten eingeschätzt werden kann, beurteilten die Experten jedoch unterschiedlich. Herr Bolowski argumentiert, dass es eine Unterscheidung zwischen Start-ups im Bio-Tech Bereich gibt und jenen, welche Software entwickeln:⁴⁰ Bei Bio-Tech Start-ups ist das entwickelte Produkt von größerer Bedeutung als bei Software Unternehmen. Bei Letzteren wird ein größerer Fokus auf das Team des Start-ups gelegt, welches eine Software Lösung entwickelt.

Zusätzlich wurden von Herrn von Richter noch zwei weitere Aspekte aufgegriffen:⁴¹ Zum einen muss ein großer Markt für das Produkt bestehen, um als Wachstumsunternehmen erfolgreich zu sein. Zum anderen spielt das Exit-Potential eine ganz entscheidende Rolle. Dieses sollte identifiziert werden bevor jegliche weitere Analyse durchgeführt wird.

³⁶ Vgl. Crunchbase (Hrsg.) (2019), <https://www.crunchbase.com> (Stand: 09.04.2019).

³⁷ Vgl. ebenda.

³⁸ Vgl. von Richter, A. (2019), Ergebnisprotokoll vom (28.01.2019)

³⁹ Vgl. Klonowski, D. (2018), S. 151.

⁴⁰ Vgl. Bolowski, M. (2019), Ergebnisprotokoll vom (28.01.2019)

⁴¹ Vgl. von Richter, A. (2019), Ergebnisprotokoll vom (28.01.2019)

3.2. Problembeschreibung

Neben den operativen Prozessen eines Venture Capital Fonds wurden die Herausforderungen der Investment-Suche und Analyse erfragt. Diese sind nicht spezifisch für die LBBW VC, sondern finden Anwendung bei jedem VC-Fonds.

In den Experteninterviews mit den Mitarbeitern der LBBW VC wurden drei Bereiche aufgezeigt, in denen eine Verbesserung des Prozesses der Desktop-Suche wünschenswert ist:⁴²

Bei der Methode des Desktop Search ist ein wesentliches Problem die **Quellenvielfalt**, welche zu Analyse Zwecken zur Verfügung steht. In dem Kapitel 3.1.2 wurden die Quellen bereits beschrieben, welche bei der Analyse verwendet werden. Start-ups machen sich entweder selbst diese Quellen zu Nutze oder werden von Dritten auf ihnen benannt. Sämtliche, vorhandenen Informationskanäle möglichst umfassend und effektiv nach neuen, relevanten Informationen hinsichtlich eines potentiellen Investments zu durchsuchen, stellt einen Analysten vor große, kaum zu bewältigende Aufgaben. Es sind zu viele Quellen, mit zu vielen Publikationen, als dass jeder Einzelnen die Aufmerksamkeit geschenkt werden kann, die sie benötigt. Dazu kommt, dass ständig neue Quellen entstehen, wie z.B. ein neuer Podcast oder eine neue Internetseite, die bisher noch nicht für den Analysten bekannt waren. Erschwerend für den Analysten können aktuell noch irrelevante Quellen jeder Zeit an Relevanz gewinnen. Somit ist theoretisch jede Quelle potentiell relevant. Zusammenfassend ist es schier unmöglich; alle Quellen zu verfolgen.

Das zweite Problem geht mit dem Ersten einher und liegt in der **Informationsmenge** begründet, die sich in diesen Quellen finden lässt:⁴³ Da unzählige Personen daran arbeiten neue Informationen in einer der genannten Formen zu veröffentlichen, ist es nicht möglich für eine einzelne Person alle Informationen zu konsumieren und zu analysieren. Die Artikel werden von den Analysten auf Grund ihrer Überschriften vorsortiert und nur die vordergründig Interessanten werden überflogen oder gelesen. Dieses Verhalten ist nachvollziehbar, führt aber dazu, dass wichtige Informationen übersehen werden oder der vollständige Kontext einer gelesenen Information nicht zur Verfügung steht.

Als dritte Herausforderung wird die **Systematisierung** der Recherche von Herrn von Richter genannt:⁴⁴ Diese bezieht sich sowohl auf die Auswahl der Quellen, als auch auf deren Inhalt. Es unterscheidet sich demnach die Herangehensweise von Analyst zu Analyst. Zusätzlich variiert das Verfahren eines Analysten von Mal zu Mal. Da keine Standardisierung existiert, verändern die Analysten nach subjektiver Einschätzung ihre Vorgehensweise. Dadurch wird selbst bei den Quellen, die eigentlich als relevant eingeschätzt werden, manches dem

⁴² Vgl. von Richter, A. (2019), Ergebnisprotokoll vom (28.01.2019)

⁴³ Vgl. Herlinger, P. (2019), Ergebnisprotokoll vom (28.01.2019)

⁴⁴ Vgl. von Richter, A. (2019), Ergebnisprotokoll vom (28.01.2019)

Zufall überlassen. In Summe kann dies zu einer lückenhaften und damit möglicherweise auch folgenschweren Fehlinterpretation der Rechercheergebnisse führen.

3.3. Problem der intuitiven Entscheidungsfindung

Im Kontext der Desktop-Suche muss ein Analyst, hinsichtlich der für ein Start-up aufzuwendenden Ressourcen, viele Entscheidungen treffen. Für diese Entscheidungsfindung existiert kein standardisierter Prozess. Somit kann es aufgrund der intuitiv gewählten Kriterien zu nicht zielführenden Entscheidungen kommen.⁴⁵ Der Investment Manager wiegt jeweils ab, ob ein Start-up ausreichend attraktiv ist um eine tiefergehende Analyse durchzuführen oder nicht. Wie ein Investment Manager zu seiner Entscheidung kommt und welche Faktoren er dabei berücksichtigt, ist in Abbildung 3 dargestellt.

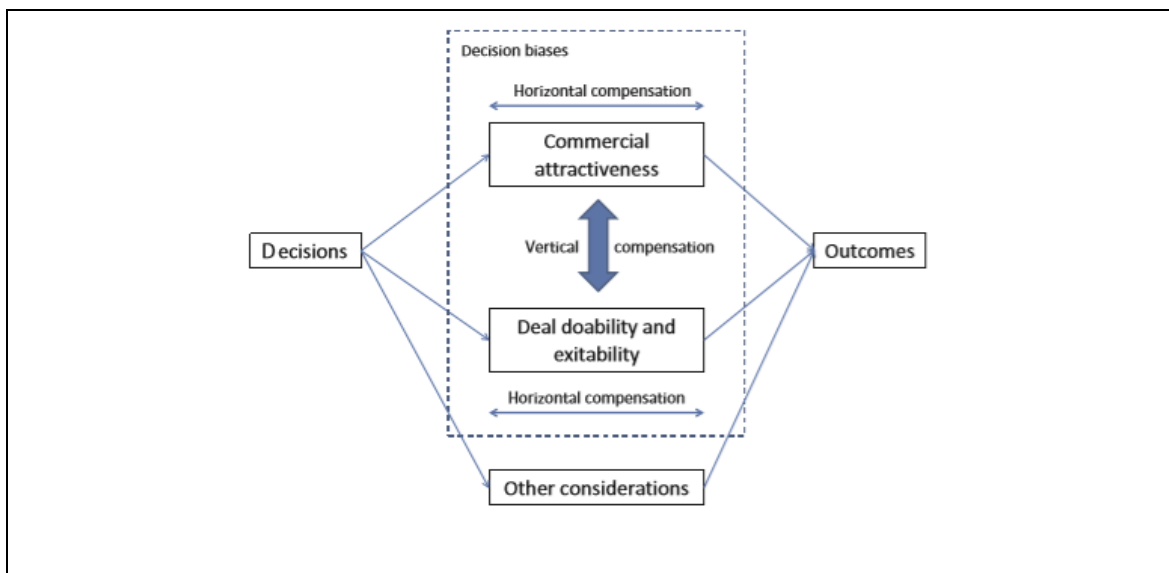


Abbildung 3: Entscheidungsfindung bei Venture Capital Investitionen.⁴⁶

Die Hauptfaktoren, welche einer Entscheidung zugrunde liegen, sind demnach die kommerzielle Attraktivität und das Exit-Potential des Unternehmens. Zusätzlich werden Faktoren mit einbezogen, welche in Abhängigkeit von den persönlichen Präferenzen des Entscheiders unterschiedlich stark gewichtet werden.⁴⁷ Solche Faktoren sind beispielsweise die Kompatibilität mit der Investment Strategie des Venture Capital Fonds oder dessen regionale Ausrichtung.

Die Faktoren „kommerzielle Attraktivität“ und „Deal Machbarkeit / Exit-Potential“ haben zusätzlich eine horizontale und vertikale Kompensation:⁴⁸ Bei den horizontalen Kompensationen handelt es sich um Abwägungen

⁴⁵ Vgl. Herlinger, P. (2019), Ergebnisprotokoll vom (28.01.2019)

⁴⁶ Vgl. Klonowski, D. (2018), S. 151.

⁴⁷ Vgl. ebenda, S. 149.

⁴⁸ Vgl. Klonowski, D. (2018), S. 150.

innerhalb einer Kategorie. Wenn beispielsweise, das Gründer-Team eine schlechte Bewertung erhält, wodurch die kommerzielle Attraktivität verringert ist, kann dies durch vielversprechende Umsatzzahlen ausgeglichen werden. Die vertikale Kompensation stellt auch eine Rationalisierung dar. Im Vergleich zu der horizontalen, findet der Ausgleich nicht innerhalb derselben Kategorie statt, sondern zwischen den beiden Kategorien: „Kommerzielle Attraktivität“ und „Deal Machbarkeit/ Exit-Potential“. Ein schlechtes Exit-Potential könnte beispielsweise durch eine sehr positive wirtschaftliche Aussicht kompensiert werden.

Die Ausführungen verdeutlichen, dass die Entscheidungen eines Investment Managers bei der Desktop-Suche sehr komplex sind. Sowohl die Vielzahl der Faktoren, als auch die verschiedenen Kompensationen zwischen ihnen erschweren die Entscheidungsfindung.

Eine generalisierte Darstellung von Entscheidungsprozessen behandelt Kahnemann in seinem Buch „Schnelles Denken, Langsames Denken“.⁴⁹ Kahnemann unterteilt die kognitiven Prozesse der Entscheidungsfindung in zwei separate Systeme:⁵⁰ Beide stellen Lösungswege zum Treffen einer Entscheidung dar. Was die Systeme voneinander unterscheidet, definiert Kahnemann wie folgt:

System 1: „Schnelles Denken: Dieses System arbeitet automatisch, schnell, mühelos und unwillentlich. Ein Beispiel ist die intuitive Einschätzung eines grinsenden Menschen, als glücklich.“⁵¹

System 2: „Langsames Denken: Dieses System lenkt die Aufmerksamkeit, auf die anstrengenden, mentalen Aktivitäten, die auf sie angewiesen sind, darunter auch komplexe Berechnungen.“⁵² Eine Beispiel hierfür, ist die Rechenaufgabe $12 \cdot 8$.

Es handelt sich bei den Systemen um eine Veranschaulichung der Denkprozesse in einem menschlichen Gehirn:⁵³ Abhängig von einer Situation wird ein Denkmuster präferiert. Der entscheidende Unterschied der Denkmuster ist, dass System 1 schnell und mühelos agieren kann, während für System 2 größere Anstrengungen aufgebracht werden müssen. Der Mensch tendiert daher dazu, alle Aufgaben, auf die das System 1 eine Lösung findet, auch nur mit diesem zu lösen. Allerdings entstehen durch den unsystematischen Ansatz des Systems 1 sogenannte cognitive biases:⁵⁴ Diese sind Gedankengänge, welche auf Generalisierungen basieren. Es kann dadurch zu unpräzisen Einschätzungen und falschen Logiken kommen.

Eine Auswahl an cognitive biases, die relevant bei der schnellen Entscheidungsfindung eines Investment Managers sind, ist die folgende Aufzählung:

⁴⁹ Vgl. Kahneman, D. (2012).

⁵⁰ Vgl. ebenda, S. 33.

⁵¹ Ebenda, S. 33.

⁵² Ebenda, S. 33.

⁵³ Vgl. ebenda, S.34-36.

⁵⁴ Vgl. Bueschen, R. (2016), <https://techcrunch.com> (Stand: 08.02.2019).

Experten Illusion:⁵⁵ Eine größere Menge an Wissen über einen Sachverhalt befähigt eine Person nicht dazu bessere Vorhersagen über Ereignisse zu treffen, die in einer entfernten Zukunft liegen.

HALO Effekt: Eine einzelne Wahrnehmung kann einen überproportional großen Einfluss auf die gesamte Entscheidung haben.⁵⁶

What you see is all there is (WYSIATI): Es werden nur die Informationen in Betracht gezogen, welche im Moment der Entscheidung zur Verfügung stehen.⁵⁷

Vernachlässigung von Ungenauigkeit und Zweifeln: System 1 entwickelt bei ungenauen Aussagen einen Kontext und eine Erklärung der Aussagen, ohne Alternativen in Betracht zu ziehen.⁵⁸

Confirmation bias:⁵⁹ Bevorzugte Suche nach Informationen, welche eine bestehende Hypothese bestätigen. Mehrdeutige Aussagen werden bestätigend gedeutet.

Jeder der cognitive biases beeinflusst die Entscheidung und kann zu Fehlern führen. Dass solche irrationalen Verzerrungen in den Entscheidungen von Venture Capital Gesellschaften vorliegen, wurde bereits mehrfach belegt.

Eine Studie in Amerika zeigte, dass 50% der Investments in einem Radius von 375km um die Niederlassung der Venture Capital Firma, liegen:⁶⁰ Um herauszufinden, ob diese Tatsache auf irrationale Entscheidungen zurückzuführen ist, entwickelten Cumming und Dai für bestimmte Venture Capital Fonds jeweils ein Vergleichsportfolio. Im Durchschnitt waren die Investitionen in dem Vergleichsportfolio 60% weiter entfernt von dem Sitz der VC-Gesellschaft, als in den tatsächlichen Portfolios. Es liegt daher offensichtlich eine irrationale Verzerrung vor, welche weiter entfernte Start-ups benachteiligt.⁶¹

Eine weitere Studie erwies, dass Gründer positiver eingeschätzt werden, wenn sie Ähnlichkeiten mit dem bewertenden Investment Manager aufweisen:⁶² Besonders auffällig waren die Verzerrungen bei ähnlicher Ausbildung und vorherigen Arbeitgebern. Hatte der Investment Manager eine rein wirtschaftliche oder technische Ausbildung, bevorzugte er Gründer mit jeweils gleicher Ausrichtung. Hatte er eine technische und wirtschaftliche Ausbildung, bevorzugte er Gründer, die Beides hatten. Ähnliches gilt für die Größe des Arbeitgebers. Ein

⁵⁵ Vgl. Kahneman, D. (2012), S. 300.

⁵⁶ Vgl. ebenda, S. 82.

⁵⁷ Vgl. ebenda, S. 85.

⁵⁸ Vgl. ebenda, S. 80.

⁵⁹ Vgl. Nickerson, R. (1998), S. 175.

⁶⁰ Vgl. Cumming, D./ Dai, N. (2010), S. 378.

⁶¹ Vgl. Cumming, D./ Dai, N. (2010), S. 372-374.

⁶² Vgl. Franke, N./ et al. (2006), S. 802.

Investment Manager mit einer beruflichen Historie in großen Konzernen bevorzugt eher Gründer, die zuvor ebenfalls in Konzernen gearbeitet hatten.⁶³

Die Beispiele gehören zu den ersten Studien, welche Entscheidungsfehler im Bereich des Venture Capitals aufzeigen. Welches Ausmaß die intuitiven Entscheidungsfehler annehmen, ist noch nicht abschließend belegt und erfordert weiterer Forschung. Ein schneller und intuitiver Entscheidungsprozess eines Investment Managers hat demnach eine Evidenz zu hohen Risiken.

4. Zielsetzung

In den vorherigen Kapiteln wurde das Aufgabengebiet des Venture Capitals ausführlich erläutert und an dem Beispiel der LBBW VC in einen operativen Kontext gestellt. In diesem Zusammenhang wurde auf die Probleme des Deal-Sourcing, welche in der Quellen- und Informations-Vielfalt den unstrukturierten Prozessen und intuitiven Entscheidungsfindungen der Analysten liegen, hingewiesen. Diesen Problemen ist gemein, dass eine große Menge von Daten in einer begrenzten Zeit analysiert werden muss.

In vielen Fällen handelt es sich bei den Daten um sogenannte unstrukturierte⁶⁴ Daten, in Form von Fließtexten. Für die Informations-Auswertung von Fließtexten gibt es bereits Lösungsansätze und Tools. Diese wurden größtenteils im Kontext von Grundlagenforschungen entwickelt und sind nicht auf einzelne Aufgabenbereiche zugeschnitten. Ziel dieser Bachelorarbeit ist es, die Anwendbarkeit dieser Tools im Venture Capital Bereich zu überprüfen.

5. Sprache und Sprachverarbeitung

In den folgenden Kapiteln werden die technischen Grundlagen der Verarbeitung von Fließtexten erläutert. Dabei geht es hauptsächlich um die Besonderheiten, welche das Medium Fließtext mit sich bringt. Begonnen wird in diesem Kapitel mit einer Einführung in das Sprach- und Textverständnis.

In der Linguistik wird zwischen zwei verschiedenen Formen der Sprache unterschieden. Diese Formen sind die natürliche und die formale Sprache.

Die erste Form der Sprachen ist die **natürliche Sprache**. Diese Sprache hat sich aus der Interaktion von Menschen ergeben und historisch entwickelt.⁶⁵ Ihre Komplexität ist in Abbildung 4 veranschaulicht:⁶⁶ Jeder Pfeil in der Grafik stellt den Vorgang einer Interpretation dar. Von der eigentlichen Sache, welche symbolisch als Welt

⁶³ Vgl. Franke, N./ et al. (2006), S. 822.

⁶⁴ Unstrukturierte Daten sind nicht untergliedert in vorgegebene Strukturen. Ihnen fehlt daher diese Eigenschaft um einfach ausgelesen zu werden.; Vgl. Feldman, R./ Sanger, J. (2007), S. 3.

⁶⁵ Vgl. Hausser, R. (2000), S. 399.

⁶⁶ Vgl. Sarkar, D. (2016), S. 5.

dargestellt ist, wird von einem Menschen zunächst eine Interpretation vorgenommen, indem er sich ein Konzept der Realität entwickelt und vorstellt. Dieses Konzept interpretiert er als ein Wort. Wird dieses Wort von einer anderen Person wahrgenommen, formt sich für die zweite Person eine Vorstellung, basierend auf ihrem persönlichen Verständnis für dieses Wort. Diese Vorstellung stellt wiederum eine Realität dar, welche abweichend von der ursprünglich wahrgenommenen sein kann. Durch diese mehrstufige Interpretation entstehen Ungenauigkeiten in der Kommunikation.

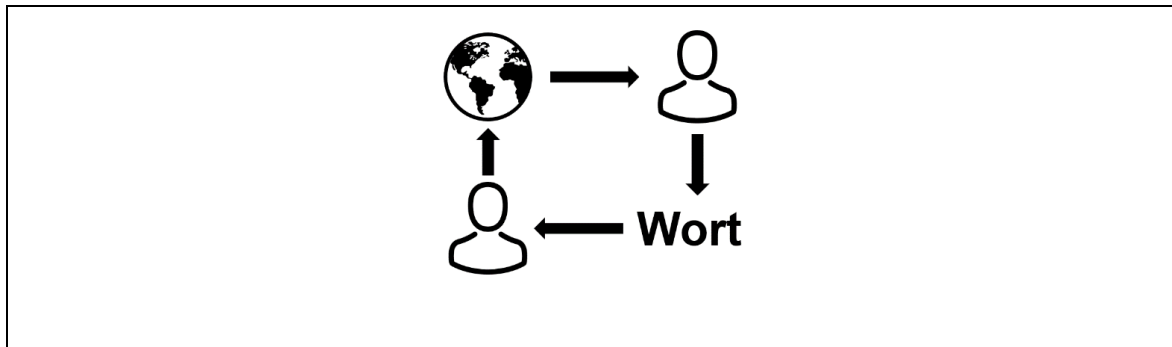


Abbildung 4: Interpretation von Sprache im Kontext zwischenmenschlicher Interaktion.⁶⁷

Diese Ungenauigkeiten lassen Mehrdeutigkeiten auf zwei Ebenen entstehen. Zu unterscheiden ist zwischen der Ungenauigkeit auf Satz- oder auf Wort-Ebene.⁶⁸ Ein Beispiel für die Mehrdeutigkeit auf Satzebene ist der folgende Satz: „Der Vorgesetzte spricht mit seinem Mitarbeiter, weil seine Handlung nicht akzeptabel war.“. Es ist nicht eindeutig, ob der Vorgesetzte oder sein Mitarbeiter eine nicht akzeptable Handlung durchgeführt hat. Die Schwierigkeit der Interpretation entsteht durch den Satzbau und den fehlenden Kontext. Ein Beispiel für die Ungenauigkeiten auf Wortebene, ist folgendes: „Dort ist eine Bank.“ Ohne weitere Informationen ist nicht ersichtlich, ob es sich um ein Kreditinstitut oder eine Parkbank handelt. Ein einzelnes Wort führt hier zu einer Interpretations-Problematik.

Neben der Mehrdeutigkeit auf Satz- und/oder Wort-Ebene kommt der Aspekt des nicht ausgesprochenen Wissens hinzu:⁶⁹ Menschen neigen dazu nur neue Informationen zu artikulieren und schon gesagtes oder allgemein gültiges Wissen vor zu enthalten. Der Satz „Amazon gewinnt die Klage gegen Google.“ kann nur verstanden werden, wenn bekannt ist wer oder was Amazon und Google sind und um welche Klage es sich handelt. Es wird angenommen der Empfänger dieser Nachricht kenne den Kontext.⁷⁰

Beide Probleme, das der Mehrdeutigkeit und das des nicht ausgesprochenen Wissens, sind durch eine Gleichung zu lösen, mit der das menschliche Sprachverständnis erklärt werden kann. Die Gleichung ist:⁷¹

⁶⁷ Vgl. ebenda, S. 5.

⁶⁸ Vgl. Goyal, P./ Pandey, S./ Jain, K. (2018), S. 16.

⁶⁹ Vgl. Euler, S. (2006), S. 2.

⁷⁰ Vgl. ebenda, S. 3.

⁷¹ Ebenda, S. 4.

Sprache + Wissen = Verständnis

Um ein volles Verständnis über die empfangenen Sprachsignale zu erhalten muss eine Vielzahl von anderen Informationen verarbeitet werden. Das führt zu einer Abwägung was am Ehesten der Sinn des Gesagten ist und ermöglicht somit eine effiziente Kommunikation zwischen Menschen.

Im Vergleich zum Menschen haben Computer größere Schwierigkeiten, die natürliche Sprache zu verstehen:⁷² Die Komplexität, die durch die nicht eindeutige und lückenhafte Verwendung von Sprache entsteht, muss von einem Programm ausgeglichen werden. Dieses Programm muss, um ein Sprachverständnis zu entwickeln, das entsprechende Hintergrundwissen besitzen, um es mit der Sprache in Verbindung bringen zu können. Dies ist die Herausforderung, welcher sich der Forschungsbereich der Computerlinguistik stellt.

Eine weitere Form der Sprache ist die **formale Sprache**, welche von Raabe wie folgt definiert wird: „Eine formale Sprache zeichnet sich dadurch aus, dass sie erstens vollständig definiert und zweitens in ihrer Interpretation eindeutig ist.“⁷³ Weiter führt Raabe aus, dass diese Sprachen für einen vorher bestimmten Anwendungsfall künstlich entwickelt wurden.⁷⁴ Sie bestehen wie alle Sprachen aus Wörtern, welche sich aus einem Alphabet von Buchstaben zusammensetzen. Die daraus entstehenden Sätze unterliegen einer eindeutigen Grammatik. Eine Art der formalen Sprachen sind die Programmiersprachen. Als Beispiel können diese Zeilen des Python-Code⁷⁵ herangezogen werden:

X = Investment

```
print(„Er tätigt das “ + x + „, in Höhe von 1 Mio.€.“)
```

Das Programm wird den Satz „Er tätigt das Investment, in Höhe von 1 Mio.€.“ ausgeben. Dieses Ergebnis ist immer das gleiche, solange der Code nicht geändert wird.

⁷² Vgl. Hausser, R. (2000), S. 13.

⁷³ Vgl. Raabe, O. (2012), S. 70.

⁷⁴ Vgl. Raabe, O. (2012), S. 70.

⁷⁵ Immer wenn in dieser Arbeit von Python die Rede ist, handelt es sich um die Programmiersprache in einer der Python3 Versionen.; Vgl. Python Software Foundation (Hrsg.) (2019), <https://docs.python.org/3/> (Stand: 02.03.2019).

5.1. Begriffliche Einordnung

Im alltäglichen Sprachgebrauch kommen verschiedene Wörter vor, welche mit dem Fachbereich der Computerlinguistik assoziiert werden. Unter der Computerlinguistik ist ein interdisziplinärer Fachbereich zu verstehen, welcher sich mit dem Sprachverständnis und der Sprachproduktion befasst.⁷⁶

In den Bereich des Sprachverständnisses gehört der Begriff des **Text Minings**. Dieser beschreibt den „weitgehend automatisierten, analytischen Prozess der Gewinnung von neuem und potenziell nützlichem Wissen aus Textdokumenten.“⁷⁷

Abzugrenzen von dem Text Mining ist der Bereich des **Data Minings**. Das Wissen wird hier aus strukturierten, maschinenlesbaren Daten gewonnen.⁷⁸ Der Kontext wird mit der Sprache mitgeliefert. Typische Darstellungen von strukturierten Daten sind Tabellen oder andere indexierte Daten.⁷⁹ Wie in Kapitel 5 angemerkt, kommt es bei der natürlichen Sprache oft zu Mehrdeutigkeiten. Diese zu interpretierenden Daten werden als unstrukturiert bezeichnet.⁸⁰ Fließtexte sind somit unstrukturierte Daten. Prozesse des Text Minings gehören daher nicht in die Kategorie des Data Minings.

Der Prozess, in dem sowohl strukturierte als auch unstrukturierte Daten verwendet werden, um Wissen zu generieren, wird **Concept Mining** genannt.⁸¹

5.2. Algorithmen vs. Maschinenlesbarkeit

Es gibt zwei verschiedene Lösungsansätze, welche im Rahmen der Computerlinguistik entwickelt wurden, um das Problem der Interpretation einer natürlichen Sprache zu lösen:⁸²

Ein Ansatz ist die Entwicklung von **Algorithmen**⁸³, die in der Lage sind eine natürliche Sprache zu interpretieren. Dabei wird versucht die Denkweise eines Menschen nachzubilden und Wissen mit Sprache zu verknüpfen.

Die Zweite Herangehensweise ist eine Aufarbeitung der Daten, von einer unstrukturierten Form in eine strukturierte Form. Dadurch wird die **Maschinenlesbarkeit** der Daten unterstützt.

⁷⁶ Hausser, R. (2000), S. 13.

⁷⁷ Vgl. Hippner, H./ Rentzmann, R. (2006), S. 287.

⁷⁸ Vgl. ebenda, S. 287.

⁷⁹ Vgl. Sikos, L. (2015), S. 3.

⁸⁰ Vgl. Feldman, R./ Sanger, J. (2007), S. 3.

⁸¹ Vgl. Kenneth, R. (2010), S. 317.

⁸² Vgl. Hitzler, P. (2008), S. 11.

⁸³ Ein Algorithmus hat das Ziel ein Problem zu lösen und erreicht dies durch eine Abfolge von Schritten, welche endlich, wohldefiniert und effektiv sind.; Vgl. Mueller, J./ Massaron, L. (2017), S. 33.

5.2.1. Maschinenlesbarkeit am Beispiel des Semantic Web

Im Internet sind verschiedenste Fließtextquellen, welche teilweise wertvolle Informationen beinhalten, in natürlicher Sprache zugänglich.⁸⁴ Die Konversion dieser unstrukturierten Daten ist ein typischer Anwendungsfall der Umwandlung, hin zur Maschinenlesbarkeit. Um diese Daten zu strukturieren und verwertbar zu gestalten, ist die Methode des Semantic Webs⁸⁵ entwickelt worden.

Dem Semantic Web liegt die Idee zugrunde, unstrukturierte Informationen in einer maschinenlesbaren Form im Internet zur Verfügung zu stellen:⁸⁶ Dafür müssen Standards zur Klassifizierung von Daten geschaffen werden, die allgemein akzeptiert sind. Zusätzlich müssen Tools entstehen, die aus den neu klassifizierten Daten Verbindungen formen können. Es muss demnach eine formale Logik in der Klassifizierung bestehen. Die Kombination aus Klassifizierung und Logik zwischen den Klassen führt daraufhin zu einer Metadatenstruktur, welche es ermöglicht jede Information im Internet in einen Kontext einordnen zu können.⁸⁷

Verschiedene Methoden der Klassifizierung haben sich in diesem Zusammenhang entwickelt. Sie haben unterschiedliche Vor- und Nachteile und werden im Folgenden erläutert.

Eine geläufige Form ist die Verwendung der eXtensible Markup Language (XML):⁸⁸ Bei XML handelt es sich nicht um eine klassische Programmiersprache, sondern eine sogenannte Metasprache. XML wurde entwickelt um plattformunabhängig Daten austauschen zu können.⁸⁹ Sie wird verwendet um eine natürliche Sprache mit Tags und Attributen zu versehen. Durch Tags⁹⁰ werden die Worte in Kategorien eingeordnet, um zu verdeutlichen was mit einem bestimmten Wort gemeint ist. Zusätzlich soll durch die Verwendung ähnlicher Tags und den Aufbau von einem Wurzelement, mit Abschnitten in Unterelementen und Unter-Unterelementen, eine Struktur entstehen, welche die Informationen in einen Kontext setzen.⁹¹ Dies ist ein Beispiel für einen Satz, welcher mit Tags versehen wurde:

```
<Mensch> Manfred </Mensch> mag <Automobil> Limousinen. </Automobil>
```

⁸⁴ Vgl. Hitzler, P. (2008), S. 10.

⁸⁵ Semantik beschreibt die Bedeutung von Sprache, wenn sie vollständig verstanden wurde. Vgl. Jurafsky, D./ Martin, J. (2009), S. 646. Eine ausführliche Erklärung findet sich in Kapitel 8.1.

⁸⁶ Vgl. Pellegrini, T./ Blumauer, A. (2006), S. 20.

⁸⁷ Vgl. Hitzler, P. (2008), S. 11.

⁸⁸ Vgl. Hitzler, P. (2008), S. 29.

⁸⁹ Vgl. Kühnel, A. (2010), <http://openbook.rheinwerk-verlag.de> (Stand: 24.04.2019).

⁹⁰ Ein Tag sieht wie folgt aus: <Element>.

⁹¹ Vgl. Pellegrini, T./ Blumauer, A. (2006), S. 81.

Wie an dem Beispiel zu erkennen ist, sind die Tags für die Maschine nicht automatisch mit einem Sinn versehen. Zwar kann ein Mensch einen solchen Tag grundsätzlich verstehen, aber eine Maschine kann nicht den Zusammenhang zwischen den Tags <Mensch> und <Automobil> erkennen.⁹² Dafür wird Wissen darüber benötigt, was ein Automobil und ein Mensch sind und wie diese miteinander in Verbindung stehen. Für diese Interpretation der Tags und der Texte in ihnen müssen Programme von Menschen entwickelt werden, welche die Zusammenhänge kennen.⁹³

Ein Beispiel für Daten, welche in einem XML-Schema publiziert werden, ist der RSS-Feed:⁹⁴ Mit dem RSS-Format werden Nachrichtenartikel von Publizisten der ganzen Welt veröffentlicht und in strukturierter Form im Internet hochgeladen. RSS-Feeds werden in dem Kapitel 7.1 genauer behandelt und dienen in dieser Arbeit als Quelle für informative Texte.

Ein weiterer Anwendungsfall der XML ist die EXtensible HyperText Markup Language (XHTML).⁹⁵ Diese wird verwendet um Inhalte von Internetseiten in einer Form zu speichern, welche sowohl die herkömmlichen Funktionalitäten des HyperText Markup Language 4 (HTML 4)⁹⁶ hat, als auch zu einer strukturierteren Darstellung der Daten im Internet beiträgt. Ein weiterer Vorteil von XHTML ist, dass die Informationen leichter und mit einem geringeren Rechenaufwand geladen werden können.⁹⁷ Das führt dazu, dass das Einhalten von XHTML-Regeln in der Web-Entwicklung weit verbreitet ist.⁹⁸

Neben XML, HTML und XHTML bestehen noch weitere Formate, um Daten maschinenlesbar auszutauschen. Bisher hat sich noch kein Datenformat als universelle Lösung durchgesetzt.⁹⁹ In dieser Bachelorarbeit werden daher die maschinenlesbaren Quellen genutzt, welche zur Verfügung stehen. Sie werden aber nur eine untergeordnete Rolle spielen.

⁹² Vgl. ebenda, S. 80.

⁹³ Vgl. ebenda, S. 420.

⁹⁴ Vgl. Hitzler, P. (2008), S. 35.

⁹⁵ Vgl. Pemberton, S./ et. al. (2000), S. 2.

⁹⁶ HTML 4 ist die neueste Version der HTML Programmiersprache. HTML wird verwendet um Inhalte im Internet zu publizieren, sodass jedes Gerät diese verstehen kann. Vgl. Raggett, D./ Hors, A./ Jacobs, I. (1999), <https://www.w3.org/TR/html401/> (Stand: 01.04.2019).

⁹⁷ Vgl. Pemberton, S./ et. al. (2000), S. 2.

⁹⁸ Vgl. o.V. (o.J.), https://www.w3schools.com/HTML/html_xhtml.asp (Stand: 27.03.2019).

⁹⁹ Vgl. Pellegrini, T./ Blumauer, A. (2006), S. 420.

5.2.2. Algorithmen: Symbolische vs. Korpus-statistische Verfahren

In diesem Kapitel werden die zwei grundlegenden Kategorien des Sprachverständnisses, unter Verwendung von Algorithmen, dargestellt. Solche Algorithmen wurden sehr früh in der Wissenschaft der Informationstechnologie erforscht. Schon in den 50er und 60er Jahren des zwanzigsten Jahrhunderts entstanden die ersten Konzepte, um einer Maschine das Sprachverständnis zu lehren.¹⁰⁰

Zu Beginn setzte sich das sogenannte symbolische Verfahren als primäres Forschungsfeld durch:¹⁰¹ Bei symbolischen Verfahren werden schon bekannte Grammatikregeln einer Sprache in einen Algorithmus übersrieben. Dieses Forschungsfeld baut daher auf den Erkenntnissen der Linguistik auf.

Um mit den **symbolischen Verfahren** ein Textverständnis zu entwickeln, wird versucht aus den einzelnen Bedeutungen der Wörter die Bedeutung des Satzes zu konstruieren:¹⁰² Für diesen Zweck werden die Wörter in unterschiedliche Phrasen unterteilt und nach ihrer Verwendung markiert. Diese Phrasen werden dann in Beziehung zueinander gesetzt. Aus dem entstandenen Konstrukt von Phrasen und ihrer Bedeutung soll sich die Logik des Satzes ergeben.

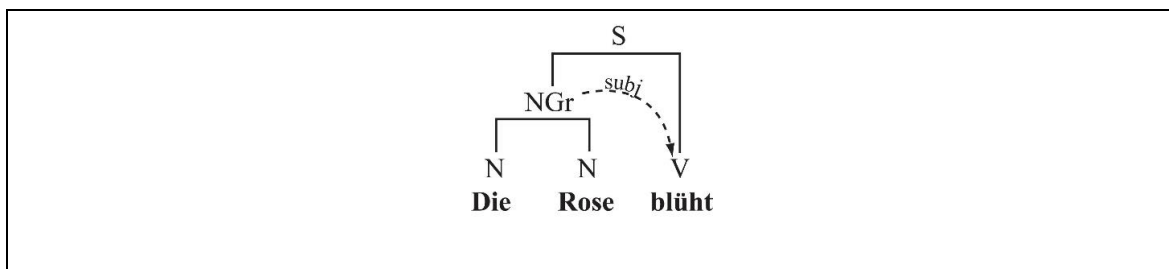


Abbildung 5: Darstellung eines Satzes samt seiner Logik.¹⁰³

Das Beispiel aus Abbildung 5 mit dem Satz „Die Rose blüht“, verdeutlicht das Vorgehen:¹⁰⁴ Zunächst werden die Wörter deklariert. In diesem Fall sind es Nomen(N) und Verb (v). Daraufhin wird eine Nominalgruppe (NGr) identifiziert, die das Subjekt (subj) des Verbs ist. Aus dieser Verbindung sollte sich der Inhalt des Satzes (S) erschließen. In diesem Fall ist der Inhalt, dass von dem Gegenstand namens „Rose“ eine Aktion ausgeführt wird, welche als „blühen“ beschrieben ist.

Das Problem dieses Verfahrens ist, dass jede erdenkliche Regel der natürlichen Sprache in dem Algorithmus enthalten sein muss. Dadurch entsteht ein komplexer Algorithmus, welcher nur in den Fällen anwendbar ist,

¹⁰⁰ Vgl. Carstensen, K.-U./ et al. (2010), S. 18.

¹⁰¹ Vgl. Beysolow II, T. (2018), S. 3.

¹⁰² Vgl. Blühdorn, H./ Breindl, E./ Waßner, U. (2008), S. 353.

¹⁰³ Vgl. Alm, M./ Lotze, N. (2011), <https://www.mediensprache.net> (Stand: 28.04.2019).

¹⁰⁴ Vgl. ebenda.

für die er entwickelt wurde.¹⁰⁵ Darüber hinaus ist nicht gewährleistet, dass allein durch das Verständnis der einzelnen Wörter und ihrer Beziehungen zueinander der Satz verstanden werden kann.¹⁰⁶ In Kapitel 5 wurden bereits Beispiele für mehrdeutige Sätze aufgeführt, bei denen der Inhalt in dieser Form nicht identifiziert werden kann.

Daher wechselte der Fokus der Forschung ab den 80er Jahren auf das Gebiet der sogenannten **Korpus-statistischen Verfahren**.¹⁰⁷ Die Ansätze dieser Verfahren sind rein statistisch. Mit Algorithmen wird aus einem Textkorpus Wissen ermittelt, indem die Häufigkeiten einzelner Silben, Wörter oder Sätze ausgewertet werden.

Ein anschauliches Beispiel für ein Korpus-statistisches Verfahren ist die Spracherkennung.¹⁰⁸ Im ersten Schritt wird eine sprachenspezifische Datenbank mit allen gebräuchlichen Silben der jeweiligen Sprache erstellt. Danach wird an Hand eines großen Datensatzes analysiert, wie häufig die Silben in dem Sprachgebrauch vorkommen. Ein Text, der daraufhin einer Sprache zugeordnet werden soll, wird zunächst in seine Silben zerlegt. Von den entstandenen Silben des Textes wird die relative Häufigkeit der jeweiligen Silben bestimmt. Dieses Muster wird mit der vorher erstellten Datenbank einer jeden Sprache abgeglichen. Abhängig davon, mit welchem Sprachmuster der Text am ehesten übereinstimmt, wird er der jeweiligen Sprache zugeordnet.

Anfänglich waren die rein statistischen Verfahren noch umstritten.¹⁰⁹ Der Hauptgrund war Chomsky's Diktum. Chomsky behauptete, dass ein rein statistisches Model die folgenden zwei Sätze nicht voneinander unterscheiden kann.

1. Colourless green ideas sleep furiously.
2. Furiously sleep ideas green colourless.

Beide ergeben keinen Sinn und würden niemals in einem natürlichen Text vorkommen. Dadurch wäre auch nie ein Algorithmus in der Lage etwas über sie zu lernen. Pereira zeigte aber, dass dem nicht so ist und auch statistische Modelle grundlegende Entscheidungsmuster bei der Einschätzung von Sätzen lernen können.¹¹⁰ Dieser Durchbruch führte dazu, dass sich das Korpus-statistische Verfahren als das primäre Forschungsgebiet durchsetzt. Die Vorteile, welche Korpus-statistische Algorithmen bieten, sind eine hohe Robustheit, Flexibilität und Zuverlässigkeit:¹¹¹ Durch die statistische Entwicklung sind sie problemlos auf einen neuen Text anwendbar und können selbst mit leichten Abweichungen von den gelernten Mustern umgehen.

¹⁰⁵ Vgl. Carstensen, K.-U./ et al. (2010), S. 19.

¹⁰⁶ Vgl. ebenda, S. 5.

¹⁰⁷ Vgl. Blühdorn, H./ Breindl, E./ Waßner, U. (2008), S. 355.

¹⁰⁸ Vgl. Nolla, A. (2015), <http://blog.alejandronolla.com> (Stand: 09.04.2019).

¹⁰⁹ Vgl. Pereira, F. (2000), S. 1239.

¹¹⁰ Vgl. ebenda, S. 1250.

¹¹¹ Vgl. Breindl, E./ Blühdorn, H./ Waßner, U. (2006), S. 354.

5.3. Forschungsfelder der Textanalyse

Innerhalb des Text Minings wird zwischen 5 Teilbereiche unterschieden. Die Bereiche sind: Phonologie, Morphologie, Syntax, Semantik und Pragmatik.¹¹²

Phonologie bezeichnet die Lehre der Laute. Sie kann unterteilt werden in Lautproduktion und Lautrezeption:¹¹³ Bei der Lautproduktion wird erforscht wie der Laut einer Sprache synthetisiert werden kann. Die Lautrezeption erforscht die Wahrnehmung von Lauten. Neben der Optimierung der Hardware, zur Wahrnehmung und Erzeugung von Lauten, konzentriert sich die Forschung auf die Erkennung der Muster, welche eine Silbe darstellen:¹¹⁴ Aus Tonspuren wird mit statistischen Modellen die schriftliche Darstellung des Lauts extrahiert. Die am häufigsten verwendete Methode ist das Hidden-Markov Modell.¹¹⁵ Da der Fokus der Arbeit auf der Analyse schon transkribierter Texte liegt, wird auf die Phonologie nicht weiter eingegangen.

Bei der **Morphologie** handelt es sich um die Wortlehre.¹¹⁶ Der Fokus in der Forschung liegt auf dem Versuch die Wortform und die Wortart¹¹⁷ zu klassifizieren.¹¹⁸ Die Wortform ist die grammatikalische Veränderung des Wortes:¹¹⁹ Das kann beispielsweise der Nominativ Singular oder der Genitiv Plural sein. Diese Veränderungen können unter dem Überbegriff der Flexions zusammengefasst werden. Die Flexion unterteilt sich in Derivation und Komposition. Verdeutlicht werden können die Begriffe an einem Beispiel:

Grundform: Investment

Derivation: (des) Investments

Komposition: Investmentstrategie

Demnach ist die Derivation eine grammatikalische Veränderung und die Komposition eine Verbindung mit einem anderen Wort.¹²⁰ Methoden der Morphologie sind in der Lage aus jeder Flexion die jeweilige Grundform des Wortes herzuleiten:¹²¹ Ohne diese Herleitungen würden Wörter wie „Investment“ und „Investments“ als grundverschieden gezählt werden, was beispielsweise zu Fehlern bei Korpus-statistischen Modellen führt.

¹¹² Vgl. Hausser, R. (2000), S. 20.

¹¹³ Vgl. ebenda, S. 19.

¹¹⁴ Vgl. Euler, S. (2006), S. 68.

¹¹⁵ Vgl. Euler, S. (2006), S. 67.

¹¹⁶ Vgl. Jurafsky, D./ Martin, J. (2009), S. 81.

¹¹⁷ Die Wortart kennzeichnet eine bestimmte Gruppe oder Klasse, der ein Stichwort nach grammatischen Gesichtspunkten zugeordnet wird.; Bibliographisches Institut GmbH (Hrsg.) (2019), <https://www.duden.de> (Stand: 09.04.2019); Bsp: Nomen, Verb, Adverb.

¹¹⁸ Vgl. Hausser, R. (2000), S. 20.

¹¹⁹ Vgl. Jurafsky, D./ Martin, J. (2009), S. 82.

¹²⁰ Vgl. Carstensen, K.-U./ et al. (2010), S. 237.

¹²¹ Vgl. ebenda, S. 239.

Die Lehre der **Syntax** befasst sich mit der Komposition der Wortformen. Ihre Analysen werden auf der Ebene des Satzes durchgeführt und analysiert diesen auf seine Zusammensetzung.¹²² Aus den zuvor durch die Morphologie klassifizierten Wörtern werden wohlgeformte Sätze geformt oder bestehende Sätze analysiert:¹²³ Die Wohlgeformtheit eines Satzes wird auf Grundlage der grammatikalischen Regeln der jeweiligen Sprache definiert. Entspricht der Satz diesen Regeln, gilt er als wohlgeformt. Dieser Ansatz ist ein maßgeblicher Bestandteil des symbolischen Verfahrens, welches in Kapitel 5.2 beschrieben wurde. Zu den Methoden der Syntaktischen Verfahren gehört die Erstellung von Baumdiagrammen¹²⁴ und die Erkennung grammatikalischer Strukturen innerhalb eines Satzes.¹²⁵

Die **Semantik** ist die Erforschung der Bedeutung von Sprache:¹²⁶ Unterteilt wird die Semantik in die lexikalische und die kompositionelle Semantik. Die lexikalische Semantik bezieht sich auf die Bedeutung eines Wortes, wie es im Lexikon steht. Es wird einem Wort eine einzelne Bedeutung zugeordnet, die den Sinn und die Verwendung des Wortes widerspiegelt. Wenn zusätzlich die Komposition der Wörter in Form eines Satzes und auch dessen Kontext hinzugezogen werden, ist es die kompositionelle Semantik.¹²⁷ Die Semantik als solche versucht die konventionelle Bedeutung von dem kommunikativen Sinn abzugrenzen.¹²⁸ Der Unterschied zwischen den beiden Formen ist der Gleiche, wie der Unterschied zwischen „sagen“ und „meinen“. Bei einem Satz wie: „Ich fühle mich mal wieder super.“ kann das Gesagte als eine positive Aussage über das Wohlempfinden interpretiert werden. Wird der weitere Kontext in Betracht gezogen, kann der kommunikative Sinn ergeben, dass der Satz ironisch gemeint ist und das Gegenteil der Fall ist. Die Semantik versucht ein Verständnis zu entwickeln, um den Sinn des Satzes zu ermitteln.¹²⁹ Wann der Sinn eines Satzes verstanden wurde, definiert Wittgenstein wie folgt:¹³⁰ „Einen Satz verstehen, heißt wissen, was der Fall ist, wenn er wahr ist. (Man kann ihn also verstehen, ohne zu wissen, ob er wahr ist)“. Ob ein Satz als verstanden gilt oder nicht, kann an der Menge der Wahrheitsbedingungen quantifiziert werden, die das Computer-System finden kann.¹³¹ Findet es nur einen kleinen Teil der Wahrheitsbedingungen eines Satzes, hat das System den Sinn nicht vollständig verstanden.

Bei der Forschung der **Pragmatik** handelt es sich um die Lehre der Verwendung.¹³² Sie versucht, wie die Semantik, ein Satzverständnis in einem Kontext zu generieren:¹³³ Der Bezug liegt daher auf dem gesamten Text,

¹²² Vgl. Hausser, R. (2000), S. 20.

¹²³ Vgl. Carstensen, K.-U./ et al. (2010), S. 280.

¹²⁴ Ein Beispiel für ein solches Baumdiagramm ist in Abbildung 4 dargestellt.

¹²⁵ Vgl. Hausser, R. (2000), S. 20.

¹²⁶ Vgl. Jurafsky, D./ Martin, J. (2009).

¹²⁷ Vgl. Hausser, R. (2000), S. 21.

¹²⁸ Vgl. Carstensen, K.-U./ et al. (2010), S. 330.

¹²⁹ Vgl. ebenda, S. 331.

¹³⁰ Wittgenstein, L. (1922), Satz 4.024.

¹³¹ Vgl. Carstensen, K.-U./ et al. (2010), S. 333.

¹³² Vgl. Hausser, R. (2000), S. 21.

¹³³ Vgl. Jurafsky, D./ Martin, J. (2009), S. 582.

der eine Aussage einschließt und zu ihrer Erklärung herangezogen werden kann. Neben dem Textkorpus als Referenz wird auch das Weltwissen verwendet, um ein Verständnis zu entwickeln.

Von der Semantik ist die Pragmatik abzugrenzen, da sie sich auf die sprachliche Interaktion von Menschen und Maschinen fokussiert. Sie wird dazu verwendet, die adäquate Formulierung einer Antwort in Abhängigkeit von dem Kontext zu definieren.¹³⁴ Ein Beispiel ist die Frage: „Kann ich über diese Brücke gehen?“ Ein Auskunftssystem würde sowohl die Sicherheit der Brücke, die Fähigkeiten zu laufen und die Erlaubnis überprüfen müssen, um die Frage zu beantworten. Die Besonderheit in einem Dialog ist, dass die Pragmatik die Interaktion der Aussagen beider Dialogpartner erkennt.¹³⁵ Wie in dem genannten Beispiel würde in einem Dialog, in dem zuvor über das Verbot, die Brücke zu betreten, geredet wurde, das Wort „können“ in dem entsprechenden Kontext interpretiert werden.

Aus diesen 5 Forschungsgebieten setzen sich die Lösungsansätze zusammen, welche in dieser Bachelorarbeit Anwendung finden. Ein geringerer Fokus wird auf der Verwendung der Phonologie und der Pragmatik liegen. Für die Analyse von Fließtexten werden nur die Methoden der Morphologie, Syntax und Semantik benötigt.

6. Evaluationskriterien des Projekts

Im Laufe der Arbeit werden verschiedene Lösungsansätze entwickelt, um mit Text Mining Methoden den Prozess der Desktop-Suche von Venture Capital Unternehmen zu verbessern. Jeder dieser Ansätze wird auf seinen Mehrwert hin bewertet. Der Standard ISO 25010 ist eine Methode, mit der die Qualität von Software evaluiert wird.¹³⁶ Die folgenden Aspekte sind dabei von Bedeutung: Kompatibilität, Verlässlichkeit, Benutzbarkeit, Sicherheit, Instandhaltungsaufwand, Effizienz, Anwenderfreundlichkeit und Tragbarkeit.¹³⁷ Da es sich um einen Standard für die Evaluation jeglicher Software handelt, ist er allgemeingültig gehalten.¹³⁸ Die Programme in dieser Bachelorarbeit können mit diesen Kriterien evaluiert werden. Da es sich aber um Anwendungen aus dem Bereich des Text Minings handelt, sind nicht alle Kriterien relevant. Beispielsweise die Tragbarkeit von Hardware Komponenten ist irrelevant. Daher werden in allen Fällen, in denen es möglich ist, Qualitätsmerkmale verwendet, die spezifisch für Text Mining Anwendungen sind.

Für Systeme des Text Minings gibt es zwei Evaluationsmethoden:¹³⁹ Entweder sie werden benutzerorientiert, oder entwicklungsorientiert bewertet. Ist die Bewertungsmethode benutzerorientiert, wird die Adäquatheit des Programms für die Lösung des gegebenen Problems untersucht. Bei der entwicklungsorientierten Evaluation

¹³⁴ Vgl. Carstensen, K.-U./ et al. (2010), S. 395.

¹³⁵ Vgl. Hausser, R. (2000), S. 21.

¹³⁶ Vgl. Clark, A./ Fox, C./ Lappin, S. (2013), S. 272.

¹³⁷ Vgl. ISO (2011), <https://www.iso.org/standard/35733.html> (Stand: 09.04.2019).

¹³⁸ Vgl. Adewumi, A./ Misra, S./ Omoregbe, N. (2015), S. 1 f.

¹³⁹ Vgl. Kitchenham, B./ Pfleeger, S. (1996), S. 15.

wird der Fortschritt gemessen, den das zu bewertende Programm im Verhältnis zur vorherigen Lösung erzielt hat.

Zu den Methoden der **entwicklungsorientierten** Evaluation gehören vorwiegend empirische Verfahren, in denen Test-Datensätze Verwendung finden:¹⁴⁰ In den Datensätzen werden die Probleme und deren Lösung gespeichert, auf die das Programm getestet wird. Die Lösungen werden vorher von einem Menschen definiert. In einem Testdurchlauf kann abgeglichen werden wie viele der Probleme von der Software richtig gelöst wurden. Wenn das zu lösende Problem beispielsweise die Erkennung des Themas von Texten ist, besteht ein Evaluationsdatensatz aus einer Menge verschiedener Texte. Diese wurden im Vorhinein von einem Menschen gelesen und einem entsprechenden Thema zugeordnet. Die Software muss dann die gleiche Aufgabe der Themenkategorisierung mit den Test-Texten durchführen. Ihre Ergebnisse werden mit den von Menschen vorgegebenen Lösungen verglichen und eine Treffergenauigkeit wird bestimmt. Diese Methoden haben verschiedene Vorteile, die sie beispielsweise attraktiv für die Textklassifizierung machen. Das ist darin begründet, dass die Ergebnisse eindeutig quantifizierbar und daher auch vergleichbar sind.¹⁴¹ Diese Verfahren funktionieren jedoch nur, wenn zum einen eine Datenbank vorliegt, welche das zu lösende Problem beschreibt, und zum anderen, wenn es eine eindeutige Lösung gibt.¹⁴²

Der zweite Ansatz der **benutzerorientierten** Evaluierung basiert auf der direkten Rückmeldung von Anwendern:¹⁴³ Diese Form der Bewertung wird auch manuelle Bewertung genannt. Eine typische Herangehensweise ist einen Menschen das System nutzen zu lassen und seine subjektive Einschätzung zu dokumentieren. Handelt es sich beispielsweise um ein Programm, welches einen Dialog mit einem Menschen führen soll, kann eine Person genau dies mit dem Programm durchführen und das Programm bewerten.¹⁴⁴ Vergleichbar damit ist die einfache Demonstration eines Programms anhand eines Beispiels. Zwar ist die Erkenntnis nur auf einzelne Beispiele begrenzt, aber es kann dadurch dem Evaluierenden einen Eindruck der Funktionalität vermittelt werden.¹⁴⁵

Ein weiterer Ansatz ist der **Vergleich** und die Beurteilung eines bereits bestehenden Arbeitsablaufs mit einem für die Problematik neu geschriebenen Programm:¹⁴⁶ Dafür werden Kennzahlen festgelegt, welche über den Erfolg der Aufgabe entscheiden. Diese werden bei einem Test-Lauf des alten Arbeitsablaufs und des neuen Programms gemessen. Die entstandenen Ergebnisse können dokumentiert und die Lösungen evaluiert werden.

¹⁴⁰ Vgl. Jørgensen, M. (1999), S. 910.

¹⁴¹ Vgl. Meystre, S./ Haug, P. (2006), S. 593.

¹⁴² Vgl. Clark, A./ Fox, C./ Lappin, S. (2013), S. 274.

¹⁴³ Vgl. Kitchenham, B./ Pfleeger, S. (1996), S. 17.

¹⁴⁴ Vgl. Clark, A./ Fox, C./ Lappin, S. (2013), S. 275.

¹⁴⁵ Vgl. Vgl. Clark, A./ Fox, C./ Lappin, S. (2013), S. 273.

¹⁴⁶ Vgl. Meystre, S./ Haug, P. (2006), S. 592.

Sowohl die entwicklungsorientierte Methode, als auch die benutzerorientierte Methode können darüber hinaus durch ein **White-** oder **Black-Box** Verfahren verglichen werden:¹⁴⁷ Ein Black-Box Verfahren bewertet nur die Test-Ergebnisse, wie sie beispielsweise bei einem empirischen Verfahren der entwicklungsorientierten Evaluation verwendet werden. Im Gegensatz zur Black-Box Methode wird bei der White-Box Methoden nicht nur das Ergebnis, sondern auch der Programmaufbau analysiert und im Hinblick auf die Problemlösung bewertet.

Bei den entwicklerorientierten, benutzerorientierten und vergleichenden Bewertungsmethoden gibt es keine, die in jedem Fall eine bessere Bewertung von Programmen erstellt als die beiden anderen. Deshalb wird im Rahmen dieser Arbeit die jeweilige Anwendbarkeit der Programme in der Praxis des Venture Capital Geschäfts getestet. Darüber hinaus wird eine White-Box Evaluation durchgeführt. Um keine subjektiven Bewertungen zu treffen, werden die Beweggründe jeweils aufgezeigt. Zusätzlich sind die Anwendungen ausführlich dokumentiert und können im Anhang nachgelesen werden.

7. Datenquellen

Zur Evaluation von Anwendungen des Text Minings im Bereich des Venture Capitals bei der Deal-Suche und Analyse wurden im Rahmen der Bachelorarbeit prototypische Programme entwickelt. Die folgenden Kapitel 7.1 bis 7.5 stellen eine Dokumentation der Programme dar.

Bezugnehmend auf die in Kapitel 3.2 dargestellten Probleme der Desktop-Suche sind die Quellenvielfalt und die unstrukturierten Prozesse für den Investment Manager eine enorme Herausforderung. Daher wird in den folgenden Kapiteln analysiert, in wie weit die Möglichkeit besteht, vorhandene Quellen automatisiert auszulesen. Die Auswahl der Quellen orientierte sich an den aktuellen Präferenzen der Investment Manager. Demnach sind RSS-Feeds, Medium Posts, LinkedIn Profile und Start-up Webseiten die hilfreichsten Quellen bei der Suche nach Informationen.¹⁴⁸ Twitter wurde zusätzlich als Quelle ausgewählt, da es eine gute Informationsbasis für die Sentiment Analysen in Kapitel 8.4 bietet. Um die Weiterverarbeitung der Daten zu ermöglichen, ist der Output der Programme darauf ausgelegt, als Input eines Analysetools verwendet werden zu können. Je nach verwendetem Analysetool, ist das Ergebnis der Datenextraktion unterschiedlich. Grundsätzlich ist das Ziel, möglichst viele Informationen zu sammeln, die in Textform vorliegen und einem Investment Manager hilfreich sein können.

¹⁴⁷ Vgl. Carstensen, K.U. et al. (2010), S. 661.

¹⁴⁸ Vgl. Bolowski, M. (2019), Ergebnisprotokoll vom (28.01.2019)

7.1. RSS Feed

Eine Textquelle aus dem Internet ist der RSS-Feed. Die Technologie basiert auf dem in Kapitel 5.2.1 beschriebenen XML Datenfiles. Sie ermöglicht es Webseiten maschinenlesbare Texte zu veröffentlichen.¹⁴⁹ Dies geschieht durch das Hochladen von Dateien, welche dem RSS-Format entsprechen. In den Dateien sind sowohl Texte beinhaltet, als auch Metadaten, die sich auf die Texte beziehen.¹⁵⁰ Diese Texte sind beispielsweise Nachrichtenartikel, Blogposts oder andere Updates. Zu den Metadaten gehören Informationen wie z.B. der Herausgeber, der Autor, das Datum der Veröffentlichung und weitere.¹⁵¹ Ein Beispiel für eine RSS-Feed-Datei befindet sich in Anlage 1.

Zwei Gründe veranlassen einen Webseitenbetreiber, einen RSS-Feed zu erstellen. Zum einen verhindern diese Feeds, dass Software automatisiert und in großem Stil die Webseite des Anbieters scrapet.^{152 153} Durch das Scrapen würde ein Großteil der Serverleistung von der Software beansprucht, wodurch andere Nutzer eine langsamere Verbindung hätten. Bietet die Webseite stattdessen einem RSS-Feed an, präferieren die Programme diesen und beanspruchen nur einen kleinen Teil der Serverleistung.¹⁵⁴ Dies ist darin begründet, dass der RSS-Feed für die Programme leichter zu verarbeiten ist, da er maschinenlesbar aufgebaut ist.

Der zweite Grund ist, dass es ein Service für die Besucher der Webseite ist. Es ermöglicht ein Abonnement, über welches der User aktuelle Benachrichtigungen erhalten kann. Diese weitere Kundenschnittstelle soll die Intensität und Häufigkeit der Interaktion mit dem Kunde erhöhen.¹⁵⁵ Im Gegensatz zu dieser Aussage steht die tatsächliche Wahrnehmung des RSS-Feeds in der Öffentlichkeit. Eine Umfrage unter Studenten ergab, dass 37% nicht wissen was ein RSS-Feed ist und nur 14% einen oder mehrere nutzen.¹⁵⁶ Eine weitere Studie zeigte, dass Studenten und junge Erwachsene mit einem Hochschulabschluss überdurchschnittlich oft einen RSS-Feed benutzen.¹⁵⁷ Daher müssen die Zahlen der ersten Studie relativiert werden, wenn in Betracht gezogen wird, dass unter den Befragten nur Studenten waren. Es ist demnach davon auszugehen, dass in der gesamten Bevölkerung das Wissen über den RSS-Feed eher geringer ist.

Trotz des geringen Öffentlichkeitsinteresses bestehen die Feeds weiterhin. Das kann auf den zweiten Anwendungsfall, das scrapen von Nachrichten zurückgeführt werden. In diesem Bereich sind RSS-Feeds eine sehr wertvolle Datenquelle. Beispiele für die erfolgreiche Verwendung eines RSS-Feeds sind die Analyse von US

¹⁴⁹ Vgl. Wusteman, J. (2004), S. 404.

¹⁵⁰ Vgl. Cheung, D. (2009), S. 2097.

¹⁵¹ Vgl. Wusteman, J. (2004), S. 405 ff.

¹⁵² Scrapen bezeichnet einen Prozess, bei dem ein Programm erstellt wird, welches automatisch Daten aus dem Web herunterlädt.; Vgl. Vanden Broucke, S./ Baesens, B. (2018), S. 3.

¹⁵³ Vgl. Hammersley, B. (2007), S. 11.

¹⁵⁴ Vgl. ebenda, S. 12.

¹⁵⁵ Vgl. Vgl. Hammersley, B. (2007), S. 11.

¹⁵⁶ Vgl. Statista (Hrsg.) (2019), <https://de.statista.com> (Stand: 01.03.2019).

¹⁵⁷ Vgl. Grossnickle, J. (2005), <https://www.immagic.com> (Stand: 28.04.2019).

Präsidentenwahlen in 2008¹⁵⁸, oder eine Popularitätsanalyse von politischen Institutionen an Hand der Berichtserstattung, welche über sie veröffentlicht wird.¹⁵⁹ In beiden Fällen waren RSS-Feeds die Datenquellen der Anwendungen.

Extraktion der RSS-Feed-Adresse:

Bevor die Daten von einem RSS-Feed extrahiert werden können, muss die Internetadresse des Feeds bekannt sein. Diese Adresse ist ein typischer Internetlink und sieht beispielsweise wie folgt aus: „<http://www.spiegel.de/index.rss>“. Die Datei befindet sich demnach auf einem Server der Spiegel Gruppe und hat den Namen „index.rss“. Auf anderen Internetseiten kann die Adresse aber eine andere sein, da es keine Standards für den Link der Feeds gibt. Sie müssen einzeln auf jeder Seite gesucht werden. Diese Akkumulation von RSS-Feed Links sollte möglichst ressourcensparend funktionieren. Dafür wurden drei verschiedene Methoden untersucht und miteinander verglichen.



Abbildung 6: RSS-Feed Symbol.¹⁶⁰

Die erste Methode ist die **manuelle Suche**. Auf der jeweiligen Internetseite sollte der Link für einen Menschen immer auffindbar sein. Das typische Symbol für eine RSS-Feed Adresse ist in Abbildung 6 zu sehen, welches oftmals in der Nähe der Social-Media-Buttons zu finden ist. Weiterhin können Informationen über RSS-Feeds in der Fußzeile einer Internetseite stehen. Da die Webseitenbetreiber der Verbreitung der Feeds keine hohe Bedeutung zuweisen, ist es mühsam die Adressen zu finden.

Als zweite Methode gibt es verschiedene Programme zur automatischen RSS-Feed-Suche auf einer Webseite. Eines dieser Programme ist das **Google Chrome Plugin** „Get RSS-Feed URL“:¹⁶¹ Nach seiner Installation findet es automatisch auf jeder Webseite, die über Google Chrome aufgerufen wird, die Adresse des RSS-Feeds. Diese Lösung ist immer noch zur Hälfte manuell, da die Webseiten von einer Person in dem Browser aufgerufen werden müssen.

Die dritte Variante ist im Kontext dieser Arbeit entwickelt worden. Es handelt sich um ein **Python-Programm**.¹⁶² Das Programm nimmt die Adresse einer, oder mehrerer beliebigen Webseiten entgegen. Auf diesen

¹⁵⁸ Vgl. Wanner, F./ et al. (2008), S. 1.

¹⁵⁹ Vgl. Cheung, D. (2009), S. 2097.

¹⁶⁰ Vgl. Stadt Wolfsburg (Hrsg.) (2019), <https://www.wolfsburg.de> (Stand: 01.03.2019).

¹⁶¹ Vgl. shevabam (o.J.), <https://chrome.google.com/webstore> (Stand: 01.03.2019).

¹⁶² Das Programm befindet sich im Anhang der Arbeit unter dem Namen: RSS Feed.py.

Webseiten sucht es nach einem Link, welcher zusätzlich mit der folgenden Information versehen ist: "type='application/rss+xml'". Diese Zusatzinformationen sind in dem Code der Webseite eingearbeitet und identifizieren einen Link als RSS-Feed. Alle so gefundenen Adressen werden in einer Comma Separated Values (CSV)-Datei gespeichert. Durch den Export in eine Excel-Datei im CSV-Dateiformat sind die Links für darauf aufbauende Programme leichter zugänglich. Die URL-Adressen können als RSS-Feed-Input verwendet werden.¹⁶³

In einem Test mit 14 Nachrichtenseiten wurden die drei Verfahren miteinander verglichen. Bei den Test-Webseiten ist davon auszugehen, dass sie einen RSS-Feed besitzen, da es sich um die Internetseiten der größten deutschen Nachrichtenportale handelt. Eine ausführliche Dokumentation der Ergebnisse finden Sie in Anlage 2. Sowohl das Python-Programm, als auch das Google Chrome Plugin haben auf 8 der 14 Seiten einen RSS-Feed gefunden und dokumentiert. Die Links waren bei beiden Tools dieselben. Im Vergleich dazu sind, auf 11 Seiten durch manuelle Suche RSS-Feeds gefunden worden. Darüber hinaus wurden durch die manuelle Suche teilweise mehr als ein Link pro Seite gefunden. Keiner der zusätzlichen Links wurde von einem der Programme dokumentiert. Da beide Programme die gleichen Ergebnisse liefern, ist davon auszugehen, dass sie ähnliche Funktionsbibliotheken verwenden. Ein ressourceneffizienter und verlässlicher Prozess, würde zunächst mit der Verwendung eines der Suchprogramme beginnen. Wird kein Link gefunden, aber die Quelle als potentiell hilfreich eingestuft, kann eine manuelle Suche folgen.

Extraktion der RSS-Feed Daten mittels eines Python-Programms:¹⁶⁴

Das Ziel des Python-Programms aus diesem Kapitel ist es, von den RSS-Feeds verschiedener Webseiten die Texte der Nachrichten zu extrahieren und zu speichern. Die Texte können dann in anderen Programmen weiter analysiert werden.

Der Input des Programms ist eine CSV-Datei mit einer Liste verschiedener RSS-Feed-Links. Diese Datei wurde zuvor mit dem Python-Programm erstellt, das die RSS-Feed-Links aus den Internetseiten extrahiert. Die Einträge der Liste der RSS-Feeds wird aufeinander folgend in das Programm geladen und jeweils vollständig bearbeitet.

Die Bearbeitung des einzelnen RSS-Feeds beginnt mit dem Parsen.¹⁶⁵ Wie in dem Beispiel in Anlage 1 zu sehen, bestehen die Dateien aus Metadaten und Einträgen über die letzten Nachrichten. Diese Einzelteile voneinander

¹⁶³ Vgl. Rautenstrauch, C./ Schulze, T. (2003), S. 117.

¹⁶⁴ Das Programm befindet sich im Anhang der Arbeit unter dem Namen: RSS Feed.py.

¹⁶⁵ In diesem Kontext bedeutet Parsen, das Auflösen eines Ganzen in seine verschiedenen Einzelteile. Vgl. Rédei, G. (2008).

zu separieren, ist der Schritt des Parsens. Das Zerlegen wird von dem Python-Paket¹⁶⁶ „feedparser“ übernommen, welches eigens für diesen Zweck entwickelt wurde.¹⁶⁷ Durch die Unterteilung können im nächsten Schritt die einzelnen Beiträge getrennt voneinander bearbeitet werden.

Aus den separierten Nachrichten wird daraufhin der reine Text einer jeden Nachricht entnommen. Um den Text ohne seine Metadaten zu erhalten, wird der Teil des Feeds extrahiert, welcher in der Sektion „<description>“ beinhaltet ist. Es handelt sich dabei um eine Kurzfassung des eigentlichen Artikels. Der ganze Text ist auf der Internetseite des Anbieters zu finden. Daher wird stattdessen der Link extrahiert, welcher zu dem vollständigen Nachrichtenartikel führt.

Im nächsten Schritt wird der Link zu dem Nachrichtenartikel aufgerufen und das Ergebnis wird von der Python-Bibliothek „newspaper3k“ verarbeitet.¹⁶⁸ Die Bibliothek ermöglicht, es von Nachrichtenseiten den reinen Text der Nachricht zu extrahieren. Dadurch sind keine unnötigen Informationen wie z.B. Verlinkungen zu anderen Nachrichten oder Werbungen enthalten.

Um den Text im nächsten Schritt lokal speichern zu können, wird eine Textdatei erstellt. Der Name der Textdatei sollte eindeutig und wiedererkennbar sein. Daher setzt er sich aus dem Datum der Veröffentlichung, der Überschrift des Artikels und dem Herausgeber zusammen. In diese neue Datei wird der zuvor extrahierte Text gespeichert. Ein Beispiel für eine Textdatei, die das Ergebnis des Prozesses darstellt, ist in Anlage 3.

Dieser Vorgang wird für jeden RSS-Feed und für beliebig viele Artikel innerhalb des RSS-Feeds durchgeführt. Die Anzahl der heruntergeladenen Artikel pro RSS-Feed kann variabel eingestellt werden.

Fazit:

Das Fazit dieser Anwendung ist sehr positiv. Alle RSS-Feeds wurden von dem Programm bearbeitet und generierten die gewünschten Textdateien. Die darin beinhalteten Texte sind frei von jeglichen störenden, zusätzlichen Informationen und können daher direkt weiterverwendet werden. Durch die Speicherung der Metadaten im Namen der Textdatei kann im Nachhinein, falls notwendig, noch auf diese zugegriffen werden. Darüber hinaus wurde bei der Entwicklung auf eine angemessene Robustheit geachtet, um mit Fehlern wie dem Fehlen eines Nachrichtenartikels, oder nicht angegebene Veröffentlichungs-Daten umgehen zu können.

¹⁶⁶ Bei einem Paket (oder auch Bibliothek) handelt es sich um eine Erweiterung für Python. Pakete können zusätzlich installiert werden und enthalten verschiedene Module. Diese Module sind Programme, welche neue Funktionalitäten liefern. Sie können als Erweiterung in das eigene Programm importiert werden. Die neuen Funktionen können dann in dem eigenen Programm genutzt werden, ohne sie selbst programmieren zu müssen.; Vgl. Hetland, M. (2005), S. 208 ff.

¹⁶⁷ Vgl. Mc Kee, K. (o.J.), <https://pypi.org/project/feedparser/> (Stand: 02.03.2019).

¹⁶⁸ Vgl. o.V. (o.J.), <https://pypi.org/project/newspaper3k/> (Stand: 02.03.2019).

7.2. Medium

Als eine weitere hilfreiche Informationsquelle hat Herr Herlinger die Internetseite „www.medium.com“ in seinem Interview genannt.¹⁶⁹ Bei Medium.com handelt es sich um eine Plattform, auf der Blogger Artikel über verschiedene Themen veröffentlichen.¹⁷⁰ Die Texte sind kostenlos und frei zugänglich. Das Besondere an dieser Seite ist, dass sie ein schlichtes Design, keine Werbung und eine gut etablierte Community hat:¹⁷¹ Diese drei Faktoren führen dazu, dass Blogger eher qualitativ hochwertige Inhalte auf dieser Seite publizieren. Gleichzeitig ist sie Seite frei zugänglich und ermöglicht somit den Aufbau einer Kommunikationsplattform.¹⁷²

Dies sind optimale Voraussetzungen für Start-ups, Medium.com für eine detaillierte Beschreibung ihrer Ideen, Produkte und Innovationen zu nutzen.¹⁷³ Wenn beispielsweise technische Ausführungen beschrieben werden, sind die Informationen oft zu spezifisch und ausführlich um sie auf einer Webseite zu präsentieren. Stattdessen werden sie detaillierter in Medium.com veröffentlicht. Über ein Start-up existiert somit auf Medium.com wertvolles Hintergrundwissen, welches nicht auf der eigenen Webseite zu finden ist. Ein Beispiel für ein Start-up, welches Medium.com sowohl für Pressemitteilungen, als auch für technische Aufsätze verwendet, ist DeepCode.¹⁷⁴ Doch nicht nur die Veröffentlichungen von Start-ups können wertvoll sein, sondern auch solche, von Autoren, die über aktuelles Geschehen in der Venture Capital Branche berichten. Diese Texte über aktuelle Technologie-Trends sind ebenso hilfreich bei der Analyse von Start-ups und gewähren Einblicke in neue Märkte. Deshalb wurde im Rahmen dieser Arbeit ein Programm entwickelt, um Texte aus Medium.com zu extrahieren.

Download von Medium Artikeln mit einem Python-Programm:¹⁷⁵

In der Grundeinstellung des Python-Programms ist der Input ein Link zu einem Medium.com-Artikel. Alternativ kann es umgestellt werden und nimmt stattdessen den Link zu dem Profil eines Medium.com-Autors als Input. Um die Funktionsweise und Abläufe des Programms zu verdeutlichen, werden diese an Hand eines Beispiels dargestellt. Bei dem Beispiel wird die Grundeinstellung des Programms verwendet. Der Input ist der Medium.com-Artikel „This is What the Future of Mixed Reality Looks Like“, geschrieben von Alice Bonasio.¹⁷⁶

Der erste Schritt ist den Link des Input-Artikels aufzurufen und die gesamte Seite herunterzuladen. Diese Aktion wird von dem Python-Paket „requests“ durchgeführt.¹⁷⁷ Das Ergebnis ist eine HTML-Datei, welche ein Duplikat der originalen Seite ist und auf dem lokalen PC gespeichert wird.

¹⁶⁹ Vgl. Herlinger, P. (2019), Ergebnisprotokoll vom (28.01.2019)

¹⁷⁰ Vgl. Medium (Hrsg.) (2019), medium.com/about (Stand: 04.03.2019).

¹⁷¹ Vgl. MC Cracken, H. (2014), <http://time.com> (Stand: 04.03.2019).

¹⁷² Vgl. Miller, T. (2017), <https://www.forbes.com> (Stand: 04.03.2019).

¹⁷³ Vgl. Herlinger, P. (2019), Ergebnisprotokoll vom (28.01.2019)

¹⁷⁴ Vgl. DeepCode Ag (Hrsg.) (o.J.), <https://medium.com/@deepcode.ai> (Stand: 04.03.2019).

¹⁷⁵ Das Programm befindet sich im Anhang der Arbeit unter dem Namen: Medium Scraper.py.

¹⁷⁶ Vgl. Bonasio, A. (2019), <https://medium.com> (Stand: 04.03.2019).

¹⁷⁷ Vgl. Reitz, K. (o.J.), <http://docs.python-requests.org/en/master/> (Stand: 02.03.2019).

Mit dieser Datei werden zwei Prozesse durchgeführt. Zum einen wird der rohe Text des Artikels aus der Seite extrahiert. Das ist ein ähnliches Vorgehen wie bei dem RSS-Feed in Kapitel 7.1. Zum anderen wird der Autor des Textes ausfindig gemacht, um auch andere seiner Artikel herunterzuladen.

Zunächst wird der erste Prozess der **Roh-Text-Extraktion** erläutert. Um den Artikel später bearbeiten zu können, muss der reine Text entnommen und in eine separate Datei gespeichert werden. Sowohl der Text, als auch der Titel werden unter Zuhilfenahme des Python-Pakets BeautifulSoup4 identifiziert.¹⁷⁸ Daraufhin werden sie in einer Textdatei gespeichert.

Der zweite Prozess, in dem die weiteren **Artikel des Autors gesucht und heruntergeladen** werden, ist in mehrere Schritte unterteilt. Zunächst muss in der HTML-Datei des ursprünglichen Artikels der Link zu dem Profil des Autors gefunden werden. Für diese Aufgabe werden alle Links gesucht und gefiltert, die auf der Seite vorhanden sind. Es werden nur die Links weiterverwendet, in denen der folgende Text beinhaltet ist: „medium.com/@“. Das ist dadurch begründet, dass die Profile in Medium.com immer mit einem „@“ beginnen. Auf das „@“ folgt der Profilname, wie das Beispiel von Alice Bonasio verdeutlicht: „https://medium.com/@alicebonasio“. Um nicht jeden Link mit einem „@“ in die engere Auswahl zu nehmen, wurde der Filter um „medium.com“ ergänzt, da dies die typische Struktur des Autorenlinks darstellt. Von allen Links, die diesen Kriterien entsprechen, wird derjenige ausgewählt, der am Häufigsten vorkommt. Da der Filter neben dem Autorenlink weitere Links zulassen kann, wird über deren Häufigkeit der Autor identifiziert. Mit dieser Vorgehensweise zeigten mehrere Testläufe, dass der häufigste Link jeweils der Profillink des Autors ist. Die Methode funktioniert bisher ausnahmslos.

Nachdem der Profillink des Autors bekannt ist, wird das Profil aufgerufen und die komplette Seite heruntergeladen. Es entsteht wieder eine HTML-Datei. Auf dem Profil des Autors sind andere Artikel verlinkt, die er geschrieben hat. Die Links zu diesen Artikeln müssen im nächsten Schritt extrahiert werden. Wie auch zuvor werden zunächst alle Links gesucht, die auf der Seite vorhanden sind. Es wird wieder ein Filter angewendet um die relevanten Links zu finden. In diesem Fall sind die Texte, welche in dem Link beinhaltet sein müssen, die folgenden: „https://“ und „source=user_profile“. Der Text-Baustein „https://“ stellt sicher, dass es sich um einen legitimen Link handelt. „source=user_profile“ markiert die Artikel, welche vom Profil des Users aus aufgerufen werden.

Limitiert ist diese Filter-Methode, wenn ein Autor seine Artikel nicht auf dem eigenen Profil, sondern auf dem eines Unternehmens veröffentlicht. In diesem Fall enthalten die weiterführenden Links nicht die genannten Eigenschaften und ein anderer Filter muss verwendet werden. Dieser sucht nach den Links, welche 8 oder 9 Bindestriche, gefolgt von einer einstelligen Zahl beinhalten. Diese Syntax ergibt keinen logischen Sinn. Trotzdem haben Versuche gezeigt, dass die Links immer eine Form dieser Kombination beinhalten. Wie ein solcher Link aussehen kann, ist an dem Beispiel mit Alice Bonasio zu sehen, welche einer der Ausnahmefälle ist. Ein

¹⁷⁸ Vgl. Richardson, L. (o.J.), <https://www.crummy.com> (Stand: 03.04.2019).

Beispiel von ihr ist der folgende Link: „<https://medium.com/edtech-trends/report-2019-tech-breakthroughs-cc757140655b?source=-----2----->“

Unabhängig davon, ob die erste Methode oder die zweite Methode zur Link-Identifikation verwendet wurde, werden alle Links, die durch den jeweiligen Filter kommen, in einer CSV-Datei gespeichert.

Jeder dieser Links wird in den ersten Prozess als Input gegeben. Mit diesem Prozess war bereits der Text des initialen Input-Artikels extrahiert und gespeichert worden. Das gleiche geschieht mit jedem der weiteren Artikel aus der CSV-Datei. Als Ergebnis entsteht eine Gruppe von Textdateien, welche den reinen Text der jeweiligen Posts beinhalten.

Fazit:

Das gewünschte Ziel des Programms ist erreicht worden. Sobald ein initialer Input-Artikel, oder eine Autoren-Seite gegeben ist, können die Posts in einer guten Qualität gedownloadet werden. Das Programm hat auch seine Grenzen. Beispielsweise werden immer nur die obersten 4 Artikel von jeder Autoren-Seite weiterverarbeitet. Das kommt daher, dass nur diese 4 geladen werden, wenn die Autoren-Seite aufgerufen wird. Erst wenn der Benutzer auf dem Profil nach unten scrollt, laden die weiteren Artikel des Autors. Das Scrollen des Lesers beim Download der Autoren-Seite zu imitieren, ist grundsätzlich möglich und könnte in einer weiterführenden Version implementiert werden. Darüber hinaus ist dieses Programm nur auf die aktuelle Version von Medium.com zugeschnitten. Wenn Medium.com die Syntax der Links verändert, müssen diese Veränderungen in den Filtern neu eingearbeitet werden.

7.3. LinkedIn

LinkedIn ist ein soziales Netzwerk, über das hauptsächlich Inhalte des beruflichen Lebens der Mitglieder geteilt werden. Für diesen Zweck können ausführliche Profile über berufliche Tätigkeiten und Bildungsmaßnahmen erstellt werden. Die Mitglieder können sich untereinander befreunden, Nachrichten senden und öffentliche Posts erstellen.¹⁷⁹ Mit insgesamt ca. 546 Mio. Nutzern in 200 Ländern ist LinkedIn das größte Karriere-Netzwerk weltweit.¹⁸⁰ Sowohl die Größe des Netzwerkes, als auch sein Fokus auf berufsspezifische Themen machen LinkedIn zu einer attraktiven Quelle für Investment Manager. Wie bereits in Kapitel 3.1.2 beschrieben, steht besonders bei Start-ups mit einem Software-Produkt das Team im Vordergrund der Analyse. Viele der benötigten Informationen über die Gründer und Mitarbeiter können LinkedIn entnommen werden.¹⁸¹ Dazu gehören u.a. fachliche Expertisen, die Menge der Kontakte, die Form der Ausbildung oder die Erfahrungen der Beschäftigten

¹⁷⁹ Vgl. Nations, D. (2019), <https://www.lifewire.com/what-is-linkedin-3486382> (Stand: 04.03.2019).

¹⁸⁰ Vgl. LinkedIn (Hrsg.) (2019), <https://about.linkedin.com/de-de> (Stand: 04.03.2019).

¹⁸¹ Vgl. Bolowski, M. (2019), Ergebnisprotokoll vom (28.01.2019)

in Managementpositionen. Da diese Informationen alle bei LinkedIn einsehbar sind, ist dieses eine sehr wertvolle Quelle für Investment Manager.

Wenn ein User ein eigenes Profil bei LinkedIn erstellt hat, kann er auf fast alle Informationen der anderen Mitglieder zugreifen. Zwar kann die Einsicht von persönlichen Daten durch Privatsphäre-Einstellungen blockiert werden, doch diese werden selten genutzt und lassen meist immer noch die Einsicht von Teilen des Profils zu. Auch wenn der Zugriff grundsätzlich möglich ist, können mit einem kostenlosen Account täglich nur eine begrenzte Anzahl Personen gesucht werden:¹⁸² Für weitere Suchen muss ein zahlungspflichtiger Premium Account erstellt werden. Dieser Mechanismus verhindert ein großflächiges Durchsuchen aller Inhalte, wodurch eine Scraping-Methode, wie sie in Kapitel 7.2 bei Medium verwendet wurde, nicht möglich ist.

Der zweite Grund, welcher das Scraping der Webseite verhindert, ist die robots.txt Datei:¹⁸³ Fast jede Webseite besitzt diese Datei, so auch LinkedIn. Gefunden werden kann sie, indem der Stamm der Webseite und „/robots.txt“ in einem Webbrowser aufgerufen werden. In dem Beispiel mit LinkedIn ist die Adresse: „<https://www.linkedin.com/robots.txt>“.¹⁸⁴ Diese Datei richtet sich an die Programme, welche automatisch Informationen von einer Seite entnehmen:¹⁸⁵ Sie definiert, welche Bereiche der Seite aufgerufen und analysiert werden dürfen und welche nicht. Zu den Web-Scrapper-Programmen, an die diese Regeln adressiert sind, gehören auch Suchmaschinen wie Google oder Yahoo. Die Suchmaschinen analysieren die Webseite, um sie in ihrer Datenbank möglicher Suchergebnisse vorzuhalten. Damit die Webseiten bei den Suchen berücksichtigt werden, räumen sie über die robots.txt-Datei den Algorithmen der Suchmaschinen besondere Rechte ein. Auch bei LinkedIn ist das für diese Programme der Fall, wie beispielsweise dem Googlebot oder dem Applebot.¹⁸⁶ Für die Anwendung im Zusammenhang mit dieser Arbeit ist jedoch von Interesse was von allen anderen Programmen analysiert werden darf, welche nicht zu den ausgewählten Suchmaschinen gehören. Die LinkedIn robots.txt-Datei erlaubt jedem unbekanntem Programm grundsätzlich keine Rechte zum Scrapen der Seite.¹⁸⁷

Alternativ zum Scrapen stellen manche Seiten ein Application Programming Interface (API) zur Verfügung:¹⁸⁸ Eine API ermöglicht die Integration von verschiedenen Programmen, in dem sie eine eindeutig definierte Schnittstelle bietet. Vergleichbar ist dies mit dem Stromanschluss eines Elektrogeräts. Die API ist die Steckdose, welche den einfachen und standardisierten Zugang zum Stromnetz darstellt. Zwar könnte das Elektrogerät auch direkt an die aus der Wand kommenden Kabel angeschlossen werden, nur wäre das umständlicher und

¹⁸² Vgl. LinkedIn (Hrsg.) (2019), <https://www.linkedin.com> (Stand: 04.03.2019).

¹⁸³ Vgl. Kloostra, S. (2015), S. 79.

¹⁸⁴ Vgl. LinkedIn (Hrsg.) (2019), <https://www.linkedin.com/robots.txt> (Stand: 04.03.2019).

¹⁸⁵ Vgl. Sun, Y./ Zhuang, Z./ Giles, C. (2007), S. 1123.

¹⁸⁶ Vgl. LinkedIn (Hrsg.) (2019), <https://www.linkedin.com/robots.txt> (Stand: 04.03.2019).

¹⁸⁷ Vgl. LinkedIn (Hrsg.) (2019), <https://www.linkedin.com/robots.txt> (Stand: 04.03.2019).

¹⁸⁸ Vgl. Reynders, F. (2018), S. 2.

nicht flexibel genug. Gleiches gilt auch für eine API. Nur geht es bei ihr nicht um Strom, sondern um Informationen, welche übertragen werden.

Eine geläufige Form der API ist der Representational State Transfer (REST):¹⁸⁹ Dieser definiert eine Form der Kommunikation zwischen einem Server und einem Programm. Eine REST-API ist durch eine Vielzahl von Eigenschaften definiert. Die für diese Arbeit wesentliche ist, dass sie vergleichbar mit dem Aufrufen einer Internetseite ist. Die Antwort des Servers ist nicht eine benutzerfreundlich designte Webseite, sondern eine maschinenlesbare Information.

Eine solche REST-API stellt auch LinkedIn zur Kommunikation mit ihren Servern zur Verfügung. Dadurch kann ein Programm auf vorher definierte Daten von den LinkedIn Servern zugreifen. Eine Schnittstelle an die API wurde im Rahmen dieser Arbeit erstellt.

Zugriff auf die LinkedIn API mit einem Python-Programm:¹⁹⁰

Der erste Schritt, um Daten von der LinkedIn-API zu empfangen, ist die Registrierung bei LinkedIn als Software Entwickler. Ist dies geschehen, muss von dem Entwicklerkonto aus eine Applikation (App) angemeldet werden. Diese Anmeldung beinhaltet sowohl Einzelheiten über die geplante Nutzung der empfangenen Daten, als auch Details über die App selbst. Es handelt sich somit um ein Profil des Programms. Ist dies erstellt, werden für die App eine Client-ID und ein Client-Secret generiert. Zusammen stellen diese die Login-, beziehungsweise Identifikations-Merkmale des Programms dar.

Um eine Anfrage bei der API machen zu dürfen, muss ein Prozess der Authentifizierung und Legitimierung vollzogen werden. Dieser Prozess wird an einem Beispiel verdeutlicht:

Zunächst erstellt das Programm einen Link, der hauptsächlich folgende Bestandteile beinhaltet: Einen Link, der auf den LinkedIn-Server verweist, die Client-ID und eine Redirect-URL. Bei einer Redirect-URL handelt es sich um eine Webadresse, zu der nach der Ausführung des gesamten Programms der Nutzer verwiesen wird.¹⁹¹ In dem Beispiel ist die Client-ID: „86kzeq0vfmvg71“ und die Redirect-URL: „https://patlab.co“. Daraus entsteht der folgende Link:

„https://www.linkedin.com/oauth/v2/authorization?response_type=code&client_id=86kzeq0vfmvg71&redirect_uri=https://patlab.co“.

Dieser Link wird unter Zuhilfenahme der Python-Bibliothek „Selenium“ in einem neuen Fenster des Firefox Webbrowsers geöffnet.¹⁹² Sobald das Fenster geladen ist erscheint ein Anmeldebildschirm von LinkedIn, der

¹⁸⁹ Vgl. Doglio, F. (2015).

¹⁹⁰ Das Programm befindet sich im Anhang der Arbeit unter dem Namen: LinkedIn API connection.py.

¹⁹¹ Vgl. o.V. (2019), <https://docs.microsoft.com> (Stand: 29.03.2019).

¹⁹² Vgl. Muthukadan, B. (o.J.), <https://selenium-python.readthedocs.io> (Stand: 04.03.2019).

die Person auffordert ihren Benutzernamen und das Passwort einzugeben. Diese Anmeldung bezieht sich auf ein normales LinkedIn-Profil, wie es beispielsweise ein Start-up-Gründer bei LinkedIn führen würde. Im Falle dieses Beispiels hat sich eine Person namens Marco Breitner zu Zwecken der Veranschaulichung angemeldet. Nach der Anmeldung von Herrn Breitner wird er von LinkedIn gefragt, ob er das Programm auf seine persönlichen Daten zugreifen lassen möchte. Eine solche Anfrage ist in Abbildung 7 dargestellt. Hat Herr Breitner dies bestätigt, wird er auf die vorher definierte Redirect-URL weitergeleitet. An die Redirect-URL ist zusätzlich ein Code angehängt, der vergleichbar mit diesem ist: „AQTkyklApnWQ_2fj1KLX59LFyr2Hyrt-mRS6r4b0CM6iqVgZ1myXPbcc2YZr94uRgKq7UTNRzJbrdhRdsUXwqOW-fistT3KToRAyfV0P8fOm45WD6VeTuQlws1Q4_wf3GjaZ8iolHOg3Vef8QWOeRSqKR-0AgcVR5Hu1-lj_hf2aVBXM7P43VbRphEycPmoQ“

Dieser Code stellt die Berechtigung der App dar, die Daten der Person anfragen zu dürfen.

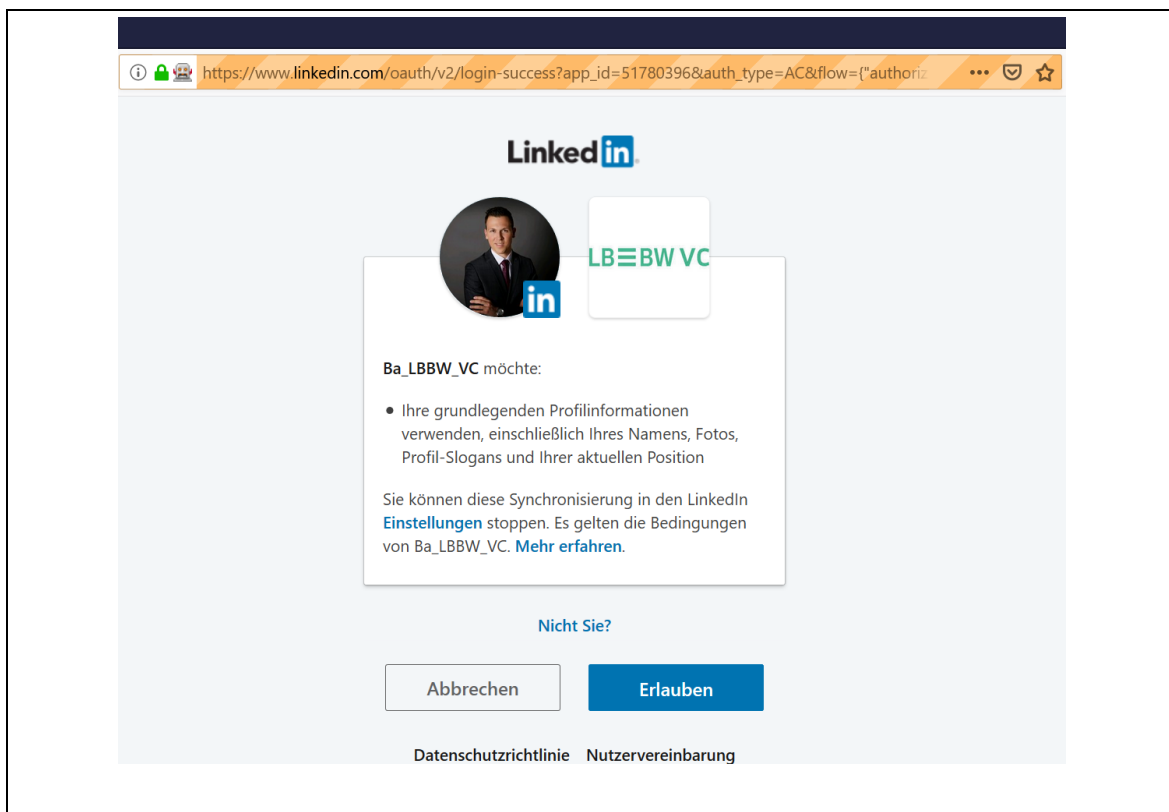


Abbildung 7: LinkedIn-Zugriffserlaubnis an Marco Breitner.¹⁹³

Im nächsten Schritt muss die App, welche zuvor die Zugangsberechtigung von Herrn Breitner erlangt hatte, diese Rechte LinkedIn gegenüber verifizieren. Für diesen Zweck wird, wie bei dem ersten Schritt, eine Internetadresse zusammengestellt. In diesem Fall sind die beinhalteten Informationen: Die Adressierung an den LinkedIn Server, die Client-ID, das Client-Secret, eine Redirect-URL und der Code, welcher vorher vergeben wurde.

¹⁹³ Eigene Darstellung

Diese Daten werden durch die Python-Bibliothek „requests“ an die LinkedIn-Server gesandt. Wenn dies geschehen ist, verifiziert LinkedIn die Zugriffsberechtigung der App und schickt einen Zugangscode als Antwort zurück. Dieser muss bei jeder Anfrage an die API angehängt werden, damit sich das Programm legitimieren kann. Der Authentifizierungs-Code ist ähnlich aufgebaut wie der erste Code, den das Programm von Herrn Breitner erhalten hatte.

Mit dem Code kann nun eine Anfrage bei der API durchgeführt werden. Was von dem Programm erfragt werden darf, hängt davon ab, welche Rechte von dem Profilinhaber eingeräumt wurden. In Abbildung 7 ist erkennbar, dass Herr Breitner die Rechte an grundlegenden Profilinformationen erteilt hat. Um zu verdeutlichen, was die Ergebnisse einer Anfrage sein können, wurde der Vorname von Herrn Breitner angefragt. Das Ergebnis ist:

```
<?xml version="1.0" encoding="UTF-8" standalone="yes"?>
<person>
  <first_name>Marco</first_name>
</person>
```

Es ist ersichtlich, dass der Vorname von Herrn Breitner „Marco“ lautet.

Fazit:

Obwohl die Verbindung mit der LinkedIn-API erfolgreich war und die Informationen nun entnommen werden könnten, ist auch die Limitierung der API ersichtlich. Jede Person, deren Informationen extrahiert werden sollen, muss sich vorher in der Applikation anmelden, wie es Herr Breitner in dem Beispiel getan hat. Es ist allerdings aus logistischen und praktischen Gründen nicht möglich, jeder in Frage kommenden Person eine Anfrage zukommen zu lassen, mit der Bitte Zugriff auf ihr LinkedIn Konto zu gewähren. Die LinkedIn API kann daher nicht genutzt werden um Informationen über Gründer automatisch auszulesen.

Zusammenfassend ist festzustellen, dass LinkedIn weder über ein Scrapen der Webseite, noch über eine API Zugang zu den Informationen der Mitglieder zulässt. Diese Hypothese wird von LinkedIn gestützt mit der Aussage, dass die Integrität und Sicherheit der Nutzer-Daten höchsten Stellenwert haben.¹⁹⁴ Darüber hinaus macht die Begrenzung der maximalen Suchen nach Mitgliedern den Eindruck, als wolle LinkedIn nicht, dass externe Parteien Zugriff auf diese Informationen erhalten. Es ist daher nicht möglich LinkedIn als weitere Quelle in dieser Arbeit zu verwenden.

¹⁹⁴ Vgl. LinkedIn (Hrsg.) (2019), <https://developer.linkedin.com/docs/rest-api> (Stand: 04.03.2019).

7.4. Twitter

Twitter ist ein weiteres soziales Netzwerk, welches als Informationsquelle für Start-ups in Frage kommt. Im Vergleich zu LinkedIn ist die thematische Ausrichtung allerdings eine andere. Twitter möchte die Meinungsfreiheit des Einzelnen unterstützen, indem es jeder Person die Möglichkeit gibt kurze Nachrichten in Form von Text, Bild oder Video zu veröffentlichen und mit dem Rest der Welt zu teilen.¹⁹⁵ Es geht daher nicht darum die Privatsphäre der einzelnen Person zu schützen, da auf Twitter publizierte Inhalte von Beginn an für die Öffentlichkeit bestimmt sind.

Daher bietet Twitter, im Gegensatz zu LinkedIn, nicht nur eine API für den Zugriff auf einen einzelnen Account. Stattdessen kann über die API auf alle veröffentlichten Nachrichten jeder Person zugegriffen werden, ohne sie vorher um Erlaubnis fragen zu müssen. Das ermöglicht es viele Daten von Twitter herunterzuladen und für die Text Mining Analyse zu verwenden.

Der volle Zugriff auf die Daten ist aber auch bei Twitter nicht ohne weiteres möglich:¹⁹⁶ Zwar ist der Zugang grundsätzlich kostenlos, aber wenn auf Tweets zurückgegriffen werden soll, die älter als 7 Tage sind, muss eine Premium-Lizenz erworben werden. Im Rahmen dieser Arbeit wurde nur der kostenlose Zugang verwendet, da er ausreicht um die grundsätzlichen Funktionalitäten der Twitter-API zu analysieren.

Download von Tweets mit einem Python-Programm:¹⁹⁷

Wie auch bei der LinkedIn-API muss zunächst ein neues Konto bei Twitter angemeldet werden und ein Antrag auf den Zugang zu der API gestellt werden. Im Gegenzug werden dem Account verschiedene Schlüssel zugeordnet, mit denen er sich Twitter gegenüber identifizieren kann. Statt wie bei LinkedIn eine Client-ID und ein Client-Secret zu erhalten, sind es bei Twitter ein consumer-key und ein consumer-secret. Der Gebrauch ist aber grundsätzlich derselbe.

Unter Verwendung der Python-Bibliothek „tweepy“, welche eigens für die Twitter-API entwickelt wurde, wird eine Verbindung zu den Twitter Servern aufgebaut.¹⁹⁸ Bei dem Verbindungsaufbau werden die Authentifikationsinformationen des Twitter-Accounts angehängt, um sich Twitter gegenüber zu identifizieren.

Ist dies geschehen, kann auf verschiedenste Weisen auf die Daten von Twitter zugegriffen werden. Eine Variante ist das Filtern nach Suchbegriffen. Beispielsweise können die letzten 100 Tweets, die das Wort „Start-up“ beinhalten, heruntergeladen werden. Eine andere Möglichkeit ist es, nach den Tweets eines bestimmten Ac-

¹⁹⁵ Vgl. Twitter (Hrsg.) (o.J.), <https://about.twitter.com/de/values.html> (Stand: 21.03.2019).

¹⁹⁶ Vgl. Twitter (Hrsg.) (o.J.), <https://developer.twitter.com/en/pricing> (Stand: 21.03.2019).

¹⁹⁷ Das Programm befindet sich im Anhang der Arbeit unter dem Namen: twitter api.py.

¹⁹⁸ Vgl. o.V. (o.J.), <http://docs.tweepy.org/en/v3.5.0/> (Stand: 21.03.2019).

counts zu suchen. So könnten beispielsweise die letzten Tweets von Elon Musk heruntergeladen werden. Unabhängig davon, nach welchen Kriterien die Tweets gesucht werden, ist das Ergebnis immer das Gleiche. Für jeden Tweet wird eine Gruppe von Daten heruntergeladen, welche unterschiedlichste Informationen beinhalten. Dazu gehören beispielsweise das Datum des Tweets, der Verfasser, der Text, mögliche Bilder/ Videos und welche Personen oder Institutionen in dem Tweet erwähnt werden. Obwohl es eine große Menge an Informationen ist, sind sie gut strukturiert und können separat voneinander ausgelesen werden. Daher werden sämtliche Informationen des jeweiligen Tweets in eine Textdatei geladen und gespeichert. Ein darauf aufbauendes Programm kann alle Informationen nutzen, die initial von Twitter mitgeliefert wurden.

Der folgende Ausschnitt ist ein Beispiel aus einem Tweet:

```
{'created_at': 'Tue Apr 02 00:45:43 +0000 2019',
```

```
'full_text': '@FlixBus why isn't there an option to alter the time of booking? Only way is to cancel, rebook and pay cancellation fee? #unconstitutional',
```

```
'user_mentions': {'screen_name': 'FlixBus'},
```

```
'user': {'name': 'Calvin', 'location': 'Berlin, Germany', 'friends_count': 148}}
```

In diesem Fall ist das Datum unter „created_at“ und der Tweet-Text unter „full_text“ zu finden. Mit „user_mentions“ informiert Twitter darüber, dass in dem Tweet ein anderer Account mit dem Namen „FlixBus“ erwähnt wurde. Wer den Tweet erstellt hat, ist unter „user“ zu sehen. Es war ein Calvin aus Berlin mit 148 Twitter-Freunden. Die vollständigen Tweet-Informationen befinden sich in Anlage 4.

Fazit:

Im Vergleich zu LinkedIn war der Zugriff auf die Twitter Informationen um ein Vielfaches leichter und effektiver. Es können alle erdenklichen Informationen extrahiert werden und die Twitter-API ist mit dem Python Packet „tweepy“ leicht zu bedienen. Die einzige Beschränkung ist das Limit maximal 7 Tage alte Tweets herunterladen zu können. Wenn die Verwendung der Twitter-Daten als sehr vorteilhaft eingeschätzt wird, gilt es die Kosten eines Premium Zugangs in Betracht zu ziehen.

7.5. Scrapy

Ein weiterer Zugang zu Fließtexten im Internet ist das Tool Scrapy:¹⁹⁹ Bei Scrapy handelt es sich um eine Python-Bibliothek, die unterschiedliche Tools liefert, um Informationen von Webseiten zu extrahieren. Was Scrapy von

¹⁹⁹ Vgl. o.V. (o.J.), <https://scrapy.org/> (Stand: 05.03.2019).

Tools wie BeautifulSoup4 unterscheidet, ist der Fokus auf die Erstellung von Web-Spiders. Diese sind Programme, welche automatisiert das Internet durchsuchen und von den Seiten, die sie finden, Informationen entnehmen.²⁰⁰ Sie können synonym auch als Web-Crawler bezeichnet werden.²⁰¹ Ein Beispiel für eine solche Web-Spider ist der „Googlebot“ von Google.²⁰² Im Gegensatz zu dem in Kapitel 7.2 erstellten Web-Crawler für Medium.com, können mit Scrapy Web-Spider gebaut werden, die auf mehreren Internetseiten nach Informationen suchen. Die Vorteile von Scrapy sind, dass es Strukturen und Befehle mitliefert, welche auf die Programmierung von Web-Spidern ausgelegt sind.²⁰³ Dadurch sind einfache Web-Spiders mit geringem Aufwand zu programmieren. Zusätzlich sind im Vorhinein schon Einstellungen und Funktionalitäten gegeben, welche bei anderen Tools erst programmiert werden müssten. Eine solche Funktion ist beispielsweise die Beachtung der robots.txt-Dateien:²⁰⁴ Das bedeutet, dass die Web-Spiders sich automatisch an die Richtlinien der einzelnen Webseite halten, was wiederum davor schützt nicht gebannt zu werden, oder ungewollt eine Straftat zu begehen. Das dritte Argument für Scrapy ist, dass es lange optimiert wurde und daher effektiv und ressourcensparend ist. Das ist von besonderer Bedeutung, wenn es um die Analyse von sehr vielen Internetseiten geht. Eine leichte Verzögerung pro Seite kann sich zu langen Laufzeiten aufaddieren.

Die Scrapy Web-Spider als Python-Programm:²⁰⁵

Im Rahmen dieser Arbeit wurde eine Web-Spider auf Basis von Scrapy entwickelt. Der Zweck der Web-Spider ist es eine große Menge von Informationen im Umfeld von einer Internetseite zu erlangen. Als Ausgangsbasis ist eine Webseite gegeben. Von dieser Seite lädt die Web-Spider alle Texte herunter, die als Paragraph gekennzeichnet sind. Die Kennzeichnung als Paragraph, im Sinne des HTML 4 Codes, stellt das Standard-Format von einem Text dar.²⁰⁶ Dementsprechend wird erwartet, dass der größte Anteil von Fließtext als Paragraph markiert ist. Zu berücksichtigen ist jedoch, dass jede Art von Text wie Fließtexte, Überschriften, Menüpunkte oder das Impressum beinhaltet sein können. Die gesammelten Texte werden von dem Programm zwischengespeichert.

Gleichzeitig wird jeder beliebige weitere Link auf der Seite gesucht. Den gefundenen Link ruft das Programm auf und initialisiert die gleiche Vorgehensweise wie zuvor. Es werden wieder alle als Paragraph gekennzeichneten Text heruntergeladen und allen weiterführenden Links gefolgt. Scrapy kann verschiedenen Links folgen. Beispiele sind: Andere Seiten auf der gleichen Webseite, Social Media Seiten, Nachrichtenseiten, Blogs, Lexika, Seiten von Wettbewerbern, Online-Shops und vieles mehr.

²⁰⁰ Vgl. Zhong, N./ Liu, J./ Yao, Y. (2003), S. 198.

²⁰¹ Vgl. ebenda, S. 197.

²⁰² Vgl. Wilson, R./ Pettijohn, J. (2006).

²⁰³ Vgl. Myers, D./ McGuffee, J. (2015).

²⁰⁴ Vgl. o.V. (o.J.), <https://docs.scrapy.org> (Stand: 05.03.2019).

²⁰⁵ Das Programm befindet sich im Anhang der Arbeit unter dem Namen: test_spider.py. Die Datei ist Teil des ‚Spider‘ Ordners. Pfad: Srapy\spider\spider\spiders.

²⁰⁶ Vgl. Raggett, D./ Hors, A./ Jacobs, I. (1999), <https://www.w3.org> (Stand: 01.04.2019).

Fazit:

Durch dieses Verfahren werden verschiedenste Texte gesammelt, die in dem Umfeld der initialen Webseite stehen. Mit den Informationen können differenziertere Rückschlüsse auf den Inhalt der ersten Webseite erstellt werden, da eine größere Datenmenge zur Verfügung steht. Wie weit das Programm sich von der ersten Webseite entfernt, kann durch die Dauer eines Durchlaufs bestimmt werden. Trotz der Möglichkeit von einer bestimmten Webseite aus zu suchen, handelt es sich um ein ungezieltes Vorgehen. Dadurch entsteht eine große Masse an Daten, welche aber nicht qualitativ gut ist. Inwieweit die so gewonnenen Daten verwertbar sind, zeigt sich erst durch ihre Verwendung in einem Analysetool.

8. Datenanalyse

In den folgenden Kapiteln werden die zuvor aggregierten Daten analysiert. Die verwendeten Programme sind im Rahmen der Bachelorarbeit entwickelt worden. Sie stellen jeweils eine unterschiedliche Herangehensweise dar, um die Probleme der Quellenvielfalt, Informationsmenge und fehlenden Struktur, in der Desktop-Suche zu beheben.

8.1. Methode der Text-Zusammenfassung

Bei einer Zusammenfassung handelt es sich um eine Reduktion eines Textes auf die wichtigsten Quelleninhalte. Dies geschieht durch die Selektion von Inhalten und die Erstellung kürzerer Texte über das gleiche Thema.²⁰⁷ Bei der automatisierten Textzusammenfassung gibt es zwei Herangehensweisen, mit denen versucht wird diese Aufgabe durch ein Programm ausführen zu lassen. Es handelt sich dabei um die Extraktions- und die Abstraktions-Methode.²⁰⁸

Laut Gambhir und Gupta ähnelt die **Abstraktion** der menschlichen Zusammenfassung am ehesten:²⁰⁹ Bei dieser Methode werden zunächst die wichtigsten Ideen eines Textes identifiziert. Im zweiten Schritt werden neue Texte generiert, welche die ausgewählten Ideen und deren Zusammenhänge darstellen. Für eine abstrahierte Zusammenfassung werden ein sehr ausgeprägtes Textverständnis und die Fähigkeit der Fließtexterstellung benötigt. Beides sind Aufgaben, die nur schwer von Programmen durchgeführt werden können. Die Methoden der Abstraktion sind daher zum Zeitpunkt dieser Arbeit größtenteils Prototypen oder wissenschaftliche Experimente.

Im Gegensatz dazu sind die Methoden der **Extraktion** weiter entwickelt:²¹⁰ Bei der Extraktion wird versucht die wichtigsten Sätze eines Textes zu identifizieren. Diese werden dann in ihrer ursprünglichen Form aus dem Text

²⁰⁷ Vgl. Chen, Y./ Wang, X./ Guan, Y. (o.J.), S. 947.

²⁰⁸ Vgl. Gambhir, M./ Gupta, V. (2017), S. 3.

²⁰⁹ Vgl. ebenda, S. 3.

²¹⁰ Vgl. Goldstein, J./ et al. (1999), S. 121.

entnommen und wieder zusammengefügt. So entsteht eine Zusammenfassung, die auf den Sätzen des Original-Textes basiert.²¹¹ Dadurch muss kein neuer Text erstellt werden und die Ideen bleiben in der Form, in der sie der Autor verfasst hat, erhalten.

Es gibt verschiedene Methoden, welche für diese Aufgabe entwickelt wurden.

Einer der Lösungsansätze ist das **häufigkeitsbasierte Verfahren**:²¹² Dieses besagt, dass ein Satz wichtig ist, wenn in ihm besonders häufig die Wörter vorkommen, welche im gesamten Text häufig enthalten sind. Der erste Schritt ist demnach zu analysieren, welche Wörter am häufigsten in dem Text vorkommen. Darauf folgt die Bewertung der Sätze. Der Wert eines Satzes setzt sich zusammen aus den einzelnen, relativen Häufigkeiten seiner Wörter.

Eine andere Herangehensweise ist die **Latent Semantic Analysis (LSA)**:²¹³ Statt nur die Häufigkeit einzelner Wörter zu analysieren, wird bei diesem Verfahren zusätzlich noch die semantische Bedeutung eines jeden Wortes mit einbezogen. Wörter haben demnach eine Gemeinsamkeit, wenn sie ähnliche Themen darstellen. Die Worte „Hi“ und „Hallo“ sind beispielsweise semantisch ähnlich, da sie beide eine Begrüßung sind. Statt die Häufigkeit der Wörter zu zählen, wird analysiert, welchen Themen die meisten Wörter zugehörig sind. Die Sätze, welche die meisten Wörter der häufigsten Themen besitzen, gelten als die wichtigsten.

Eine weitere Methode ist das **Graphen-basierte Verfahren**:²¹⁴ Diese Methode bewertet einen Satz nicht als Summe seiner Wörter, sondern als eine eigenständige Einheit. Es wird analysiert wie die Sätze eines Textes miteinander in Verbindung stehen. Wenn mehrere Sätze die gleiche Aussage beinhalten, scheint diese Aussage von Wichtigkeit zu sein. Der Satz, welcher in seiner Aussage mit den meisten anderen Sätzen übereinstimmt, gilt als wichtig, im Kontext des gesamten Textes.

Jede dieser Analysen wird sowohl auf Basis von einzelnen Texten durchgeführt, als auch mit mehreren Texten.²¹⁵

Das Programm der Häufigkeitsmethode:²¹⁶

Die Methode der Häufigkeitsanalyse wurde im Rahmen dieser Arbeit in Form eines Python-Programms umgesetzt. Grundsätzlich ist die Häufigkeitsmethode ein Korpus-statistisches Verfahren. In diesem Programm wurden darüber hinaus auch symbolische Verfahren zu Datenaufarbeitung verwendet.

²¹¹ Vgl. Gambhir, M./ Gupta, V. (2017), S. 3.

²¹² Vgl. Jing, H. (2000), S. 312.

²¹³ Vgl. Gupta, V./ Sing Lehal, G. (2010), S. 263.

²¹⁴ Vgl. Gupta, V./ Sing Lehal, G. (2010), S. 263.

²¹⁵ Vgl. Gambhir, M./ Gupta, V. (2017), S. 2.

²¹⁶ Das Programm befindet sich im Anhang der Arbeit unter dem Namen: Amount based summary.py.

Der Input für das Programm ist ein Text in Form einer Textdatei. Im ersten Schritt wird unter Zuhilfenahme der Python-Bibliothek „Natural Language Toolkit“ (NLTK) die Sprache des Textes identifiziert. Dafür wird ein Datenpaket von Stoppwörtern²¹⁷ verschiedener Sprachen verwendet.²¹⁸ Die Stoppwörter im Text werden identifiziert und mit denen, aus dem Datenpaket abgeglichen. Jedes der gezählten Stoppwörter wird einer der Sprachen in dem Datenpaket zugeordnet. Die Sprache, welcher am Ende die meisten Stoppwörter zugeordnet wurden, wird als Sprache des Textes deklariert.

Mit dieser Logik entstehen auch Probleme, wie beispielsweise die Deklaration von mehrsprachigen Texten. Wenn in einem deutschen Text ein englischsprachiges Zitat beinhaltet ist, wird der gesamte Text trotzdem der deutschen Sprache zugeschrieben. Das könnte zu einer fehlerhaften Weiterverarbeitung der Texte durch ein sprachenspezifisches Tool führen. Ein weiteres Problem stellen Sprachen dar, zu denen keine Bibliothek mit Stoppwörtern besteht. NLTK bietet eine gute Basis für den Großteil der Sprachen der Welt. Exotische Sprachen jedoch würden falsch klassifiziert werden.²¹⁹ Grundsätzlich ergibt sich aber eine gut funktionierende Korpusstatistische Methode zur Erkennung von Sprachen. Die Ergebnisse waren in den Tests, im Rahmen dieser Arbeit, immer richtig.

Nachdem die Sprache des Textes identifiziert wurde, wird er im nächsten Schritt bearbeitet. Bei der Bearbeitung entstehen zwei verschiedene Versionen des Textes. Eine sogenannte Satz-basierte Version und eine Wort-basierte Version. Die Namen stammen von ihrem späteren Verwendungszweck in dem Programm.

Bei der Satz-basierten Version werden zunächst alle Textumbrüche und Leerzeilen entfernt. Das Ergebnis wird dann in seine einzelnen Sätze geparkt und als Liste der Sätze gespeichert. Bei der Wort-basierten Version werden Textumbrüche, Leerzeilen und jegliche Sonderzeichen entfernt. Der Text bleibt aber als Ganzes erhalten und wird nicht in seine einzelnen Sätze unterteilt.

Die Wort-basierte Version wird daraufhin verwendet, um zu zählen, welches Wort wie oft in dem Text vorkommt. Ausgenommen davon sind die Stoppwörter, diese werden nicht beachtet. Die Häufigkeit der anderen Wörter wird gespeichert. Um ihnen einen relativen Wert zuzuordnen, wird die Häufigkeit jedes Wortes durch die Menge der Wörter in dem Text geteilt.

Im nächsten Schritt wird der Score der Sätze unter Verwendung der Satz-basierten Version errechnet. Der Score des Satzes ist die Summe aus den Werten seiner Wörter. Dafür wird die zuvor errechnete relative Häufigkeit jedes Wortes zur Hilfe genommen. Jedem Satz wird so ein Gesamtwert zugeordnet, nach dessen „Höhe“ die Sätze sortiert werden können. Die am höchsten bewerteten Sätze werden in eine neue Textdatei exportiert und

²¹⁷ Stoppwörter sind eine Untergruppe der Wörter. Sie treten sehr häufig in einem Text auf, haben aber nicht direkt einen semantischen Wert.; Vgl. Petz, G. (2019), S. 154.; Es sind beispielsweise Artikel, Bindewörter oder ähnliches wie: ich, mehr, und, aber, der, etc..

²¹⁸ Vgl. Bird, S./ Loper, E./ Klein, E. (2009).

²¹⁹ Vgl. Bird, S./ Loper, E./ Klein, E. (2009).

stellen die Zusammenfassung dar. Wie viele der besten Sätze verwendet werden, kann variabel eingestellt werden.

Eine Schwachstelle dieses Algorithmus ist, dass längere Sätze einen höheren Score erreichen. Sie besitzen mehr Worte, denen ein Wert zugeordnet werden kann. Wenn nur die Summe aller Wörter in einem Satz gewertet wird, bedeuten mehr Wörter oft eine höhere Summe. Um dies zu umgehen, wurden zwei Verfahren entwickelt und getestet. Eines der Verfahren ist eine Beschränkung der maximalen Länge der Sätze, welche in die Zusammenfassung aufgenommen werden. Die Methode wurde mit einem Maximum von 30 Wörtern pro Satz von Usman Malik vorgeschlagen.²²⁰

Die zweite Methode ist die Berechnung des Mittelwerts der einzelnen Wörter in einem Satz. Für diese Berechnung werden die vorher errechneten Scores der Sätze durch die Anzahl der Wörter in dem Satz geteilt. Mehrere Testergebnisse ergaben, dass die Methode mit dem Mittelwert die niedrigste Satzlänge in der Zusammenfassung erzeugt.²²¹ Kürzer muss nicht immer besser sein, aber es zeigt, dass lange Sätze nicht übergewichtet werden. Dadurch wird eine höhere Objektivität der Satzbewertung erreicht. Zusätzlich unterstützen kürzere Sätze die Lesbarkeit der Zusammenfassung. Beispiele für die Ergebnisse dieses Algorithmus können in Anlage 6 nachgelesen werden.

Eine zweite Schwachstelle des Algorithmus ist, dass nur die Häufigkeit eines einzelnen Wortes beachtet wird. Somit kann kein Verständnis für Themen entwickelt werden, die mit verschiedenen Wörtern beschrieben sind. In einem Satz benutzt der Autor das Wort „Investment“ und in dem nächsten Satz „Anlage“, aber spricht in beiden Fällen von dem gleichen Thema. Für den Algorithmus sind diese Worte aber grundverschieden. Das kann zu einer Verzerrung der Auswahl führen, bei der die Themen vernachlässigt werden, in denen der Autor ein breites Vokabular verwendet. Zusätzlich können durch Zufall fehlerhafte Zusammenfassungen erstellt werden. Wenn beispielsweise ein Text bis auf eine Passage nur positives berichtet, wäre auch die Zusammenfassung grundsätzlich positiv. Beinhaltet aber der eine Satz des aufgeführten Kontraarguments die meisten Wörter mit einem hohen Score, verzerrt seine Auswahl den Inhalt der Zusammenfassung. Es ist demnach deutlich, dass in der Auswahl der Sätze auch die Semantik des Textes mit einbezogen werden muss.

TextRank:

Ein Algorithmus, welcher die Semantik mit beachtet, ist der TextRank-Algorithmus. Dieser verwendet eine Latent Semantic Analysis in Verbindung mit einem Graph-basierten Verfahren.²²²

²²⁰ Vgl. Malik, U. (o.J.), <https://stackabuse.com> (Stand: 08.03.2019).

²²¹ Für eine detaillierte Dokumentation der Testergebnisse, siehe Anlage 5.

²²² Vgl. Mihalcea, R./ Tarau, P. (2004), S. 1.

Der Algorithmus basiert auf der Annahme, dass die Kernaussagen des Textes mehrmals von unterschiedlichen Sätzen beschrieben wird:²²³ Das kann auch unter Verwendung verschiedener Wörter geschehen, die semantisch dem gleichen Thema angehören. Wie auch zuvor, wird bei dieser Methode die Bewertung der Wichtigkeit eines Satzes im Kontext des Textes durchgeführt, um die relevantesten Sätze zu extrahieren. Die Methode gehört daher zu den Extraktionsverfahren.

Bei der Bewertung der Sätze wird ein zweiteiliges Verfahren angewendet, welches zunächst den semantischen Inhalt eines Satzes auf Basis einer Latent Semantic Analysis bestimmt. Das bedeutet, das Thema eines Satzes ist der Mittelwert der Themen, denen die einzelnen Wörter zugeordnet werden.²²⁴

Im zweiten Schritt werden Verbindungen zwischen semantisch ähnlichen Sätzen hergestellt. Die Sätze, welche die häufigsten und stärksten Verbindungen mit anderen Sätzen haben, scheinen besonders relevant für den Text zu sein.²²⁵ Daher stellen die Sätze eine Zusammenfassung dar, welche die häufigsten und stärksten Verbindungen zu anderen Sätzen besitzen.²²⁶

Die Umsetzung von TextRank in einem Python-Programm:²²⁷

Der Input des in dieser Arbeit entwickelten TextRank-Programms ist ein Text. Zu Beginn wird die Sprache mit dem gleichen Verfahren identifiziert, welches auch bei dem vorherigen Prozess verwendet wurde. Danach wird der Text bearbeitet und es werden die gleichen zwei Kopien erstellt wie bei dem häufigkeitsbasierten Algorithmus. Die Satz-basierte Kopie beinhaltet eine Liste aller Sätze des Textes. Die Wort-basierte Kopie beinhaltet den um die Sonderzeichen bereinigten Text. Zusätzlich werden bei der Wort-basierten Kopie die Stoppwörter entfernt.

Daraufhin wird der erste Schritt der Bewertung durchgeführt, die Latent Semantic Analysis. Um die semantische Bedeutung eines Satzes zu erhalten, müssen zunächst die semantischen Bedeutungen der einzelnen Wörter des Satzes bestimmt werden. Die Darstellung des Themas, welches ein Wort beschreibt, geschieht durch einen Vektor. Dieser Vektor beinhaltet 100 Faktoren, welche jeweils einen thematischen Schwerpunkt darstellen.²²⁸ Jedes Wort hat eine unterschiedliche Ausprägung dieser 100 Faktoren, abhängig davon, in welchen Kontext es gehört.²²⁹ Das Wort „Fußball“ hat beispielsweise eine starke Ausprägung in den Kategorien Sport, Gesellschaft, Gegenstand, etc., während das Wort Apfel eher in den Kategorien Natur, Frucht, rot, Essen, etc. eingeordnet ist. Die Zahl, welche der Vektor eines Wortes an jeder der 100 Stellen besitzt, stellt die Intensität

²²³ Vgl. ebenda, S. 2.

²²⁴ Vgl. Barrios, F./ et al. (o.J.).

²²⁵ Vgl. Rahman, M./ Roy, C. (2015), S. 540.

²²⁶ Vgl. Wijffels, J. (2019), <https://cran.r-project.org> (Stand: 06.03.2019).

²²⁷ Das Programm befindet sich im Anhang der Arbeit unter dem Namen: Selfmade TextRank.py.

²²⁸ Vgl. Pennington, J./ Socher, R./ Manning, C. (o.J.), <https://www.aclweb.org> (Stand: 04.04.2019).

²²⁹ Vgl. Deerwester, S./ et al. (1990), S. 391.

dar, mit der das Wort in die jeweilige Kategorie gehört. Dadurch, dass die Zahlen nicht binär sind, sondern in kleinste Einheiten unterteilt werden können, entstehen unendlich viele Sub-Kategorien. Das ermöglicht es ein Wort sehr präzise einzuordnen.²³⁰ Ist beispielsweise das Wort „Frosch“ gegeben, sind die am nächsten liegenden Wortvektoren „Kröte“ und „Litoria“, was der lateinische Name für den Laubfrosch ist.²³¹

Die Klassifizierung ist auf Grund ihrer Komplexität der benötigten Datenmenge und dem Verbrauch von Ressourcen nicht in dem Python-Programm dieser Arbeit enthalten. Stattdessen wird ein Datensatz der Stanford University verwendet, bei dem die Vektoren der Wörter bereits erstellt wurden.²³² Dieser Datensatz wird in das Programm geladen. Unter Verwendung der Wort-Vektoren kann ein durchschnittlicher Vektor für den gesamten Satz errechnet werden. Dieser stellt die thematische Ausrichtung des jeweiligen Satzes dar.

Im nächsten Schritt wird die thematische Gleichheit der Sätze berechnet. Es wird bestimmt, welche Sätze von dem gleichen Thema handeln. Hier zeigt sich der große Vorteil der Vektoren als Darstellungsform der Themen. Diese ermöglichen die Berechnung der sogenannten Kosinus-Gleichheit.²³³ Wenn die Gleichheit zwischen zwei Satzvektoren berechnet werden soll, kann der Kosinus-Winkel zwischen den beiden Vektoren berechnet werden. Je kleiner dieser ist, desto näher liegen die Vektoren beieinander und umso höher ist ihre Gleichheit. Da in diesem Kontext die Vektoren der Sätze die semantische Ausrichtung widerspiegeln, wird die Methode „Weiche Kosinus Gleichheit“ genannt.²³⁴

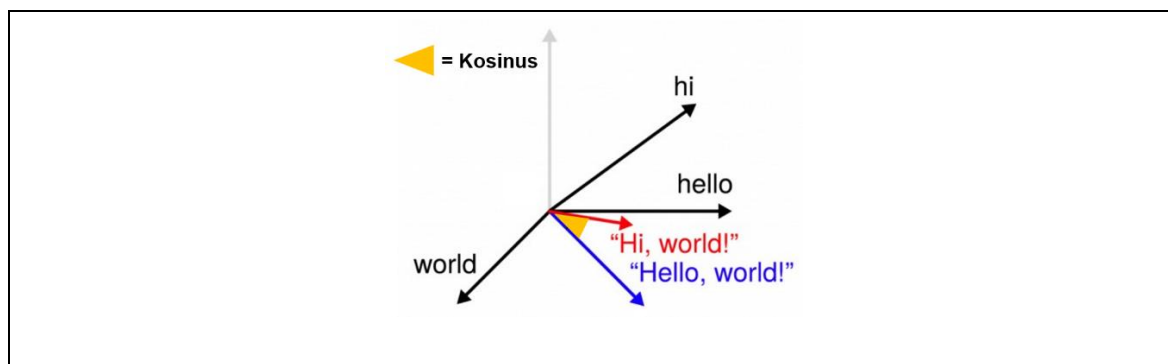


Abbildung 8: Weiche Kosinus-Gleichheit.²³⁵

Das Beispiel in Abbildung 8 veranschaulicht die Berechnung der weichen Kosinus-Gleichheit. In einem dreidimensionalen Raum befinden sich die drei Wort-Vektoren „hi“, „hello“ und „world“. „Hi“ und „hello“ zeigen ungefähr in die gleiche Richtung, da sie semantisch ähnlich sind, während „world“ in eine andere Richtung

²³⁰ Vgl. Deerwester, S./ et al. (1990), S. 391.

²³¹ Vgl. Pennington, J./ Socher, R./ Manning, C. (o.J.), <https://www.aclweb.org> (Stand: 04.04.2019).

²³² Vgl. Pennington, J./ Socher, R./ Manning, C. (o.J.), <https://www.aclweb.org> (Stand: 04.04.2019).

²³³ Vgl. Huang, A. (2008), <https://s3.amazonaws.com> (Stand: 07.03.2019).

²³⁴ Vgl. Novotný, V. (o.J.), <https://arxiv.org/abs/1808.09407> (Stand: 07.03.2019).

²³⁵ Eigene Darstellung nach: Vgl. o.V. (o.J.), Cosine Similarity – Understanding the math and how it works (with python codes) (Stand: 10.04.2019).

zeigt. Die beiden Sätze „Hi, world!“ und „Hello, world!“ zeigen in ähnliche Richtungen, da sie der Mittelwert ihrer jeweiligen Wörter sind. Der als „Kosinus“ markierte Winkel zwischen den Vektoren indiziert ihre Gleichheit. Da er in diesem Fall relativ gering ist, besteht eine hohe Gleichheit.

Die Kalkulation der Gleichheit unter Einbezug der Kosinus-Winkel, wird in dem Programm dieser Arbeit durch die Python Bibliothek „scikit-learn“ durchgeführt.²³⁶ Nach der Berechnung hat jedes Paar Sätze einen Wert, der die Gleichheit der Sätze darstellt. Diese Werte werden in einer $n \times n$ Matrix abgetragen, bei der „n“ die Anzahl der Sätze im Text ist. Die entstandene Matrix ist vergleichbar mit einer Korrelationsmatrix aus der klassischen Statistik. Ab einem vorher festgelegten Schwellenwert gelten zwei Sätze als thematisch gleich.²³⁷

Nachdem die LSA durchgeführt wurde, kommt im nächsten Schritt der Teil, welcher zu den Graph-basierten Methoden gehört. Der Algorithmus, welcher für diesen Teil verwendet wird, heißt PageRank. Unter der Verwendung der Matrix kann er die Wichtigkeit der einzelnen Sätze auf Basis ihrer Gleichheit mit anderen Sätzen berechnen. PageRank ist ein von Lawrence Page entwickelter Algorithmus, der die Grundlage für die Rankingmethoden von Google legte.²³⁸ In seiner ursprünglichen Form bewertet er die Wichtigkeit einer Internetseite auf Basis der Menge und Qualität anderer Internetseiten, die auf diese Seite verlinken. Diese Methode ist übertragbar auf die Sätze des Textes. Jeder Satz stellt eine Internetseite dar und statt eines Links, wird die Gleichheit zu einem anderen Satz als Verbindung gesehen.²³⁹ Der Vorteil des PageRank-Algorithmus ist, dass er nicht nur die Häufigkeit der Verbindungen von einem Satz mit anderen verwendet.²⁴⁰ Zusätzlich wird auch die Qualität der Verbindungen bewertet. Diese ist höher, wenn ein Satz eine thematische Gleichheit mit einem anderen Satz aufweist, der schon mit vielen anderen Sätzen verbunden ist. Im Gegenzug ist die Verbindung qualitativ schlechter, wenn der jeweils andere Satz kaum Gleichheiten mit anderen Sätzen aufweist. Die Berechnung mit PageRank wird durch ein Modul der Python Bibliothek „NetworkX“ durchgeführt.²⁴¹

Im Ergebnis wird jedem Satz ein Wert zugeordnet, der durch die Menge und Qualität seiner Verbindungen mit anderen Sätzen bestimmt ist. Da die Verbindungen durch die vorher durchgeführte LSA bestimmt sind, handelt es sich um semantische Gleichheiten. Wie auch bei dem vorherigen Algorithmus, werden die Sätze ausgewählt, welche den höchsten Wert zugeordnet bekommen. Sie stellen am stärksten die Themen dar, die am häufigsten in dem Text vertreten sind.

Das Summa-Programm:²⁴²

²³⁶ Vgl. o.V. (o.J.), <https://scikit-learn.org> (Stand: 08.03.2019).

²³⁷ Vgl. Mihalcea, R./ Tarau, P. (2004), S. 1.

²³⁸ Vgl. Page, L./ et al. (1999), <http://ilpubs.stanford.edu:8090/422/> (Stand: 06.03.2019).

²³⁹ Vgl. Wijffels, J. (2019), <https://cran.r-project.org> (Stand: 06.03.2019).

²⁴⁰ Vgl. Page, L./ et al. (1999), <http://ilpubs.stanford.edu:8090/422/> (Stand: 06.03.2019).

²⁴¹ Vgl. Hagberg, A./ Schult, D./ J. Swart, P. (2008).

²⁴² Das Programm befindet sich im Anhang der Arbeit unter dem Namen: Summa TextRank.py.

Das dritte Programm zur Erstellung von Zusammenfassungen wurde mit der Python Bibliothek „Summa“ erstellt. „Summa“ ist ausschließlich dazu ausgelegt, den TextRank Algorithmus umzusetzen.²⁴³ Daher konnte unter Verwendung der Module von Summa ein Programm entwickelt werden, das die gleichen Funktionalitäten besitzt wie die zuvor beschriebene TextRank-Implementierung. Es benötigte jedoch nur ein Sechstel des Codes und kann die Logik mit einer einzigen Python-Bibliothek darstellen. Obwohl der theoretische Hintergrund der beiden Programme der gleiche ist, unterscheiden sich ihre Ergebnisse. In welchen Details sie voneinander abweichen ist nicht eindeutig nachvollziehbar.

Vergleich der Programme:

Nachdem alle drei Programme beschrieben wurden stellt sich die Frage, welches von ihnen das Effektivste ist. Um diese Frage zu klären wurden zwei Tests mit jeweils zwei Investment Managern der LBBW VC durchgeführt. Bei beiden Versuchen wurden Texte von jeweils einem Start-up durch jeden der drei Algorithmen zusammengefasst. Die ausgewählten Start-ups waren den Investment Managern im Vorhinein gut bekannt, wodurch sie in der Lage waren zu bewerten, wie gut die jeweiligen Zusammenfassungen das Start-up beschreiben und welcher der Algorithmen das beste Ergebnis erzielt. Jeder der Texte kann in Anlage 6 nachgelesen werden.

Das Ergebnis aus den Versuchen ist nicht eindeutig. Zwar besteht eine Tendenz, den Algorithmus abzulehnen, der nur die Häufigkeit der Wörter in Betracht zieht. Bei den beiden anderen Algorithmen waren die Testpersonen unterschiedlicher Meinung. Da die Stichprobe so gering ist und die Antworten kein eindeutiges Muster erkennen lassen, kann es sein, dass die Investment Manager den Algorithmen gegenüber indifferent sind. Um eine eindeutigere Aussage treffen zu können, ist ein Versuchsdurchlauf mit mehr Texten und mehr Testpersonen notwendig. Das ist ein Bereich, der in zukünftigen Forschungsarbeiten bearbeitet werden kann.

Fazit:

Auch wenn kein eindeutiges Urteil über die einzelnen Algorithmen gefällt werden kann, ist es doch notwendig, die Methode der Extraktion als eine Form der Text-Zusammenfassung zu kritisieren. Insbesondere die Lesbarkeit und der Informationsgehalt der Zusammenfassungen sind bei der Bewertung von Bedeutung. In Bezug auf die Lesbarkeit ist es für einen Menschen anstrengend einen Text zu lesen, der aus alleinstehenden Sätzen zusammengesetzt ist. Ohne Überleitungen oder eine Struktur kommt kein Lesefluss zustande. Besonders bei Sätzen, die nur in Verbindung mit ihrem Kontext Sinn ergeben, führt dies zu Verwirrungen.

Darüber hinaus ist der Informationsgehalt der Texte nicht immer ausreichend. Oft war die Aussage der Testpersonen, dass Informationen fehlen, oder andere zu detailliert und unnötig seien. Statt hilfreiche Einblicke zu gewähren, könnte sie einen falschen Eindruck hinterlassen, wenn wichtige Informationen ausgelassen werden.

²⁴³ Vgl. Barrios, F./ Lopez, F. (o.J.), <https://pypi.org/project/summa/> (Stand: 08.03.2019).

Eine mögliche Lösung wäre das Markieren, der als wichtig identifizierten Sätze im Text. Dabei würde der gesamte Text dargestellt werden. Das würde ein zielgerichtetes Überfliegen des Textes ermöglichen. So bliebe die Struktur intakt und der Kontext wäre nach Belieben nachlesbar. Außerdem würden keine Informationen vorenthalten werden, die von Relevanz sein können. Eine solche Anwendung kann in Zukunft als Alternative erforscht werden.

8.2. Schlüsselwort-Extraktion

Anstatt ganzer Sätze, wird in diesem Kapitel erläutert, wie mit einzelnen Wörtern der Inhalt eines Textes dargestellt werden kann. Bei der Extraktion dieser Schlüsselwörter wird eine Abwandlung des TextRank-Algorithmus verwendet. Das Ergebnis dieses Verfahrens ist eine Liste von Wörtern, die nach Ihrer Wichtigkeit im Kontext des Textes geordnet sind. Diese Liste kann auch als alternative Form einer Textzusammenfassung verstanden werden, da sie eine reduzierte Form des Textes ist und die wichtigsten Informationen der Quelle darstellt.²⁴⁴

Im Vergleich zu der Methode aus dem vorherigen Kapitel ist die Zusammenfassung mit Schlüsselwörtern komprimierter. Darüber hinaus ist die Darstellung als Schlüsselwort-Gruppe für den Menschen schneller und leichter zu erkennen und ist überdies in einem ansprechenden Design darstellbar.²⁴⁵ Die Lesbarkeit dieser Methode ist dementsprechend höher als die aus Kapitel 8.1.

Im Gegensatz dazu liefern einzelne Worte jedoch nur einen sehr geringen Informationsgehalt. Wie bereits in dem einleitenden Kapitel 5 erläutert wurde, können einzelne Wörter, abhängig von dem Kontext, unterschiedliche Bedeutungen haben. Um diese Ungenauigkeit aufzulösen, muss eine Gruppe von Schlüsselwörtern betrachtet werden. Wenn beispielsweise das Wort „Tor“ als Schlüsselwort erkannt wird, ist die Bedeutung nicht eindeutig. Sind stattdessen die folgenden zwei Gruppen von Schlüsselwörtern gegeben, ist die Bedeutung von „Tor“ jeweils eindeutig:

Gruppe1: Tor, Fußball, Spiel, Stadion, Gruppe2: Tor, Tür, Haus, Verkauf,

In der Gruppe 1 handelt es sich um ein Tor bei der Sportart Fußball, während es sich bei der Gruppe 2 um ein Tor an einer Immobilie handelt. Aus diesem Grund kann ein Text nicht auf ein einzelnes Schlüsselwort reduziert werden. Stattdessen werden mehrere Schlüsselwörter und deren Gewichtung im Text extrahiert.

²⁴⁴ Vgl. Onan, A./ Korukoğlu, S./ Bulut, H. (2016), S. 232.

²⁴⁵ Vgl. Weiwei, C./ et al. (2010), S. 42.

Diese Aufgabe wurde im Rahmen der Arbeit unter Verwendung einer Abwandlung des TextRank-Algorithmus umgesetzt. Im Gegensatz zu der Version aus dem Kapitel 8.1 wird der erste Schritt, die LSA, ausgelassen. Nur die Graph-basierte Berechnung wird durchgeführt. Wie dies funktioniert, wird im Folgenden genauer erläutert.

Das Python-Programm zur Extraktion von Schlüsselwörtern:²⁴⁶

Als Input des Programms können einzelne, oder mehrere Textdokumente verwendet werden. Bevor ein Algorithmus auf den Text angewendet werden kann, muss dieser aufbereitet werden. Im ersten Schritt wird der Text in einzelne Wörter unterteilt. Die Stoppwörter, die Extrazeichen und die Zahlen werden entfernt. Die übrigen Wörter werden ihrer jeweiligen Wortart zugeordnet. Dieses Verfahren nennt sich Part-of-speech-Tagging (POS-Tagging) und gehört zu den symbolischen Verfahren der Textverarbeitung.²⁴⁷ Die Wortarten sind beispielsweise: Nomen, Verb, Adjektiv, Pronomen etc..

Von den klassifizierten Wörtern werden all jene ausgewählt, die einer relevanten Wortart angehören. Welche Wortarten relevant für die Anwendung sind, wurde von den Autoren des Algorithmus erforscht und festgelegt:²⁴⁸ Es sind Nomen und Adjektive. Die ausgewählten Wörter bilden den Datensatz, auf dessen Basis die wichtigsten Schlüsselwörter des Textes identifiziert werden.

Um das weitere Vorgehen zu verdeutlichen, wird ein stark vereinfachtes Beispiel verwendet. Der Text ist der folgende:

„Das Investment war erfolgreich. Die Umsätze stiegen und der Vorstand bestätigte die Prognosen. Zusätzlich stiegen die Umsätze überproportional zum allgemein starken Markt. Daher wurden weitere Investments bestätigt.“

Der Einfachheit halber werden in dem Beispiel nur die Nomen verwendet. Dementsprechend ist der Datensatz nach dem POS-Tagging:

Investment, Umsatz, Vorstand, Prognose, Markt

Im nächsten Schritt folgt die eigentliche Analyse. Wie bereits in Kapitel 8.1 beschrieben, muss zunächst ein Graph erstellt werden. Dieser beinhaltet alle Wörter und die Verbindungen zwischen ihnen. Bei der Text-Zusammenfassung war die Verbindung die semantische Gleichheit der Sätze. Die Semantik ist in diesem Algorithmus aber nicht gegeben. Stattdessen wird die Verbindung zwischen zwei Wörtern durch ihre Entfernung im

²⁴⁶ Das Programm befindet sich im Anhang der Arbeit unter dem Namen: keyword extractor.py.

²⁴⁷ Vgl. Kogan, J./ Berry, M. (2010), S. 364.

²⁴⁸ Vgl. Mihalcea, R./ Tarau, P. (2004), S. 3.

Text bestimmt:²⁴⁹ Wenn Wörter näher beieinanderstehen, haben sie eine Verbindung, wenn viele Wörter zwischen ihnen sind, haben sie keine Verbindung. Wie weit das Wort vor oder hinter dem anderen stehen darf, wird durch die Variable „N“ bestimmt. Sie ist eine natürliche Zahl und wird im Vorhinein festgelegt.

Das folgende Beispiel veranschaulicht dies. Wenn N=4 ist und der zweite Satz unseres Beispiels als alleinstehend betrachtet wird, ergibt sich folgendes:

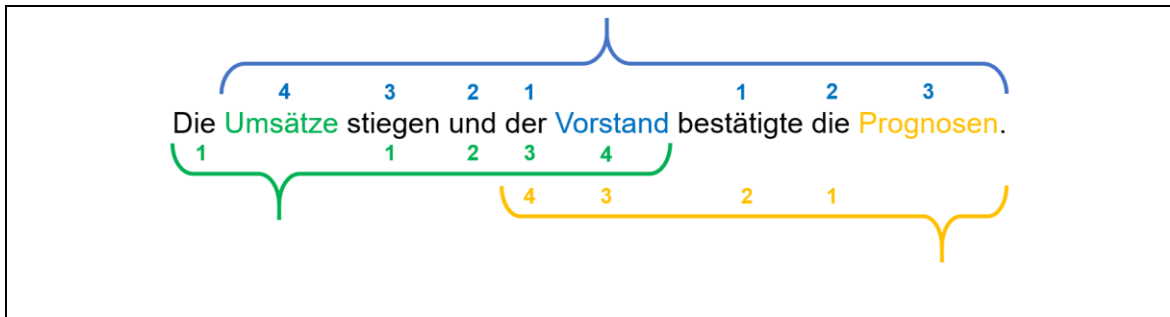


Abbildung 9: Darstellung der Wortgruppen eines Beispielsatzes.²⁵⁰

Die im Vorhinein als wichtig identifizierten Wörter, in diesem Fall die Nomen, sind farblich markiert. Von jedem dieser Wörter ausgehend wird eine Wortgruppe erstellt, die sich 4 Wörter nach vorne und 4 Wörter nach hinten erstreckt. Wenn in dieser Wortgruppe ein anderes, markiertes Wort vorkommt, gelten die zwei Wörter als verbunden. Die Gruppe des Wortes „Vorstand“ beinhaltet beispielsweise sowohl „Umsatz“ als auch „Prognose“. Demnach besteht eine Verbindung von „Vorstand“ mit „Umsatz“ und eine zwischen „Vorstand“ und „Prognose“. Im Gegensatz dazu ist in der Gruppe von „Prognose“ nur „Vorstand“ enthalten. „Prognose“ und „Umsatz“ sind daher nicht verbunden. Der daraus entstehende Graph ist der folgende:

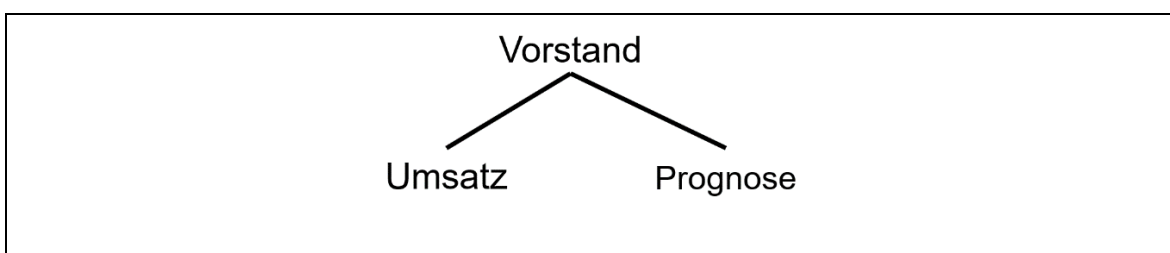


Abbildung 10: Graph einer Graph-basierten Analyse an einem Beispielsatz.²⁵¹

Die Wortgruppen, die gemäß der Abbildung 10 gebildet werden, können sich auch über mehrere Sätze erstrecken. Bezugnehmend auf Abbildung 9 würde die nachgelagerte Wortgruppe des Wortes „Prognose“ noch die ersten 4 Wörter des anschließenden Satzes beinhalten. Wird der gesamte Beispielttext verwendet, steht in dem

²⁴⁹ Vgl. Mihalcea, R./ Tarau, P. (2004), S. 4.

²⁵⁰ Eigene Darstellung.

²⁵¹ Eigene Darstellung

Folgesatz das Wort „Umsatz“ an vierter Stelle. Somit besteht doch eine Verbindung zwischen „Prognose“ und „Umsatz“.

Wird dieser Algorithmus auf den gesamten Beispielttext angewendet, ergibt sich folgender Graph:

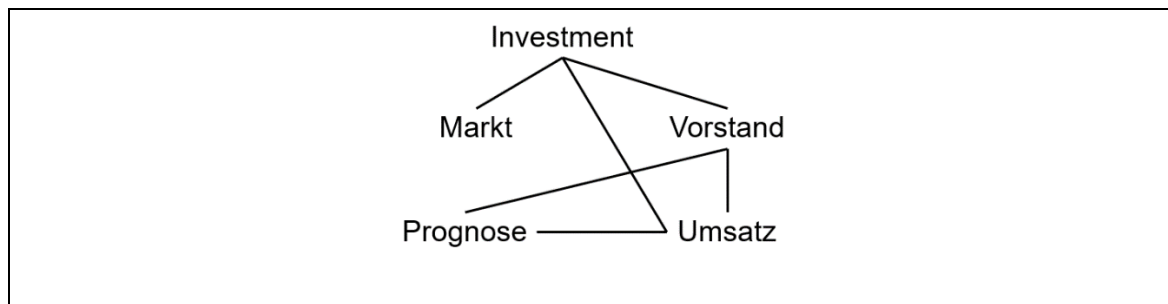


Abbildung 11: Graph einer Graph-basierten Analyse an einem Beispieltext.²⁵²

Wie aus dem Graphen die wichtigsten Wörter berechnet werden, beschreiben Mihalcea und Tarau wie folgt:²⁵³ Zu Beginn hat jede der Verbindungen den Wert 1. Sie sind demnach gleich gewichtet. In Folge wird der in Kapitel 8.1 beschriebene PageRank-Algorithmus verwendet, um die Wichtigkeit der Wörter zu berechnen. Dies geschieht in mehreren Durchläufen. Bei jeder der Iterationen wird der Wert den Verbindungen angepasst. Die Verbindung zwischen den Wörtern „Investment“ und „Vorstand“ wird beispielsweise als qualitativ hochwertig behandelt, da das Wort „Vorstand“ noch zwei weitere Verbindungen hat. Im Gegensatz dazu ist die Verbindung von „Investment“ zu „Markt“ nicht so hochwertig, da „Markt“ nur diese eine Verbindung besitzt. Die vorher einheitlich als 1 bewerteten Verbindungen werden demnach nach unten oder oben angepasst. Nach 20 bis 30 Iterationen ist der Wert jedes Wortes konstant und stellt die Menge und Qualität seiner Verbindungen dar. Die Liste der Wörter kann nach ihren Werten sortiert werden und die höchst bewerteten Wörter gelten als die Schlüsselwörter des Textes.

In dem o.g. Beispiel dürften Vorstand und Umsatz am höchsten bewertet werden, gefolgt von Investment, Prognose und Markt.

Alle Schritte der Graph-basierten Verarbeitung werden mit der Python-Bibliothek „Gensim“ durchgeführt.²⁵⁴ Die Bibliothek beinhaltet Module, um jeden zuvor beschriebenen Schritt in einer kompakten Form umzusetzen. Das bedeutet, dass das gesamte Graph-basierte Verfahren mit nur zwei Zeilen Code implementiert wurde. Das Ergebnis dieser zwei Zeilen ist die Schlüsselwortliste, mit den jeweiligen Scores. Diese Daten werden in eine CSV-Datei exportiert und gespeichert.

²⁵² Eigene Darstellung.

²⁵³ Vgl. Mihalcea, R./ Tarau, P. (2004), S. 4.

²⁵⁴ Vgl. Eh Ek, R./ Sojka, P. (2010).

Tests des Programms:

Ein erster Testlauf verwendete die durch das Scrapy-Tool²⁵⁵ gesammelten Daten. Das Scrapy-Programm startet mit der Homepage eines Start-ups und sammelt Texte, die sich in ihrem Umfeld befinden. Daher ist es von Vorteil, dass der Input des Schlüsselwort-Programms aus mehreren Texten bestehen kann. Sie bilden eine große Datenbasis, die potentiell viele und verschiedene Einblicke in die mit dem Start-up verbundenen Themen liefert.

Die Tests mit den Daten aus dem Scrapy-Tool verliefen nicht positiv. Ein beispielhaftes Ergebnis ist in Anlage 7 zu finden. Die Liste von Schlüsselwörtern entstammt einem Datensatz, der ausgehend von der Uber-Webseite gesammelt wurde. Uber ist eine Plattform, um Fahrdienste anzubieten, als auch zu mieten.²⁵⁶ Die Ergebnisse der Analyse zeigen allerdings andere Inhalte. Erst auf Platz 9 kommt das Wort „ride“ (fahren) vor, welches direkt mit dem Geschäftsmodell von Uber in Verbindung gebracht werden kann. Andere Stichworte wie „tweet-you“, „educator“, „safer“ oder „sign“ lassen darauf schließen, dass viele Daten abseits des eigentlichen Themas gesammelt wurden. Das erstplatzierte „tweetsyou“ stammt wahrscheinlich von Twitter. Bei den restlichen Wörtern kann ihre Herkunft nur geraten werden, wobei mit „weiter“ sogar ein deutsches Wort dabei ist.

Dieses Beispiel verdeutlicht, wie wichtig es ist, qualitativ hochwertige Daten zu benutzen. Ein Sprichwort unter Daten-Analysten lautet „garbage in, garbage out“ und bezieht sich darauf, dass mit schlechten Daten auch nur ein schlechtes Ergebnis erzielt werden kann.²⁵⁷ Da das Scrapy-Programm nur wahllos Daten sammelt, können viele wertlose, unwichtige oder thematisch verschiedene Texte heruntergeladen werden. Daraus kann ein Analyseprogramm keine sinnvollen Ergebnisse extrahieren. Im Rahmen dieser Arbeit wird das in Kapitel 7.5 beschriebene Scrapy-Programm daher nicht weiter verwendet.

Wenn im Gegensatz dazu hochwertige Quellen verwendet werden, sind auch die Ergebnisse des Schlüsselwort-Programms besser. In dem folgenden Beispiel wurden mehrere Texte von Medium.com extrahiert, welche alle ein Start-up namens DeepCode beschreiben. DeepCode entwickelt ein Programm, welches automatisch Fehler und Sicherheitsschwachstellen in Software-Codes findet.²⁵⁸ Die Ergebnisse aus der Analyse der Medium.com-Texte sind in Abbildung 12 dargestellt. Zwar ist das am höchsten bewertete Wort nur eine Abwandlung des Namens des Start-ups, doch die restlichen Schlüsselwörter beschreiben das Start-up sehr gut. Mit den Wörtern „improves code“, „test“, „secured“ und „software“ kann ihre Software-Lösung beschrieben werden. Trotzdem kann aus der Liste nur eine erste Idee über das Start-up entstehen, da der Kontext für viele der Wörter immer noch fehlt. Das Wort „learned“, an Stelle 10, bezieht sich beispielsweise auf den Machine Learning Algorithmus, den das Start-up einsetzt. Er wird verwendet, um die Fehlererkennung automatisch zu verbessern.²⁵⁹ Dieser

²⁵⁵ Es handelt sich um das Programm aus Kapitel 7.5

²⁵⁶ Vgl. Uber (Hrsg.) (2019), <https://www.uber.com/de/de/> (Stand: 15.03.2019).

²⁵⁷ Vgl. Naumann, F. (2007), S. 27.

²⁵⁸ Vgl. DeepCode Ag (o.J.), <https://www.deepcode.ai> (Stand: 15.03.2019).

²⁵⁹ Vgl. ebenda.

Zusammenhang ist aber aus der Liste von Wörtern nicht entnehmbar und kann erst nach weiterer Analyse erkannt werden.

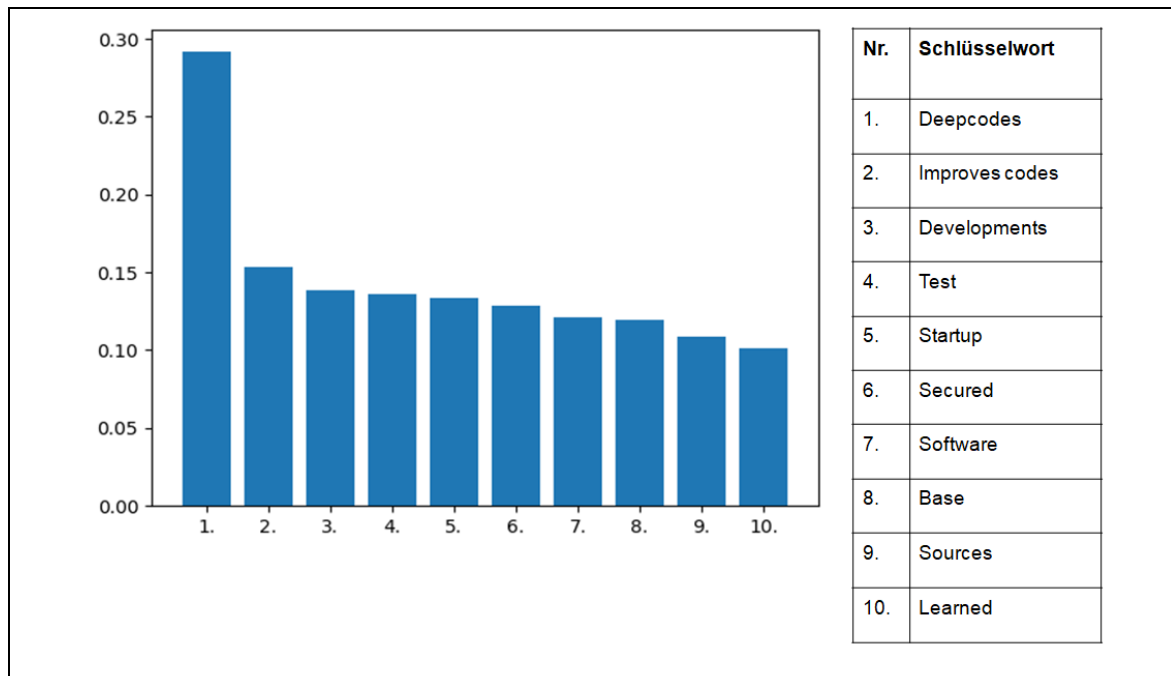


Abbildung 12: Schlüsselwort-Extraktions Ergebnisse von DeepCode.²⁶⁰

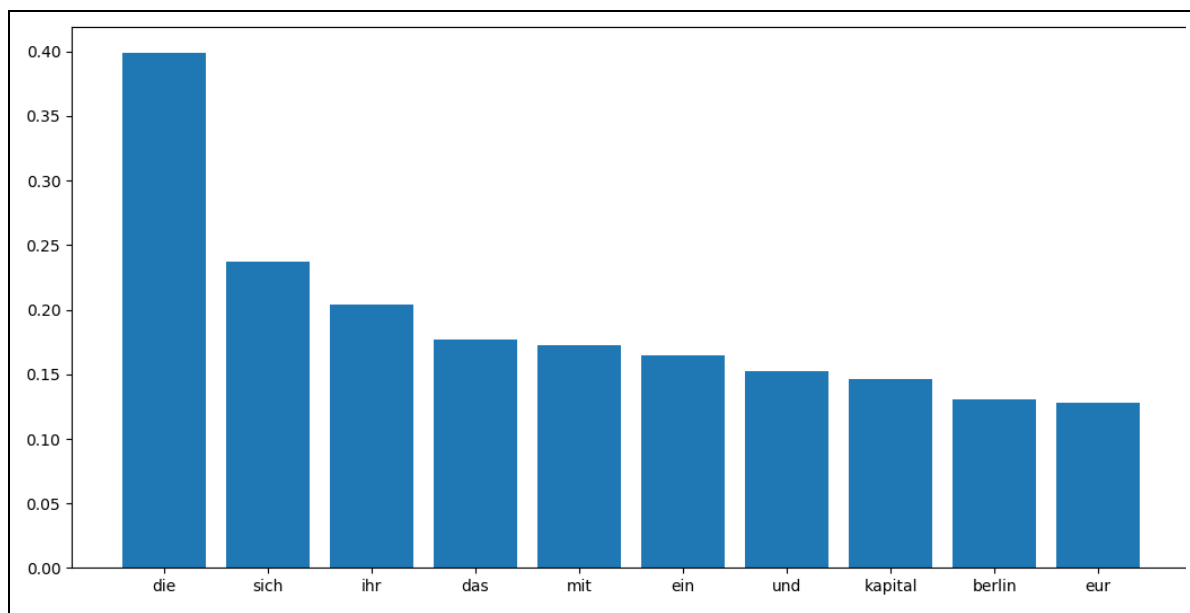


Abbildung 13: Schlüsselwort-Extraktions Ergebnisse des deutschen Textes.²⁶¹

²⁶⁰ Eigene Darstellung.

²⁶¹ Eigene Darstellung.

Der dritte Test wurde mit einem deutschen Text durchgeführt. Der Text ist ein Nachrichtenartikel über ein Start-up, welches eine neue Finanzierungsrunde getätigt hat.²⁶² Das Ergebnis ist in Abbildung 13 veranschaulicht. Sie zeigt, wie wichtig es ist einen Text vor der Korpus-statistischen Analyse zu bearbeiten. Die ersten sieben Wörter sind Stoppwörter und wären bei einer Vorbereitung der Daten gelöscht worden. Dass die Bearbeitung des Textes nicht funktioniert hat, liegt an der verwendeten Python Bibliothek Gensim. Von ihr wird auch die Bearbeitung des originalen Textes durchgeführt. Sie unterstützt allerdings nur englischsprachige Texte und besitzt keine Module für die deutsche Sprache.²⁶³ Diese sprachliche Limitierung stellt einen Nachteil dar, da die LBBW VC nur in der DACH-Region investiert und daher oft mit deutschen Texten arbeitet.²⁶⁴ Um auch die deutsche Sprache zu unterstützen, müsste der Algorithmus von Grund auf programmiert werden. Das hätte den Rahmen dieser Bachelorarbeit überschritten und bleibt daher als mögliche Weiterentwicklung bestehen.

Fazit:

Trotz der Schwierigkeiten mit den Sprachen, fällt das abschließende Fazit positiv aus. Die Lesbarkeit der Ergebnisse ist angenehmer, als bei den zuvor beschriebenen Text-Zusammenfassungen. Außerdem ist die Auswahl der Schlüsselwörter gut, was das DeepCode Beispiel belegt. Dadurch können, trotz des fehlenden Kontextes, erste Impressionen über ein Start-up erlangt werden.

8.3. Texte clustern

Eine weitere Möglichkeit der Bearbeitung von Fließtexten ist die Erkennung von Clustern in einer Gruppe von Textdokumenten. Das Clustern beschreibt einen Vorgang, bei dem Gruppen erstellt werden, welchen die Textdokumente eindeutig zugeordnet werden können:²⁶⁵ Innerhalb der Gruppe haben die Dokumente eine Gemeinsamkeit, die sie verbindet und gleichzeitig von anderen Gruppen differenziert. Die Gemeinsamkeit wird über ihren Inhalt bestimmt, wodurch eine Gruppe von Texten, z.B. über ein Konzert, berichtet, während eine andere aus Jahresberichten von Konzernen besteht.

Die Identifikation dieser Gruppen geschieht durch einen unsupervised Machine Learning Algorithmus.²⁶⁶ Unsupervised bedeutet, dass nur auf Basis der ursprünglichen Daten ein Ergebnis modelliert wird, ohne eine vorherige Interpretation eines Menschen.²⁶⁷ In dieser Anwendung wird daher nicht im Vorhinein festgelegt, welche

²⁶² Der vollständige Artikel kann in Anlage 3 nachgelesen werden.

²⁶³ Vgl. Eh Ek, R./ Sojka, P. (2010).

²⁶⁴ Vgl. Landesbank Baden-Württemberg (2019), www.lbbwvc.de (Stand: 09.04.2019).

²⁶⁵ Vgl. Hakenberg, J. (2013), <https://link.springer.com> (Stand: 05.04.2019).

²⁶⁶ Der Begriff Machine Learning beschreibt einen Algorithmus, der Daten als Input erhält und aus Ihnen ein Model formt. Das Model kann jeglicher Output sein der vorher als Zielvorgabe gesetzt wurde.; Vgl. Kim, P. (2017), S. 2.

²⁶⁷ Vgl. Bagirov, A./ et al. (2003), S. 1 f.

Cluster in der Gruppe der Dokumente gefunden werden sollen. Stattdessen findet der Algorithmus mögliche Cluster in den ursprünglichen Daten. Die Interpretation der Cluster wird dem Anwender überlassen.

Anwendung findet ein solcher Algorithmus beispielsweise bei der Unterteilung einer großen Gruppe von Nachrichten in unterschiedliche Genres wie, z.B. Sport, Politik, Finanzen und spezifische Start-up-Artikel. Dadurch kann im Vorhinein gefiltert werden, ob ein Artikel den Investment Manager betrifft, oder nicht. Ein weiterer Anwendungsfall wäre das Clustern von Artikeln, die sich nur auf ein Start-up beziehen. Daraus können Themen-Cluster wie Finanzierungsrunden, Markt, Produkt, aktuelle Updates und ähnliches entstehen. Bei Bedarf würde dies die gezielte Informationssuche erleichtern. Alternativ kann aus den Gruppen ein einzelnes Dokument bestimmt werden, das als Zusammenfassung fungiert. Dies würde den Recherche-Aufwand des Investment Managers verkleinern.

Das erste Cluster-Programm:²⁶⁸

Um die Anwendungsmöglichkeiten zu testen, wurde im Rahmen dieser Arbeit ein Python-Programm zum Clustern von Textdokumenten entwickelt. Das Programm beruht auf der Idee des **Doc2Vec**-Algorithmus, welcher 2014 von Thomas Mikolov und Quoc V. Le vorgestellt wurde.²⁶⁹ Dieser basiert auf der Annahme, dass Wörter, welche in einem Text nebeneinander stehen, einer ähnlichen Bedeutung zuzuordnen sind. Bei einer Betrachtung von einzelnen Fällen kann diese Annahme fehlerhaft sein. Wenn ein größerer Textkorpus verwendet wird, können jedoch entsprechende Bedeutungen ermittelt werden. Das Ziel des Doc2Vec-Algorithmus ist es, jedem Dokument einen Vektor zuzuordnen, welcher den Inhalt des Dokuments beschreibt. Wenn dies erreicht ist, können die Cluster auf Basis der Vektoren errechnet werden.

Mikolov führt weiter aus:²⁷⁰ Um den Vektor eines Dokuments zu errechnen, werden zunächst die Vektoren einzelner Worte erstellt. Dafür werden die Vektoren der umliegenden Wörter in Betracht gezogen und der Vektor des gesuchten Wortes an diese angepasst. Auch der Abstand zu den jeweils anderen Wort-Vektoren wird mit eingerechnet. Steht ein Wort direkt vor dem Gesuchten, hat es ein größeres Gewicht, als stünde es 4 Wörter weiter. Ein Problem bei dieser Art der Berechnung ist, dass am Anfang keinem Wort ein Vektor zugeordnet wird und daher nichts aneinander angepasst werden kann. Die Lösung ist, mehrere Iterationen auszuführen, um erst zufällige, dann grobe und zuletzt optimierte Vektoren zu erhalten. Es erfolgen so viele Durchläufe, bis die Vektoren der Wörter stabil sind und an ihrem Optimum angelangt sind. Jedem Wort wird damit ein, im Kontext stimmiger Vektor zugeordnet, der seine Semantik darstellt.

²⁶⁸ Das Programm befindet sich im Anhang der Arbeit unter dem Namen: selfmade clustering.py.

²⁶⁹ Vgl. Le, Q./ Mikolov, T. (2014), <https://arxiv.org/abs/1405.4053v2> (Stand: 14.03.2019).

²⁷⁰ Vgl. Mikolov, T./ et al. (2013), <https://arxiv.org/abs/1301.3781> (Stand: 14.03.2019).

Es werden darauf aufbauend verschiedene Methoden verwendet, um mit dem Algorithmus nicht nur einzelnen Wörtern, sondern einem ganzen Text einen Vektor zu zuordnen.²⁷¹ Das kann entweder der Durchschnitt aller Wörter im Text sein, oder der Vektor eines Textes wird mit den Wordvektoren von Anfang an mit kalkuliert.²⁷² Unabhängig von der verwendeten Methode ist das Ergebnis ein Vektor für jedes Textdokument.

Umgesetzt wird die Berechnung der Text-Vektoren mit der Python-Bibliothek Gensim.²⁷³ Diese beinhaltet bereits ein vorgefertigtes Modul für den Doc2Vec-Algorithmus. Der Input für das Programm ist eine CSV-Datei, die verschiedene Texte beinhaltet. Nach der Berechnung durch Gensim ist das Ergebnis eine Liste von jeweils einem Vektor für jeden Text.

Die Vektoren können dann von einem anderen Algorithmus verwendet werden, um die Cluster zu bestimmen. In dem Programm wird der Cluster-Algorithmus **k-Means** verwendet, der von Macqueen genauer ausgeführt wird.²⁷⁴ Demnach erstellt er zunächst eine beliebige Anzahl von neuen Vektoren, die Cluster-Vektoren. Wie viele Vektoren das sind, hängt von der gewünschten Anzahl der Cluster ab. Für jedes Cluster wird ein neuer Vektor erstellt. Jeder der Vektoren liegt irgendwo zwischen den anderen Vektoren der verschiedenen Texte. Im nächsten Schritt werden dem jeweiligen Cluster-Vector alle Text-Vektoren zugeordnet, die ihm am nächsten sind. So ist jeder Text-Vektor eindeutig einem Cluster-Vektor zugeordnet. Von jeder der entstandenen Vektor-Gruppen wird der Durchschnitt berechnet. Die errechneten Durchschnittswerte werden dem Cluster-Vektor der jeweiligen Gruppe zugeordnet. Wenn dies für jede Gruppe geschehen ist, beginnt der Algorithmus mit der Berechnung der Cluster-Gruppen wieder von vorne. Dadurch verschiebt er den Cluster-Vektor immer in den Mittelpunkt seiner jeweiligen Gruppe. Das geschieht bis die Cluster-Vektoren sich nicht mehr verändern. Dann befinden sie sich in der Mitte der optimalen Vektor-Gruppen und sind daher für diese repräsentativ.

Ein solcher mehrstufiger Prozess ist in Abbildung 14 dargestellt. Jeder der eingezeichneten Pfade ist die Route, auf der sich der jeweilige Cluster-Vektor bewegt hat. Alle drei Vektoren befinden sich nun in der Mitte ihrer jeweiligen Cluster und sind farblich hervorgehoben. Die Cluster sind durch verschiedene Darstellungsformen der Datenpunkte veranschaulicht.

²⁷¹ Vgl. Mikolov, T./ et al. (2013), S. 3119.

²⁷² Wie dies funktioniert kann ausführlich in dem von Le und Mikolov veröffentlichten Artikel nachgelesen werden.; Vgl. Le, Q./ Mikolov, T. (2014), <https://arxiv.org> (Stand: 14.03.2019).

²⁷³ Vgl. Eh Ek, R./ Sojka, P. (2010).

²⁷⁴ Vgl. Macqueen, J. (1967), S. 283.

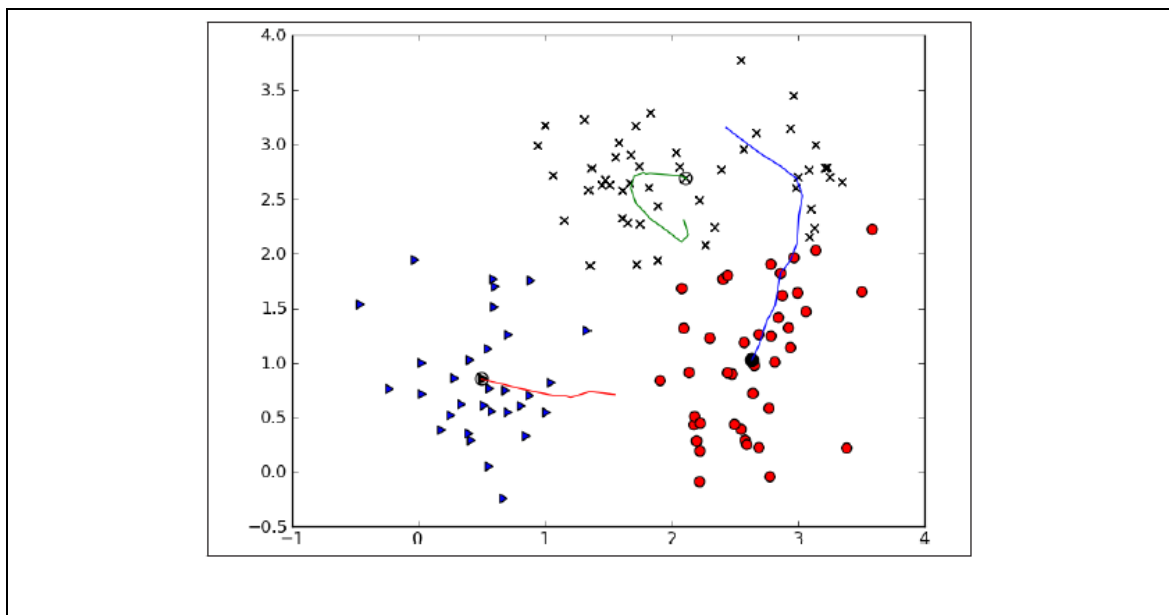


Abbildung 14: Cluster eines k-Means-Algorithmus.²⁷⁵

Die Berechnungen für den Algorithmus k-Means werden von der Python Bibliothek „scikit“ durchgeführt.²⁷⁶ Sie bietet vorgefertigte Module für die k-Means-Berechnung und einen einfachen Zugriff auf die Parameter des Algorithmus.

Ein wichtiger Parameter ist die Variable „k“. Sie stellt die Anzahl der Cluster dar, welche von dem Algorithmus erstellt werden sollen. Wie bereits beschrieben, wird diese Entscheidung zu Beginn der Analyse getroffen und kann signifikante Auswirkungen auf das Ergebnis haben.²⁷⁷ Wenn beispielsweise nur Texte über Sport oder Start-up-Investments in einem Datensatz bestehen, sollten nur 2 Cluster erstellt werden. Wenn aber 3 oder 4 Cluster von Anfang an gefordert werden, unterteilen sich die Themen in Gruppen, die weit weniger aussagekräftig sind als die ursprünglichen zwei. Zur Bestimmung der perfekten Anzahl von Clustern gibt es visuelle, statistische und anwenderorientierte Verfahren.²⁷⁸

Im Kontext dieser Arbeit wird das anwenderorientierte Verfahren in Verbindung mit einem Iterationsprozess verwendet. Dafür muss der Anwender des Algorithmus im Vorhinein eine Idee davon haben, welche Cluster in den Daten bestehen könnten und lässt sein Wissen in die Parameter einfließen.²⁷⁹ Mit mehreren Versuchen und Anpassungen ergibt sich daraufhin das für ihn aussagekräftigste Ergebnis.

²⁷⁵ Vgl. Jeevan, M. (2017), <https://bigdata-madesimple.com> (Stand: 10.04.2019).

²⁷⁶ Vgl. o.V. (o.J.), <https://scikit-learn.org> (Stand: 08.03.2019).

²⁷⁷ Vgl. Hussain, S./ Haris, M. (2019), S. 20.

²⁷⁸ Vgl. Pham, D./ Dimov, S./ Nguyen, C. (2005), S. 105 f.

²⁷⁹ Vgl. ebenda, S. 104.

Neben der Auswahl der Menge der Cluster, ist eine zweite Herausforderung die Interpretation der errechneten Cluster. Wenn am Ende der k-Means-Algorithmus bestimmte Dokumente einem Cluster als zugehörig klassifiziert sind, wird nicht im gleichen Zug eine Begründung für diese Zuordnung geliefert. Es ist demnach unbekannt, was diese Cluster miteinander verbindet.²⁸⁰ Das einzige Ergebnis, welches dem Nutzer gezeigt wird, sind die Dokument-Gruppen und ein Vektor für jedes Dokument. Diese Form ist für einen Menschen auf den ersten Blick nicht aussagekräftig genug. Daher wurde ein zweites Programm entwickelt, welches dieses Problem nicht hat.

Das zweite Cluster-Programm:²⁸¹

Das zweite Python-Programm funktioniert grundsätzlich, wie das bereits beschriebene. Es verwendet auch den Doc2Vec-Algorithmus zur Vektor Erstellung und berechnet die Cluster auf Basis von k-Means. Operativ wurden für dieses Programm aber nicht viele verschiedene Python-Bibliotheken verwendet, sondern nur scikit.²⁸² Dadurch, dass scikit den vollständigen Datensatz, statt der schon vorher berechneten Vektoren enthält, können noch weitere Module verwendet werden. Diese ermöglichen es zu jedem Cluster die entsprechenden Schlüsselwörter zu identifizieren, welche die Gemeinsamkeit der Dokumente widerspiegeln. Die Ergebnisse des Programms sind daher nicht nur die Cluster mit den jeweilig zugeordneten Texten, sondern auch eine Liste von Schlüsselwörtern für jedes der Cluster. Diese Schlüsselwörter stellen den Inhalt dar, den die Cluster gemeinsam haben. Dadurch kann sich der Anwender ein Bild davon machen, welche Themen in dem jeweiligen Cluster relevant sind und wie diese sich von denen anderer Cluster unterscheiden.

Zusätzlich zu der Interpretation der Cluster bietet scikit des Weiteren ein Modul, dass neue Dokumente bereits bestehenden Clustern zuweist. Dadurch kann beispielsweise jeder neue Nachrichtenartikel durch vorher erstellte Cluster gefiltert werden. Nur die Artikel, die für den Investment Manager von Relevanz sind, werden an ihn weitergeleitet. Im Gegensatz zu dem vorherigen Program, muss nicht jedes Mal die gesamte Berechnung durchgeführt werden. Es ist ausreichend, nur für den neuen Artikel eine Berechnung durchzuführen.

Tests:

Die Qualität der Programme wurde mit verschiedenen Tests ermittelt. In einem ersten Test wurde erforscht, in wie weit das erste Cluster-Programm deutsche Texte verarbeiten kann. Es wurde so konstruiert, dass die Vorbereitung der Texte durch die Python Bibliothek NLTK unterstützt wird. Diese ist in der Lage symbolische Verfahren auch für deutsche Texte durchzuführen.²⁸³ Dadurch können die Texte in Vektoren umgewandelt werden.

²⁸⁰ Vgl. Hotho, A./ Maedche, A./ Staab, S. (2002), <https://www.kde.cs.uni-kassel.de> (Stand: 15.03.2019).

²⁸¹ Das Programm befindet sich im Anhang der Arbeit unter dem Namen: clustering with external lib.py.

²⁸² Vgl. o.V. (o.J.), <https://scikit-learn.org> (Stand: 08.03.2019).

²⁸³ Vgl. o.V. (o.J.), <https://www.nltk.org/index.html> (Stand: 04.04.2019).

Ist dies geschehen, werden die Cluster unabhängig von der Sprache berechnet, da jeder Text nur als Vektor aus Zahlen dargestellt wird.

Die Testergebnisse offenbarten eine hohe Fehlerquote. Es wurde ein Datensatz aus 25 Texten verwendet, von dem 9 Nachrichtenartikel aus dem Bereich Start-up und 16 aus dem Bereich Sport waren. Der Algorithmus sollte zwei Cluster erstellen. Seine Fehlerquote lag bei ungefähr 45%, was bei einer Einteilung in zwei Kategorien einer rein zufälligen Verteilung gleicht:²⁸⁴ Darüber hinaus änderten sich die Ergebnisse bei jedem Durchlauf, obwohl die Daten die gleichen blieben. Beides lässt darauf schließen, dass der deutsche Text nicht in repräsentative Vektoren umgewandelt werden konnte. Die Ursache der inkonsistenten Ergebnisse konnte nicht eindeutig identifiziert werden.

Im Gegensatz zu den deutschen Texten zeigten Tests mit englischen Texten sehr gute Ergebnisse:²⁸⁵ Der verwendete Datensatz beinhaltete 12 Nachrichtenartikel. Jeweils eine Hälfte war aus dem Themenbereich Sport bzw. Industrie. Daher sollten auch wieder 2 Cluster erstellt werden. Beide Algorithmen hatten eine Fehlerquote von 25%, wobei ihre Fehler nicht bei den gleichen Dokumenten entstanden. Das zweite Programm erstellte eine Liste mit Schlüsselwörtern für jedes der Cluster. Die Ergebnisse sind:

Cluster 1: james, season, lebron, lakers, women

Cluster 2: nissan, security, company, alarms, chief

Durch die geringe Anzahl an Dokumenten in dem Test sind spezifische Institutionen und Persönlichkeiten in den Clustern genannt. Grundsätzlich kann aber eine Tendenz erkannt werden, dass Cluster 1 Sport-Themen beschreibt, während Cluster 2 Wirtschafts-Themen beinhaltet.

Fazit:

Da nur wenige Tests mit kleinen Datensätzen durchgeführt wurden, sind die Ergebnisse nicht aussagekräftig genug, um eine abschließende Bewertung durchzuführen. Die Erfahrung während und nach der Entwicklung zeigten aber, dass auch in anderen Tests mit deutschen und englischen Texten vergleichbare Ergebnisse entstanden. Es ist daher davon auszugehen, dass die für die Arbeit dokumentierten Tests repräsentativ sind. Die Ergebnisse aus den Versuchen mit englischsprachigen Texten verdeutlichen das Potential der Cluster-Programme. In Zukunft gilt es diese Verfahren weiter zu entwickeln und für die deutsche Sprache anzupassen. Interessante, zukünftige Testreihen wären mit Quellen, bei denen der Anwender im Vorhinein nur eine vage Idee der vorhandenen Cluster hat.

²⁸⁴ Die vollständig dokumentierten Ergebnisse, können in Anlage 8 nachgelesen werden.

²⁸⁵ Die vollständig dokumentierten Ergebnisse, können in Anlage 8 nachgelesen werden.

8.4. Sentiment-Analyse

Jeder Fließtext erfüllt eine der folgenden zwei Aufgaben: Die Wiedergabe von Fakten, oder die Darlegung einer Meinung.²⁸⁶ Bisher wurden in der Bachelorarbeit nur Anwendungen entwickelt, um Fakten aus objektiven Texten zu entnehmen. Das folgende Kapitel behandelt Texte, welche primär die Meinung einer Person ausdrücken. Die Analyse solcher Texte nennt sich Sentiment-Analyse, was übersetzt Gefühls-Analyse bedeutet.

Subjektivitätsmethoden:

In wie weit ein Text auf Meinungen, statt auf Fakten basiert, wird durch seine Subjektivität bestimmt.²⁸⁷ Desto mehr Sätze Meinungsäußerungen beinhalten, desto subjektiver ist der Text.²⁸⁸ Die Bestimmung des Levels der Subjektivität ist der erste Schritt der Sentiment-Analyse und erfolgt hauptsächlich auf Satzebene. Für diesen Zweck wird jeder Satz auf das Level seiner Subjektivität eingestuft. Alle Sätze mit einer geringen Subjektivität werden nicht weiter in der Analyse verwendet. Dadurch wird verhindert, dass objektive Sätze irreführenden Einfluss auf das Gesamtergebnis der Sentiment Analyse haben.

Um zu bestimmen, wie subjektiv ein Satz ist, wurden verschiedenste Methoden entwickelt. Grundsätzlich handelt es sich bei der Einordnung um eine Klassifizierung als subjektiver oder nicht subjektiver Satz. Daher werden oft Machine-Learning-Algorithmen verwendet, welche überwacht²⁸⁹ trainiert wurden.²⁹⁰ Andere Ansätze sind symbolischer Art und fokussieren sich auf die Erkennung eines subjektiven Satzes anhand seiner Bestandteile und Struktur. Beispielsweise erarbeitete Deyi Xiong 22 Regeln, mit Hilfe derer ein Satz auf seine Subjektivität hin analysiert wird.²⁹¹ Die Regeln beziehen sich auf die Verwendung von Nomen, Verben, Adjektiven und Adverbien innerhalb des Satzes und erzielten eine 92%ige Erfolgsrate bei der Klassifizierung der Subjektivität.²⁹² Das ist ausreichend, um einen Datensatz weitgehend von objektiven Sätzen zu bereinigen.

Polaritätseinordnung:

²⁸⁶ Vgl. Indurkha, N./ Damerau, F. (2010), S. 1.

²⁸⁷ Vgl. Wilson, T./ Wiebe, J./ Hoffmann, P. (2005), S. 348.

²⁸⁸ Vgl. Ravi, K./ Ravi, V. (2015), S. 18.

²⁸⁹ Überwachtes Training ist die deutsche Übersetzung zu supervised learning. Dabei bestehen zu Beginn schon vordefinierte Klassen und das zu lösende Problem ist die Einordnung eines unbekanntes Datensatz, in eine oder mehrere der Klassen. Um einen Algorithmus zu befähigen, diese Einordnung durchzuführen, wird ein von einem Menschen sortierter Datensatz, als Übungsmaterial zur Verfügung gestellt. An Hand der Daten lernt der Algorithmus, unter welchen Bedingungen eine bestimmte Klasse zutreffend ist, und kann in Zukunft, unter Abfrage der Bedingungen, einen unbekanntes Datensatz klassifizieren. Vgl. Bagirov, A./ et al. (2003), S. 2.

²⁹⁰ Vgl. Ravi, K./ Ravi, V. (2015), S. 18.

²⁹¹ Vgl. Xiong, D. (2012).

²⁹² Vgl. ebenda, S. 20.

Die Eliminierung der objektiven Sätze ist die Vorbereitung für die eigentliche Sentiment-Analyse. Ob ein Text eine positive oder negative Einstellung vermittelt, wird durch seine Polarität bestimmt. Die Polarität drückt sich in einer Zahl aus, welche zwischen -1 und +1 liegt. Eine stark negative Aussage ist mit -1 beziffert und eine stark positive Aussage mit dem Wert +1.²⁹³

Da es sich auch bei diesem Problem um eine Einordnung in eine von zwei Klassen handelt, ist einer der Lösungswege ein Machine Learning-Algorithmus, der überwacht trainiert wurde.²⁹⁴ Es wird allerdings ein großer und qualitativ hochwertiger Trainingsdatensatz benötigt, um relevante Ergebnisse zu erzeugen. Da die Erstellung eines solchen Datensatzes den Rahmen dieser Bachelorarbeit übersteigen würde, wird diese Variante nicht weiter verfolgt.

Der zweite Ansatz ist der Lexikon-basierte Lösungsweg. Dieser wird in zwei Unterkategorien aufgeteilt: Das Wörterbuch-Verfahren und das Textkorpus-Verfahren.²⁹⁵

Bei dem **Wörterbuch-Verfahren** wird zunächst von einem Menschen die Polarität mehrere Wörter bestimmt.²⁹⁶ Das Wort „super“ bekommt beispielsweise eine Polarität nahe +1, während das Wort „schlecht“ eine Polarität nahe -1 erhält. Für einen Menschen ist die Einordnung nicht schwierig, aber zeitaufwendig, weshalb nur eine begrenzte Anzahl von Worten in dieser Form klassifiziert werden kann. Mit dem daraus entstandenen Datensatz werden für jedes Wort Synonyme in Wörterbüchern gesucht. Jedem gefundenen Synonym wird eine ähnliche Polarität zugeordnet, wie dem initialen Wort.²⁹⁷ Dadurch kann automatisch ein großer Datensatz mit klassifizierten Wörtern erstellt werden.

Über die zweite Methode, das sogenannte **Textkorpus-Verfahren**, führen Indurkhya und Damerau aus, dass sie ebenfalls auf einem von Menschen erstellten Datensatz basiert.²⁹⁸ Verglichen mit dem vorherigen, beinhaltet auch dieser Datensatz Wörter mit ihrer jeweiligen Klassifizierung. Die Methode unterscheidet sich jedoch in der weiteren Klassifizierung der Wörter, welche sich nicht in dem Datensatz befinden. Bei dem Textkorpus-Verfahren wird eine große Anzahl Texte dahingehend analysiert, wie die vorher klassifizierten Wörter mit anderen Wörtern der jeweiligen Texte in Zusammenhang stehen. Der Zusammenhang wird durch Regeln beschrieben und ermöglicht die Klassifizierung unbekannter Wörter. Solche Regeln sind beispielsweise, dass das Wort „und“ eine Verbindung zwischen Wörtern gleicher Polarität darstellt. Der Satz: „Der Stuhl ist schön aber gemütlich“ kommt, wenn überhaupt, nur selten in der natürlichen Sprache vor. Eher würde es heißen: „Der Stuhl ist schön und gemütlich.“ Wenn in diesem Fall das Wort „schön“ bereits in der initialen Datenbank als positiv

²⁹³ Vgl. Ravi, K./ Ravi, V. (2015), S. 18.

²⁹⁴ Vgl. Ravi, K./ Ravi, V. (2015), S. 19.

²⁹⁵ Vgl. ebenda, S. 19.

²⁹⁶ Vgl. Wilson, T./ Wiebe, J./ Hoffmann, P. (2005), S. 348.

²⁹⁷ Vgl. Indurkhya, N./ Damerau, F. (2010), S. 15.

²⁹⁸ Vgl. ebenda, S. 15.

klassifiziert ist, wird diese auch in Teilen auf das Wort „gemütlich“ übernommen, da die Begriffe durch ein „und“ verbunden sind. Um einen umfassenden Datensatz zu erstellen, bestehen viele verschiedene Regeln.

Zur Bestimmung der Polarität eines Satzes, oder eines ganzen Textes, reicht es nicht aus den Durchschnitt der in dem Satz befindlichen Wörter zu errechnen. Das folgende Beispiel verdeutlicht dies.

Gegeben ist der Satz: „Ich finde die Rückenlehne schlecht und der Sitzkomfort ist auch nicht gut.“ Es kommen die Worte „schlecht“ und „gut“ vor, welche beide eine Meinung ausdrücken und sich einander gegenüber auf einer Polaritätsskala befinden. Die durchschnittliche Polarität des Satzes wäre daher nahe Null. Diese Einordnung ist falsch, da beide Aussagen negativ sind.

Demzufolge ist es sinnvoll, bei der Sentiment Analyse noch weitere zusätzliche Regeln einzubeziehen, welche die Polarität eines Wortes in Abhängigkeit von seiner Verwendung verändern. Solche Regeln sind beispielsweise die Negation einer Aussage, oder die Verbindung mehrerer Aussagen miteinander.²⁹⁹ In dem Beispielsatz steht vor dem Wort „gut“ ein „nicht“, was die Polarität des Wortes umkehrt. Gleichzeitig indiziert das Wort „und“, dass beide Aussagen in ihrer Polarität übereinstimmen und sich demnach bestärken. Der Satz hat daher eine Polarität nahe -1 und nicht 0, was fälschlicherweise der einfache Durchschnitt ergeben hätte.

Das Python-Programm zur Sentiment-Analyse:³⁰⁰

Im Rahmen dieser Arbeit wurde ein Python-Programm entwickelt, welches die Polarität von Texten ermittelt. Der Input des Programms ist ein beliebiger Fließtext in englischer oder deutscher Sprache.

Nachdem der Text in das Programm geladen wurde, wird zunächst die Sprache des Textes identifiziert. Dafür wird der in dem Kapitel 8.1 genannte Algorithmus verwendet. Bisher werden nur die deutsche und englische Sprache in dem Algorithmus unterstützt. Weitere Sprachen können bei Bedarf implementiert werden. Unabhängig von der Sprache sind die Prozesse identisch. Die benötigten Ressourcen, wie Stoppwörter, werden an die Sprache angepasst.

Nach der erfolgten Spracherkennung wird der Text zur Analyse vorbereitet. Es werden Sonderzeichen und Leerzeichen gelöscht, Stoppwörter entfernt und die verbleibenden Wörter gestemmt.³⁰¹ Ein Großteil dieser Verarbeitungen wird mit der Python-Bibliothek NLTK durchgeführt.³⁰² Die verbleibenden Wörter werden verwendet,

²⁹⁹ Vgl. Wilson, T./ Wiebe, J./ Hoffmann, P. (2005), S. 347.

³⁰⁰ Das Programm befindet sich im Anhang der Arbeit unter dem Namen: Sentiment Analysis.py.

³⁰¹ Beim Stemmen eines Wortes, wird es auf den Wortstamm reduziert. Das bedeutet, jegliche Endung, die durch eine Flexion, in Form einer Derivation, angehängt wurde, wird entfernt.; Vgl. Paice, C. (1990); Ein Beispiel ist die Reduktion von „Investments“ zu „Investment“.

³⁰² Vgl. Bird, S./ Loper, E./ Klein, E. (2009).

um die eigentliche Sentiment-Analyse durchzuführen. Dies geschieht unter Verwendung der Python-Bibliothek „TextBlob“.³⁰³ Das Ergebnis ist die Polarität und Subjektivität des Textes.

An den Modulen der Python-Bibliothek TextBlob werden einzelne Aspekte der zuvor beschriebenen Prozesse einer Sentiment-Analyse veranschaulicht. TextBlob beinhaltet eine Datei, welche für jedes Wort eine vorgegebene Polarität und Subjektivität beinhaltet. Für das englische Wort „good“ sind dies beispielsweise: Subjektivität: 0,6 und Polarität: 0,7.³⁰⁴

TextBlob verändert diese Werte abhängig von dem Kontext, in dem das Wort verwendet wird. Für diesen Zweck existieren bestimmte Worte, die als „Intensivierer“ markiert sind. Diese besitzen einen Intensitäts-Wert, der zwischen 0 und 2 liegt. Mit diesem Wert wird die Polarität der darauffolgenden Wörter multipliziert. Ein Beispiel ist das Wort „very“, welches eine Intensität von 1.3 besitzt. Die Polarität von „very good“ ist demnach 0.91.³⁰⁵

Ähnliches gilt für die Negation. Wenn das Wort „not“ hinzugefügt wird, verändert sich die Polarität des darauffolgenden Wortes um den Faktor -0.5. Daher ist die Polarität von „not good“ -0.35.³⁰⁶ Während die Polarität von „not very good“ -0.269 beträgt.³⁰⁷ Allgemeingültig ist demnach die Formel für eine Negation verbunden mit einem Intensivierer: $-0.5 * 1/i * p = \text{Polarität des Ausdrucks}$. Dabei sind „i“ der Intensitäts-Wert des Intensivierers und „p“ die Polarität des eigentlichen Wortes.

Darüber hinaus bestehen noch viele weitere Regeln, die den Zusammenhang zwischen Wörtern festlegen. Durch sie ermittelt sich eine Polarität für jeden Satz. Um die Polarität des gesamten Textes zu erlangen, wird der Durchschnitt der Polaritätswerte seiner einzelnen Sätze herangezogen.

Nach der Berechnung durch TextBlob wird jeder Text mit seiner Subjektivität in eine CSV-Datei gespeichert. Zusätzlich können mit der Python-Bibliothek „Matplotlib“ Grafiken erstellt werden, welche die Ergebnisse veranschaulichen.³⁰⁸

Anwendungsfälle:

Die Anwendungsbereiche des zuvor beschriebenen Programms sind sehr unterschiedlich. Zadrozny und Kodali nennen als einen typischer Anwendungsfall die Auswertung von online Produktbewertungen:³⁰⁹ Dabei hilft die

³⁰³ Vgl. Loria, S. (o.J.), <https://textblob.readthedocs.io/en/dev/> (Stand: 20.03.2019).

³⁰⁴ In diesem Fall ist der Wert Subjektivität zwischen 0 und 1. Ist er 1 ist die Subjektivität sehr hoch, ist er 0 ist es ein objektiver Satz.; Vgl. ebenda.

³⁰⁵ Berechnung: $0.7 * 1.3 = 0.91$

³⁰⁶ Berechnung: $0.7 * -0.5 = -0.35$

³⁰⁷ Berechnung: $-0.5 * (1/1.3) * 0.7 = -0.269$

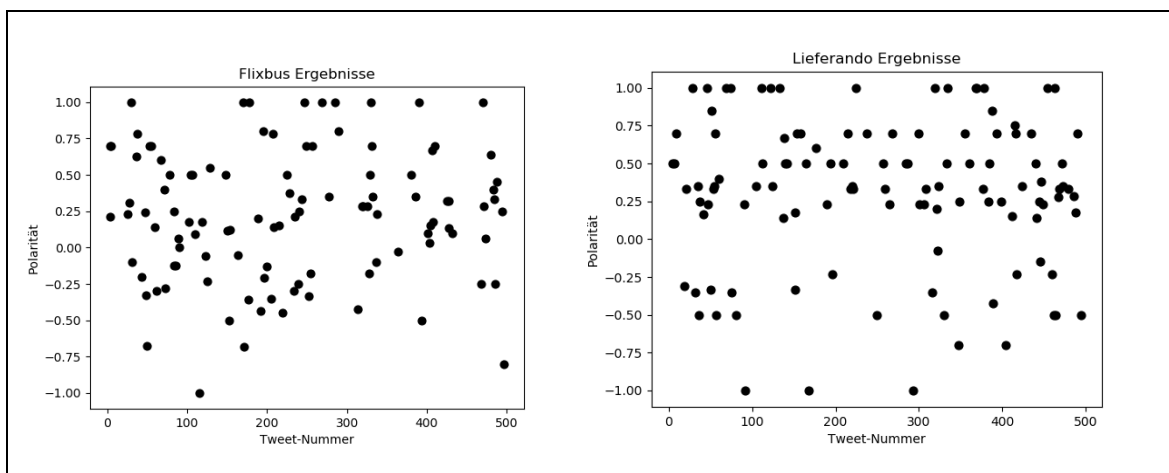
³⁰⁸ Vgl. Hunter, J. (2007).

³⁰⁹ Vgl. Zadrozny, P./ Kodali, R. (2013), S. 256.

Sentiment Analyse, alle Fließtexte über das Produkt einzuordnen und ein allgemeines Stimmungsbild zu erarbeiten. Der Verbraucher kann seine Kaufentscheidung auf Basis dieser Informationen anpassen. Auf der anderen Seite können Unternehmen analysieren, wie ihre Produkte bewertet werden.

Im Kontext von Venture Capital Investitionen sind die Bewertungen von Start-ups und deren Produkten von Interesse. Besonders häufig scheitern Start-ups durch das nicht vorhandene Product-Market-Fit.³¹⁰ Das bedeutet, dass entweder das Produkt gut ist, aber es keinen Käufer gibt, oder es gibt Interessenten, aber das Produkt passt nicht zu den Kunden.³¹¹ Unabhängig davon, welcher der Fälle vorliegt, besteht eine neutrale, oder sogar negative Meinung des Kunden dem Produkt gegenüber. Um dies herauszufinden, kann eine Sentiment-Analyse verwendet werden. Dafür werden Daten benötigt, welche die Meinung der Kunden beinhalten und sich auf das Start-up, oder sein Produkt beziehen. Laut Paroubek und Pak können solche Daten auf Twitter gefunden werden:³¹² Auf Twitter bestehen heterogene, ungefilterte Meinungen zu fast jedem Thema. Darüber hinaus sind sie oft als Feedback gedacht, da sie direkt an ein Start-up adressiert sind.

Um einen Datensatz zur Analyse zu erhalten, wird die Twitter-Applikation aus Kapitel 7.4 verwendet. Mit ihr werden Tweets heruntergeladen, die sich auf ein vorher ausgewähltes Start-up beziehen. Jeder Tweet stellt einen Text für die Sentiment-Analyse dar und wird einzeln auf seine Polarität hin analysiert. Beispielhaft wurde diese Analyse für die Unternehmen Flixbus und Lieferando durchgeführt. Es wurden jeweils die letzten 500 Tweets verwendet, die unter Nennung des Namens der Unternehmen als Suchbegriff von der Twitter-Applikation gefunden werden konnten. Die Ergebnisse der Sentiment-Analyse sind in Abbildung 15 dargestellt. Der Graph stellt die Polarität der einzelnen Feeds dar. Jedem Tweet auf der X-Achse ist eine Polarität auf der Y-Achse zugeordnet. Wenn ein Tweet keine Polarität hat, ist er nicht dargestellt.



³¹⁰ Vgl. Feinleib, D. (2011), S. 6.

³¹¹ Vgl. Ebenda, S. 6–8.

³¹² Vgl. Pak, A./ Paroubek, P. (2010), S. 1320.

Abbildung 15: Ergebnisse einer Sentiment-Analyse. Von Links: Flixbus und Lieferando. Durchschnitte: Flixbus: 0.2208, Lieferando: 0.3089³¹³

Nr.	Suchbegriff	Tweet-Text	Polarität
1	Lieferando	@lieferando Ist halt einfach mega lecker 😊	0.7
2	Flixbus	i've waited in the cold for 5 hours, fuck flixbus	-0.5
3	N26	@ra_n26 学生さんにはちと厳しいかも	None
4	Flixbus	@NadiineSardiine Bin vor einem Jahr mit dem Flixbus hingefahren. Die Fahrt war übel, Paris war toll!	0

Abbildung 16: Tabelle von Tweets und ihrer Sentiment Analyse.³¹⁴

Die Grafiken in Abbildung 15 zeigen beide ein sehr gemischtes Meinungsbild über die Start-ups. Es sind auf den ersten Blick keine eindeutigen Cluster zu erkennen. Der Durchschnittswert von Lieferando ist ca. 0,08 Punkte höher, als der von Flixbus. Über Lieferando werden demnach positivere Texte auf Twitter veröffentlicht.

Fazit:

Das oben beschriebene Programm hat auch Schwachstellen, weshalb das Ergebnis aus Abbildung 15 zu hinterfragen ist. Zum einen ist die Interpretation der Graphen nicht eindeutig. Bei Beiden sind die Ergebnisse sehr gestreut und eine statistische Analyse wäre notwendig, um tatsächliche Cluster und deren Relevanz zu bestimmen.

Wie gut die Polarität der einzelnen Tweets bestimmt werden kann, ist in Abbildung 16 dargestellt. Bei Tweet Eins und Zwei stimmen die Polaritäten zumindest näherungsweise. Der dritte Tweet zeigt dagegen zwei Schwachstellen des Algorithmus. Die erste ist, dass bei der Suche nach dem Start-up „N26“ ein Nutzer gefunden wurde mit dem Namen „@ra_n26“, der nichts mit dem eigentlichen Start-up zu tun hat. Die Suche ist demnach nicht spezifisch genug für dieses Start-up. Darüber hinaus können manche Tweets nicht verarbeitet werden, da die Sprache nicht erkannt wird. Tweet Nummer Drei ist in Japanisch und hat daher keine Polarität. Im vierten Tweet würde ein Mensch die Polarität gegenüber Flixbus negativ einschätzen. Der Algorithmus scheint den Satz nicht zu verstehen und ordnet ihm keine Polarität zu. Solche Fehler geschehen, wenn der Algorithmus die passende Regel, oder ein Wort nicht besitzt, um solche Sätze zu interpretieren.

Besonders groß ist das Defizit bei Versuchen mit der deutschen Sprache. Textblob besitzt in seinem Wörterbuch keinen Subjektivitäts-Wert für deutsche Wörter. Darüber hinaus ist die Polarität nur in die fünf Stufen 1, 0.7,

³¹³ Eigene Darstellung.

³¹⁴ Eigene Darstellung.

0, -0.7 und -1 aufgeteilt, was eine differenzierte Klassifizierung erschwert. Die Qualität der deutschsprachigen Ergebnisse ist daher als eine vage Indikation zu verstehen.

Trotz verschiedener Schwächen sind die Ergebnisse in großen Teilen dennoch zutreffend. Qualitativ hochwertigere Alternativen würden die Verwendung von Machine Learning Algorithmen beinhalten, die überwacht trainiert werden müssen. Das ist grundsätzlich möglich, erfordert aber einen speziell für diese Themen vorbereiteten Datensatz von hoher Qualität, der sehr aufwendig zu erstellen ist. Diese Lösung kann in zukünftigen Arbeiten verfolgt werden.

9. Einordnung der Bachelorarbeit in ein umfassendes Softwarekonzept

Im Laufe der Bachelorarbeit wurden Prototypen des Text Minings entwickelt, die im Kontext des Venture Capitals getestet wurden. Jedes der Programme stellt eine in sich abgeschlossene Anwendung dar, dessen Ziel es ist, einen Teilbereich der Deal-Suche und -Analyse zu vereinfachen. Um eine umfassende Software zu erstellen, welche komplexe Start-up-Suchen durchführen kann, benötigt es mehr, als die in dieser Arbeit aufgezeigten Programme. Sie stellen nur einen kleinen Teil einer großen Gesamtlösung dar. Eine modulare Plattform mit Datenakquisition, Datenanalyse und grafischer Darstellung der Ergebnisse könnte ein professionelles Tool für Venture Capital Manager sein.

Vereinzelte Venture Capital Gesellschaften setzen bereits solche Softwaresysteme ein:³¹⁵ „InReach Ventures“ verwenden beispielsweise ein Programm, um europaweit Start-ups zu identifizieren und zu filtern. Sie aggregieren dafür Daten aus dem Internet wie beispielsweise Mitarbeiter Qualität, Produkt, Popularität der Webseite oder Performance im Apple Store. Ihnen hilft das Programm eine größere geographische Fläche abzudecken, proaktiv Start-ups zu identifizieren und effizientere Analyse-Prozesse zu implementieren.

Bei der Betrachtung des gesamten Systems wird deutlich, dass eine ganzheitliche Analyse über die, in dieser Arbeit betrachtete Fließtextanalyse hinausgeht:³¹⁶ Dabei gilt es, wie bei den Verfahren des Concept Minings, die Synergie von strukturierten und unstrukturierten Daten zu nutzen. Ein Beispiel sind FlyVentures, die sowohl Blogs, Job-Portale, als auch Datenbanken wie Crunchbase zur Analyse heranziehen.

Eine Erweiterung der in dieser Arbeit erstellten Softwareapplikationen mit visueller Darstellung der Ergebnisse würde dem Anwender ermöglichen, eine große Informationsmenge schnell aufzunehmen:³¹⁷ Die Verwendung eines Dashboards, derer sich beispielsweise „InReach Ventures“ bedient, stellt eine Form der Visualisierung dar.

³¹⁵ Vgl. Palmer, M. (2017), <https://www.ft.com> (Stand: 11.04.2019).

³¹⁶ Vgl. O'Hear, S. (2018), <https://techcrunch.com> (Stand: 12.04.2019).

³¹⁷ Vgl. Fayyad, U./ Wierse, A./ Grinstein, G. (2002), S. 21.

Ebenso ist eine Weiterentwicklung der angewandten Programme wünschenswert, um die Ergebnisse der Analysen bewerten zu können:³¹⁸ VC-Fonds, die bereits Datenanalysetools verwenden, lassen durch ihre Programme die analysierten Start-ups filtern. Ein Machine Learning-Algorithmus übernimmt dies und kann so in einem frühen Stadium uninteressante Start-ups verwerfen. Dies ermöglicht den Analysten, sich auf die attraktiveren Start-ups zu konzentrieren.

Von ebenso großer Bedeutung ist die Entwicklung einer Unternehmenskultur, welche eine Daten-orientierte Entscheidungsfindung unterstützt.³¹⁹ Unabhängig von der Komplexität und Qualität der verwendeten Programme bieten sie keinen Mehrwert, solange der Entscheidungsfindungsprozess nicht auf sie abgestimmt ist und Analysten die daraus gewonnenen Ergebnisse nicht nutzen:³²⁰ Wenn Analysten automatisiert gewonnene Daten und die daraus entstehenden Erkenntnisse nutzen, wird dies einen Wandel in der Unternehmenskultur verursachen. Am Beispiel von InReach Ventures hat dies dazu geführt, dass sie sich eher als Technologie-Startup verstehen, statt als Venture Capital Gesellschaft.³²¹

10. Reflexion der verwendeten Quellen

Diese Arbeit baut in einigen Teilen auf bereits bestehenden Erkenntnissen vorheriger Forschungen und deren Ergebnissen auf. Dies beinhaltet das Risiko, eine Annahme auf Basis einer falschen, oder ungenügend belegten Information zu tätigen, was wiederum Auswirkungen auf diese Bachelorarbeit hat. Um dieses Risiko zu minimieren, wurde so weit möglich versucht, die initiale Verfassung einer Aussage zu analysieren und deren Erkenntnisse kritisch zu hinterfragen. Darüber hinaus wurden primär Quellen verwendet, welche den wissenschaftlichen Ansprüchen entsprechen und objektiv ausgearbeitet wurden. Nicht immer konnte eine wissenschaftliche Quelle herangezogen werden. War dies der Fall, wurde auf andere Texte zurückgegriffen, deren Argumentation, Herkunft und Validität genau untersucht wurden, um ihre Qualität sicher zu stellen.

Zwei Bereiche der Arbeit sind zu nennen, in denen keine wissenschaftlich fundierten Quellen verwendet wurden. Zum einen betrifft dies den Bereich der LBBW VC, da die vorliegende Arbeit in Zusammenarbeit mit dem Unternehmen erstellt wurde. Die Informationen von Seiten des Unternehmens waren jedoch sehr wichtig, da sie eine wertvolle Argumentationsbasis dieser Arbeit bilden und halfen, die Forschungsgegenstände in einen operativen Kontext zu setzen.

³¹⁸ Vgl. Yu, K. (2018), <https://medium.com> (Stand: 12.04.2019).

³¹⁹ Vgl. LaValle, S./ et al. (2010), <https://sloanreview.mit.edu> (Stand: 15.04.2019).

³²⁰ Vgl. Provost, F./ Fawcett, T. (2013), S. 54.

³²¹ Vgl. O'Hear, S. (2019), <https://techcrunch.com> (Stand: 12.04.2019).

Als zweiter Bereich ist die technische Umsetzung der dargestellten Konzepte zu nennen, da teilweise auf bereits bestehende Module oder Codebeispiele zurückgegriffen wurde, um die Programme zu entwickeln. Die Evaluierung von diesen Open-Source-Codebeispielen im Vergleich zu eigenen Algorithmen, erfolgte mittels Testdurchläufen in der Entwicklungsumgebung. Wenn der externe Code erfolgreich implementiert werden konnte und ein besseres Ergebnis als das Vorherige lieferte, wurde er verwendet. Dies geschah unabhängig von der Glaubwürdigkeit der Quelle. Daher ist nicht gewährleistet, dass es sich bei jedem Programm um die objektiv beste Lösung handelt. Stattdessen ist es eine individuelle Lösung, welche anwendungsorientiert entwickelt wurde.

11. Ergebnis

In dieser Bachelorarbeit wurden die Möglichkeiten und Limitierungen der Fließtextanalyse im Kontext von Venture Capital Investitionen erarbeitet. Im ersten Schritt wurden vielversprechende Anwendungsfelder der automatisierten Fließtext-Analyse im Bereich des Venture Capitals identifiziert. Diese sind die Investment Suche und Analyse. Besonders in der Desktop-Suche wurden die drei Problemfelder der Quellenvielfalt, Informationsmenge und unstrukturierten Prozesse dargestellt.

Die im Rahmen der vorliegenden Arbeit entwickelten Lösungen, in Form von Computerprogrammen, sind grundsätzlich als erfolgreich einzustufen. Jedes Programm hat, bezogen auf seine spezifische Anwendung, zu einer Komprimierung der Quellenvielfalt und Informationsmenge beigetragen. Sie ermöglichen es beispielsweise mehrere Texte in einer Schlüsselwort-Liste zusammenzufassen, oder aus einem langen Text eine Zusammenfassung zu extrahieren.

Abgesehen von den positiven Ergebnissen der Softwareentwicklung, wurden auch Einschränkungen der Lösungen deutlich. Nicht jede Datenquelle kann zu einer Analyse herangezogen werden, da beispielsweise ihre Qualität nicht ausreichend ist, oder der Zugang zu ihr verwehrt wird. Zusätzlich ist die Datenextraktion aus der jeweiligen Quelle durch eine hohe Individualität geprägt. Ein Scraper für Medium.com kann nicht auf einer anderen Webseite verwendet werden. Dies blockiert die Entwicklung eines universell anwendbaren Programms mit einem einzigen Algorithmus. Eine modulare Plattform, die diverse Datenquellen berücksichtigt und verarbeitet, kann nur mit erheblichem Aufwand erstellt und gepflegt werden.

Ein weiter begrenzender Faktor der Analyse ist die dem zu analysierenden Text zugrundeliegende Sprache. Die Analyseergebnisse der angewandten Programme sind bei englischsprachigen Texten besser, als bei deutschen Texten. Daher können bei Letzteren nur die Text-Zusammenfassung und Sentiment Analyse durchgeführt werden. Diese Einschränkung kann in einer Weiterführung der Arbeit aufgehoben werden.

Für eine Lösung des dritten Problemfelds, den unstrukturierten Prozessen, benötigt es neben den Programmen aus dieser Bachelorarbeit auch einen Wandel in der Unternehmenskultur. Die Software kann als Tool verstan-

den werden, welches in neuen Prozessen eine zentrale Rolle einnimmt. Sie ermöglicht es, einen strukturierten Analyse-Prozess umzusetzen, indem sie Teilaufgaben der Analysten strukturiert durchführt. Das Programm allein kann dies nicht erreichen.

Aus der Forschung dieser Bachelorarbeit sind weitere Resultate hervorgegangen, welche relevant für eine kommerzielle Umsetzung der aufgezeigten Programme sind. Eine Erkenntnis ist, dass die Erstellung eines umfassenden Softwarekonzepts eine **langfristige** Aufgabe ist. Da sich die Methoden der Fließtext-Analyse noch in einem frühen Entwicklungsstadium befindet, müssen die Programme kontinuierlich auf den neusten Stand der Technik gebracht werden. Diese Anpassungen und Erweiterungen bedingen kontinuierliche Entwicklungsressourcen.

Dies ist mit einem angemessenen **finanziellen und personellen Aufwand** möglich. Das benötigte Budget sollte sich an der Größe der Venture Capital Gesellschaften und dem Stellenwert, den die Datenanalyse in ihrem Entscheidungsprozess einnimmt, orientieren.

Die softwareunterstützte automatisierte Datenanalyse im Bereich des Venture Capitals ist eine zukunftsorientierte **Strategie**. Es ist empfehlenswert sie in einer VC-Gesellschaft zu berücksichtigen, wohl wissend, dass dies zu einer neuen Interpretation des Venture Capitals führen wird. Dies bedingt neben einer Implementierung in die aktuelle Strategie, eine Veränderung der Unternehmenskultur, hin zu einer Daten-orientierten Entscheidungsfindung.

Zusammenfassend wird in der Arbeit belegt, dass trotz genannter Limitierungen die softwareunterstützte Fließtextanalyse im Bereich des Venture Capitals als sehr chancenreich anzusehen ist. Verschiedenste Quellen, als auch Analysemethoden können umgesetzt und in einem umfassenden, modularen Softwarekonzept implementiert werden. Es ist daher eine vielversprechende Anwendung, die ihren Teil zu der allgemeinen Weiterentwicklung des Venture Capital Geschäfts beitragen wird.

Weiterführender Hinweis

Sie erhalten zu den erläuterten Datenquellen im Kapitel 7 der Arbeit (Twitter, LinkedIn, RSS Feed u.a.) ergänzende Details zu funktionalen Applikationen. Die diesbezüglichen Dokumentations- und Code-Dateien finden Sie in separaten Verzeichnissen unter: https://github.com/patslabs/Automatisierte_Analyse_von_Flie-tex-ten_im_Kontext_von_Venture_Capital_Investitionen

Literaturverzeichnis

Adewumi, A./Misra, S./Omogbe, N. (2015): Evaluating Open Source Software Quality Models Against ISO 25010, In: 2015 IEEE International Conference on Computer and Information Technology, S. 872–877.

Bagirov, A., et al. (2003): Unsupervised and supervised data classification via nonsmooth and global optimization, In: Top, Nr. 1, S. 1–75.

Barrios, F., et al. (o.J.): Variations of the Similarity Function of TextRank for Automated Summarization, In: ASAI 2015.

Beysolow II, T. (2018): Applied Natural Language Processing with Python Implementing Machine Learning and Deep Learning Algorithms for Natural Language Processing, Berkeley, CA.

Bird, S./Loper, E./Klein, E. (2009): Natural Language Processing with Python. (o.O.)

Blühdorn, H./Breindl, E./Waßner, U. (2008): Text - Verstehen Grammatik und darüber hinaus, Berlin, New York.

Breindl, E./Blühdorn, H./Waßner, U. (2006): Text Verstehen. 1. Aufl., (o.O.).

Carstensen, K.-U., et al. (2010): Computerlinguistik und Sprachtechnologie Eine Einführung. 3. Aufl., Heidelberg.

Chen, Y./Wang, X./Guan, Y. (o.J.): Automatic Text Summarization Based on Lexical Chains, In: Advances in Natural Computation, S. 947–951.

Cheung, D. (2009): Proceedings of the 18th ACM conference on Information and knowledge management, New York, NY.

Clark, A./Fox, C./Lappin, S. (2013): The handbook of computational linguistics and natural language processing, Chichester.

Cumming, D./Dai, N. (2010): Local bias in venture capital investments, In: Journal of Empirical Finance, Nr. 3, S. 362–380.

Deerwester, S., et al. (1990): Indexing by latent semantic analysis, In: Journal of the American Society for Information Science, Nr. 6, S. 391–407.

Doglio, F. (2015): Pro REST API Development with Node.js, New York, New York.

Eh Ek, R./Sojka, P. (2010): Software Framework for Topic Modelling with Large Corpora, In: Proceedings of the LREC 2010 Workshop on New Challenges for NLP Frameworks, Nr. , S. 45–50.

Euler, S. (2006): Grundkurs Spracherkennung Vom Sprachsignal zum Dialog - Grundlagen und Anwendung verstehen - Mit praktischen Übungen. 1. Aufl., Wiesbaden.

Fayyad, U./Wierse, A./Grinstein, G. (2002): Information visualization in data mining and knowledge discovery, San Francisco, Calif.

Feinleib, D. (2011): Why Startups Fail And How Yours Can Succeed, Berkeley, CA.

Feldman, R./Sanger, J. (2007): The text mining handbook Advanced approaches in analyzing unstructured data (o.O.).

Ferlihoj, A./Mrvar, A. (o.J.): Open-ended vs. Close-ended Questions in Web Questionnaires, In: Developments in Applied Statistics, Nr. 19.

Franke, N., et al. (2006): What you are is what you like—similarity biases in venture capitalists' evaluations of start-up teams, In: Journal of Business Venturing, Nr. 6, S. 802–826.

Fueglistaller, U., et al. (2012): Entrepreneurship Modelle - Umsetzung - Perspektiven ; mit Fallbeispielen aus Deutschland, Österreich und der Schweiz. 3. Aufl., Wiesbaden.

Gambhir, M./Gupta, V. (2017): Recent automatic text summarization techniques: a survey, In: Artificial Intelligence Review, Nr. 1, S. 1–66.

Goldstein, J., et al. (1999): Summarizing text documents: sentence selection and evaluation metrics, In: Research and Development in Information Retrieval, S. 121–128.

Goyal, P./Pandey, S./Jain, K. (2018): Deep Learning for Natural Language Processing Creating Neural Networks with Python, Berkeley, CA.

Gupta, V./Sing Lehal, G. (2010): A Survey of Text Summarization Extractiv Techniques, In: Journal of emerging technologies in web intelligence, Nr. 2, S. 258–268.

Hagberg, A./Schult, D./J. Swart, P. (2008): Exploring network structure, dynamics, and function using NetworkX, In: Proceedings of the 7th Python in Science Conference, Nr. , S. 11–15.

Hahn, C. (2018): FINANZIERUNG VON START-UP-UNTERNEHMEN Praxisbuch für erfolgreiche Gürnder, (o.O.).

Hammersley, B. (2007): Developing Feeds with RSS and Atom, Sebastopol, (o.O.).

Harris, T. (2019): Start-up A Practical Guide to Starting and Running a New Business. 2. Aufl., Cham.

Hausser, R. (2000): Grundlagen der Computerlinguistik Mensch-Maschine-Kommunikation in natürlicher Sprache, Berlin u.a.

Hetland, M. (2005): Beginning Python From Novice to Professional. 1. Aufl., (o.O.).

- Hippner, H./Rentzmann, R. (2006):** Text Mining, In: Informatik-Spektrum, Nr. 4, S. 287–290.
- Hitzler, P. (2008):** Semantic Web Grundlagen, Berlin, Heidelberg.
- Hunter, J. (2007):** Matplotlib: A 2D Graphics Environment, In: Computing in Science & Engineering, Nr. 3, S. 90–95.
- Hussain, S./Haris, M. (2019):** A k-means based co-clustering (kCC) algorithm for sparse, high dimensional data, In: Expert Systems with Applications, S. 20–34.
- Indurkha, N./Damerou, F. (2010):** Handbook of natural language processing. 2. Aufl., Boca Raton, Fla.
- Jing, H. (2000):** Sentence reduction for automatic text summarization, In: Sixth Applied Natural Language Processing Conference, S. 310–315.
- Jørgensen, M. (1999):** Software quality measurement, In: Advances in Engineering Software, Nr. 12, S. 907–912.
- Jurafsky, D./Martin, J. (2009):** Speech and language processing An introduction to natural language processing, computational linguistics, and speech recognition. 2. Aufl., Upper Saddle River, NJ.
- Kahneman, D. (2012):** Schnelles Denken, langsames Denken, München.
- Kenneth, R. (2010):** Comprehensive toxicology Texte imprimé, Oxford.
- Kim, P. (2017):** MATLAB deep learning With machine learning, neural networks and artificial intelligence,(o.O.).
- Kitchenham, B./Pfleeger, S. (1996):** Software quality: the elusive target [special issues section], In: IEEE Software, Nr. 1, S. 12–21.
- Klonowski, D. (2018):** The Venture Capital Deformation Value Destruction throughout the Investment Process, Cham.
- Kloostr, S. (2015):** Joomla! 3 SEO and performance, New York, NY.
- Kogan, J./Berry, M. (2010):** Text mining Applications and theory, Chichester, U.K.
- Lehmann, G. (2004):** Das Interview Erheben von Fakten und Meinungen im Unternehmen. 2. Aufl., Renningen.
- Macqueen, J. (1967):** Some methods for classification and analysis of multivariate observations, In: Proc. 5th Berkeley Symp. Mathematical Statist. Probability, S. 281–297.
- Meystre, S./Haug, P. (2006):** Natural language processing to extract medical problems from electronic clinical documents: performance evaluation, In: Journal of biomedical informatics, Nr. 6, S. 589–599.
- Mihalcea, R./Tarau, P. (2004):** TextRank Bringing order into texts., In: Proceedings of the Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing.
- Mikolov, T., et al. (2013):** Distributed Representations of Words and Phrases and their Compositionality. In: Advances in Neural Information Processing Systems 26, S. 3111–3119.
- Misoch, S. (2015):** Qualitative Interviews, Berlin u.a.
- Mueller, J./Massaron, L. (2017):** Algorithmen Für Dummies, Newark.

- Myers, D./McGuffee, J. (2015):** Choosing Scrapy, In: Journal of Computing Sciences in Colleges, Nr. 31, S. 83–89.
- Naderer, G./Balzer, E. (2011):** Qualitative Marktforschung in Theorie und Praxis Grundlagen - Methoden - Anwendungen. 2. Aufl., Wiesbaden.
- Naumann, F. (2007):** Datenqualität, In: Informatik-Spektrum, Nr. 1, S. 27–31.
- Neubecker, J. (2006):** Finanzierung durch Corporate Venture Capital und Venture Capital Empirische Untersuchung zum Value Added junger, innovativer Unternehmen in Deutschland. 1. Aufl., (o.O.).
- Nickerson, R. (1998):** Confirmation bias: A ubiquitous phenomenon in many guises, In: Review of General Psychology, Nr. 2, S. 175–220.
- Onan, A./Korukoğlu, S./Bulut, H. (2016):** Ensemble of keyword extraction methods and classifiers in text classification, In: Expert Systems with Applications, S. 232–247.
- Paice, C. (1990):** Another stemmer, In: ACM SIGIR Forum, Nr. 3, S. 56–61.
- Pak, A./Paroubek, P. (2010):** Twitter as a Corpus for Sentiment Analysis and Opinion Mining, In: Proceedings of the Seventh conference on International Language Resources and Evaluation, S. 1320–1326.
- Pejić Bach, M., et al. (2019):** Text Mining for Big Data Analysis in Financial Sector: A Literature Review, In: Sustainability, Nr. 5, S. 1277.
- Pellegrini, T./Blumauer, A. (2006):** Semantic Web Wege zur vernetzten Wissensgesellschaft, Berlin, Heidelberg.
- Pemberton, S./et. al. (2000):** XHTML™ 1.0 The Extensible HyperText Markup Language., In: W3CRecommendations.
- Pereira, F. (2000):** Formal grammar and information theory: together again?, In: Phil. Trans. The Royal Society, Nr. 358, S. 1239–1253.
- Petz, G. (2019):** Opinion Mining im Web 2.0 Ansätze, Methoden, Vorgehensmodell, Wiesbaden.
- Pham, D./Dimov, S./Nguyen, C. (2005):** Selection of K in K -means clustering, In: Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part C: Journal of Mechanical Engineering Science, Nr. 1, S. 103–119.
- Provost, F./Fawcett, T. (2013):** Data Science and its Relationship to Big Data and Data-Driven Decision Making, In: Big data, Nr. 1, S. 51–59.
- Raabe, O. (2012):** Recht ex machina Formalisierung des Rechts im Internet der Dienste, Berlin, Heidelberg.
- Rahman, M./Roy, C. (2015):** TextRank based search term identification for software change tasks, In: 22nd International Conference on Software Analysis, Evolution, and Reengineering, S. 540–544.
- Rautenstrauch, C./Schulze, T. (2003):** Informatik für Wirtschaftswissenschaftler und Wirtschaftsinformatiker, Berlin u.a.
- Ravi, K./Ravi, V. (2015):** A survey on opinion mining and sentiment analysis: Tasks, approaches and applications, In: Knowledge-Based Systems, S. 14–46.
- Rédei, G. (2008):** Encyclopedia of Genetics, Genomics, Proteomics and Informatics. 3. Aufl., Dordrecht.

Reynders, F. (2018): Modern API Design with ASP.NET Core 2 Building Cross-Platform Back-End Systems, Berkeley, CA.

Sarkar, D. (2016): Text analytics with Python A practical real-world approach to gaining actionable insights from your data, Place of publication not identified u.a.

Sikos, L. (2015): Mastering structured data on the semantic web From HTML5 microdata to linked open data, New York.

Strebel, H. (2009): Innovation und Nachhaltigkeit, In: uwf UmweltWirtschaftsForum, Nr. 3, S. 299–304.

Sun, Y./Zhuang, Z./Giles, C. (2007): A large-scale study of robots.txt, In: Proceedings of the 16th international conference on World Wide Web, S. 1123–1124.

Thamm, R. (2009): Portfoliostrategien von Venture-Capital-Gesellschaften. 1. Aufl., s.l.

Vanden Broucke, S./Baesens, B. (2018): Practical Web Scraping for Data Science Best practices and examples with Python, New York.

Wanner, F., et al. (2008): Visual Sentiment Analysis of RSS News Feeds Featuring the US Presidential Election in 2008, In: Visual Interfaces to the Social and the Semantic Web, S. 1–8.

Weiwei, C., et al. (2010): Context-preserving, dynamic word cloud visualization, In: IEEE computer graphics and applications, Nr. 6, S. 42–53.

Wilson, R./Pettijohn, J. (2006): Search engine optimisation: A primer on keyword strategies, In: Journal of Direct, Data and Digital Marketing Practice, Nr. 2, S. 121–133.

Wilson, T./Wiebe, J./Hoffmann, P. (2005): Recognizing contextual polarity in phrase-level sentiment analysis, In: Proceedings of Human Language Technology Conference and Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing, S. 347–354.

Wittgenstein, L. (1922): Tractatus Logico-Philosophicus Logisch-philosophische Abhandlung, London.

Wusteman, J. (2004): RSS: the latest feed, In: Library Hi Tech, Nr. 4, S. 404–413.

Xiong, D. (2012): 2012 International Conference on Asian Language Processing (IALP) 13 - 15 Nov. 2012, Hanoi, Vietnam, Piscataway, NJ.

Zadrozny, P./Kodali, R. (2013): Big Data Analytics Using Splunk, Berkeley, CA u.a.

Zhong, N./Liu, J./Yao, Y. (2003): Web Intelligence, Berlin u.a.

Verzeichnis der Internetquellen

Verzeichnis der Internetquellen

Alm, M./Lotze, N. (2011): Syntax: Einfacher Satz, <https://www.mediensprache.net/de/basix/syntax/satz/einfach/>, (Stand: 28.04.2019)

Barrios, F./Lopez, F. (o.J.): Summa 1.2.0, <https://pypi.org/project/summa/> (Stand: 08.03.2019).

Bibliographisches Institut GmbH (Hrsg.) (2019): Accelerator, <https://www.duden.de/rechtschreibung/Accelerator> (Stand: 09.04.2019).

Bibliographisches Institut GmbH (Hrsg.) (2019): Wortart, <https://www.duden.de/hilfe/wortart> (Stand: 09.04.2019).

BlueChilli (Hrsg.) (o.J.): BlueChilli Webseite, www.bluechilli.com, (Stand: 28.04.2019).

Bonanzinga, R. (2017): The Impact of Machine Learning in European Venture Capital, <https://medium.com/entrepreneurship-at-work/the-impact-of-machine-learning-in-european-venture-capital-3f30a2056eb2> (Stand: 15.04.2019).

Bonasio, A. (2019): This is What the Future of Mixed Reality Looks Like, <https://medium.com/edtech-trends/this-is-what-the-future-of-mixed-reality-looks-like-34fffeaa07b3> (Stand: 04.03.2019).

Bueschen, R. (2016): The surprising Bias of Venture Capital Decision-Making, <https://techcrunch.com/2015/09/24/the-surprising-bias-of-venture-capital-decision-making/> (Stand: 08.02.2019).

bwcon (Hrsg.) (o.J.): startup Summit 2019, <https://summit.startupbw.de> (Stand: 26.03.2019).

Cremades, A. (2018): How Funding Rounds Work For Startups, <https://www.forbes.com/sites/alejandrocremades/2018/12/26/how-funding-rounds-work-for-startups/#509963973866> (Stand: 27.03.2019).

Crunchbase (Hrsg.) (2019): Crunchbase Website, <https://www.crunchbase.com/> (Stand: 09.04.2019).

DeepCode AG (Hrsg.) (o.J.): DeepCode Medium, <https://medium.com/@deepcode.ai> (Stand: 04.03.2019).

DeepCode A.G. (Hrsg.) (o.J.): DeepCode Homepage, <https://www.deepcode.ai> (Stand: 15.03.2019).

Gnanasambandam, C. (2017): A machine-learning approach to venture capital, <https://www.mckinsey.com/industries/high-tech/our-insights/a-machine-learning-approach-to-venture-capital> (Stand: 11.04.2019).

Grossnickle, J. (2005): RSS - Crossing into the Mainstream, https://www.immagic.com/eLibrary/ARCHIVES/GENERAL/YAHOO_US/Y0510041.pdf (Stand: 28.04.2019).

Hakenberg, J. (2013): Encyclopedia of Systems Biology, https://link.springer.com/referenceworkentry/10.1007%2F978-1-4419-9863-7_175 (Stand: 05.04.2019).

Hotho, A./Maedche, A./Staab, S. (2002): Ontology-based Text Document Clustering, https://www.kde.cs.uni-kassel.de/wp-content/uploads/benz/hotho/pub/Ontology_based_Text_Document_Clustering_2002.pdf (Stand: 15.03.2019).

Huang, A. (2008): Similarity Measures for Text Document Clustering, https://s3.amazonaws.com/academia.edu.documents/32952068/pg049_Similarity_Measures_for_Text_Document_Clustering.pdf?AWSAccessKeyId=AKIAIWOWYYGZ2Y53UL3A&Expires=1551977122&Signature=%2BQq54jqlqbiZJYJ3KHJQAZb08xl%3D&response-content-disposition=inline%3B%20filename%3DSimilarity_Measures_for_Text_Document_Cl.pdf (Stand: 07.03.2019).

ISO (Hrsg.) (2011): ISO/IEC 25010:2011, <https://www.iso.org/standard/35733.html> (Stand: 09.04.2019).

Jeevan, M. (2017): Possibly the simplest way to explain K-Means algorithm, <https://bigdata-madesimple.com/possibly-the-simplest-way-to-explain-k-means-algorithm/> (Stand: 10.04.2019).

Konrad, A. (2015): This Upstart Is Using A Bridgewater-Style Data Approach To Beat Traditional VCs To Key Hires—And Deals, <https://www.forbes.com/sites/alexkonrad/2018/10/15/this-upstart-is-using-a-bridgewater-style-data-approach-to-beat-traditional-vcs-to-key-hiresand-deals/#61ce43465add> (Stand: 11.04.2019).

Kühnel, A. (2010): Visual C# 2010, http://openbook.rheinwerk-verlag.de/visual_csharp_2010/visual_csharp_2010_16_001.htm#mj08aac88383f4f0786adf7ec7b5e3e056 Stand: (24.04.2019).

LaValle, S., et al. (2010): Big Data, Analytics and the Path From Insights to Value, <https://sloanreview.mit.edu/article/big-data-analytics-and-the-path-from-insights-to-value/> (Stand: 15.04.2019).

Law, R. (2017): From Pre-Seed to Series C: Startup Funding Rounds Explained, <https://medium.com/the-saas-growth-blog/from-pre-seed-to-series-c-startup-funding-rounds-explained-f6647156e28b> (Stand: 27.03.2019).

Landesbank Baden-Württemberg (Hrsg.) (2019): LBBW Webseite, www.lbbwvc.de (Stand: 09.04.2019).

Le, Q./Mikolov, T. (2014): Distributed Representations of Sentences and Documents, <https://arxiv.org/abs/1405.4053v2> (Stand: 14.03.2019).

LinkedIn (Hrsg.) (2019): LinkedIn robots.txt, <https://www.linkedin.com/robots.txt> (Stand: 04.03.2019).

LinkedIn (Hrsg.) (2019): Getting started: REST-API, <https://developer.linkedin.com/docs/rest-api> (Stand: 04.03.2019).

LinkedIn (Hrsg.) (2019): Recruiter Lite Übersicht, <https://www.linkedin.com/help/linkedin/answer/67937/recruiter-lite-ubersicht?lang=de> (Stand: 04.03.2019).

LinkedIn (Hrsg.) (2019): Über LinkedIn, <https://about.linkedin.com/de-de> (Stand: 04.03.2019).

Loria, S. (o.J.): TextBlob, <https://textblob.readthedocs.io/en/dev/> (Stand: 20.03.2019).

Malik, U. (o.J.): Text Summarization with NLTK in Python, <https://stackabuse.com/text-summarization-with-nltk-in-python/> (Stand: 08.03.2019).

MC Cracken, H. (2014): What is Medium? Medium Is Pretty Cool, That's What, <http://time.com/37586/what-is-medium-medium-is-pretty-cool-thats-what/> (Stand: 04.03.2019).

Mc Kee, K. (o.J.): Feedparser 5.2.1, <https://pypi.org/project/feedparser/> (Stand: 02.03.2019).

Medium (Hrsg.) (2019): Welcome to Medium, where words matter., medium.com/about (Stand: 04.03.2019).

Mikolov, T., et al. (2013): Efficient Estimation of Word Representations in Vector Space, <https://arxiv.org/abs/1301.3781> (Stand: 14.03.2019).

Miller, T. (2017): Why Medium Doesn't Matter Anymore, <https://www.forbes.com/sites/theodore-casey/2017/08/14/why-medium-doesnt-matter-anymore/#15a7062249ad> (Stand: 04.03.2019).

Muthukadan, B. (o.J.): Selenium with Python, <https://selenium-python.readthedocs.io/index.html> (Stand: 04.03.2019).

Nations, D. (2019): What is LinkedIn and Why Should You Be on it?, <https://www.lifewire.com/what-is-linkedin-3486382> (Stand: 04.03.2019).

NE GmbH Brockhaus (Hrsg.) (o.J.): Private Equity, <http://brockhaus.de/ecs/enzy/article/private-equity> (Stand: 07.02.2019).

Nolla, A. (2015): Detecting Text Language With Python and NLTK, <http://blog.alejandronolla.com/2013/05/15/detecting-text-language-with-python-and-nltk/> (Stand: 09.04.2019).

Novotný, V. (o.J.): Implementation Notes for the Soft Cosine Measure, <https://arxiv.org/abs/1808.09407> (Stand: 07.03.2019).

O'Hear, S. (2018): FlyVentures, a Berlin-base VC using machine learning to find its next deal, closes \$41M fund, https://techcrunch.com/2017/12/21/fly-ventures/?guccounter=1&guce_referrer_us=aHR0cHM6Ly90ZWNoY3J1bmNoLmNvbS8yMDE5LzAyLzExL2lucmVhY2gtZmVudHVyZXMtdGhlLWF-pLXBvd2VyZWQtZXVyb3B1YW4tdmMtY2xvc2VzLW5ldy1INTNtLWZ1bmQvP2d1Y2NvdW50ZXI9MiZndWNlX3JlZmVycmVyX3VzPWFIUjBjSE02THk5M2QzY3VhVzV5WldGamFIWmxibllxY21WekxtTnZiUz-gmZ3VjZV9yZWZlcnJlcl9jcz04ckMyaFQ1a0RUSTNwUVhfVmxBbTF3&guce_referrer_cs=UfEtRQBOKY4XAz-Akk180A (Stand: 12.04.2019).

O'Hear, S. (2019): InReach Ventures, the "AI-powered" European VC, closes new €53M fund, https://techcrunch.com/2019/02/11/inreach-ventures-the-ai-powered-european-vc-closes-new-e53m-fund/?guccounter=2&guce_referrer_us=aHR0cHM6Ly93d3cuaW5yZWZjaHZlbnR1cmVzLmNvbS8&guce_referrer_cs=8rC2hT5kDTI3pQX_VlAm1w (Stand: 12.04.2019).

O.V. (2019): Client Credential Flow (2-legged OAuth), <https://docs.microsoft.com/en-us/linkedin/shared/authentication/client-credentials-flow?context=linkedin/consumer/context> (Stand: 29.03.2019).

O.V (O.J.): Cosine Similarity – Understanding the math and how it works (with python codes), <https://www.machinelearningplus.com/nlp/cosine-similarity/> (Stand: 10.04.2019). **O.V. (o.J.):** newspaper3k 0.2.8, <https://pypi.org/project/newspaper3k/> (Stand: 02.03.2019).

O.V. (o.J.): NLTK 3.4 documentation, <https://www.nltk.org/index.html> (Stand: 04.04.2019).

O.V. (o.J.): Robotstxt_obey, https://docs.scrapy.org/en/latest/topics/settings.html?highlight=robots#std:setting-ROBOTSTXT_OBEY (Stand: 05.03.2019).

O.V. (o.J.): Scikit Learn API Reference, <https://scikit-learn.org/stable/modules/classes.html#module-sklearn.metrics> (Stand: 08.03.2019).

O.V. (o.J.): Scrapy, <https://scrapy.org/> (Stand: 05.03.2019).

O.V. (o.J.): Tweepy Documentation, <http://docs.tweepy.org/en/v3.5.0/> (Stand: 21.03.2019).

O.V. (o.J.): Why XHTML?, https://www.w3schools.com/HTML/html_xhtml.asp (Stand: 27.03.2019).

Page, L., et al. (1999): The PageRank Citation Ranking: Bringing Order to the Web, <http://ilpubs.stanford.edu:8090/422/> (Stand: 06.03.2019).

Palmer, M. (2017): Artificial intelligence is guiding venture capital to start-ups, <https://www.ft.com/content/dd7fa798-bfcd-11e7-823b-ed31693349d3> (Stand: 11.04.2019).

Pennington, J./Socher, R./Manning, C. (o.J.): GloVe: Global Vectors for Word Representation, <https://www.aclweb.org/anthology/D14-1162> (Stand: 04.04.2019).

Python Software Foundation (Hrsg.) (2019): Python 3.7.2 documentation, <https://docs.python.org/3/> (Stand: 02.03.2019).

Raggett, D./Hors, A./Jacobs, I. (1999): HTML 4.01 Spezifikation, <https://www.w3.org/TR/html401/> (Stand: 01.04.2019).

Reitz, K. (o.J.): Requests: HTTP for Humans, <http://docs.python-requests.org/en/master/> (Stand: 02.03.2019).

Richardson, L. (o.J.): Beautiful Soup, <https://www.crummy.com/software/BeautifulSoup/> (Stand: 03.04.2019).

Stadt Wolfsburg (Hrsg.) (2019): RSS Feeds von Wolfsburg.de, https://www.wolfsburg.de/newsroom/2016/11/08/10/07/rss_feeds (Stand: 01.03.2019).

Statista (Hrsg.) (2019): Häufigkeit der Nutzung von RSS Feeds durch Studenten, <https://de.statista.com/statistik/daten/studie/29559/umfrage/haeufigkeit-der-nutzung-von-rss-feeds-durch-studenten/> (Stand: 01.03.2019).

Statista (Hrsg.) (2018): Verteilung von Startups in Deutschland nach Finanzierungsquellen laut DSM im Jahr 2018, <https://de.statista.com/statistik/daten/studie/573844/umfrage/verteilung-von-startups-in-deutschland-nach-finanzierungsquellen/> (Stand: 08.04.2019).

shevabam (o.J.): Get RSS Feed URL, <https://chrome.google.com/webstore/detail/get-rss-feed-url/kfghpdldai-panmkhfpdcjglncmilendn> (Stand: 01.03.2019).

Twitter (Hrsg.) (o.J.): Pricing - twitter developers, <https://developer.twitter.com/en/pricing> (Stand: 21.03.2019).

Twitter (Hrsg.) (o.J.): Die Werte von Twitter, <https://about.twitter.com/de/values.html> Stand: 21.03.2019.

Uber (Hrsg.) (2019): Uber Webseite, <https://www.uber.com/de/de/> (Stand: 15.03.2019).

Wijffels, J. (2019): Textrank for summarizing text, <https://cran.r-project.org/web/packages/textrank/vignettes/textrank.html> (Stand: 06.03.2019).

Yu, K. (2018): How Machine Learning and Data Science are Changing VC: SignalFire, <https://medium.com/profiles-in-entrepreneurship/software-will-eat-venture-capital-signalfire-e627348d81d3> (Stand: 12.04.2019).

Gesprächsverzeichnis

Von Richter, A. (2019): Geschäftsführer, Landesbank Baden-Württemberg, persönliches Gespräch am 28. Januar 2019 in Stuttgart.

Herlinger, P. (2019): Investment Manager, Landesbank Baden-Württemberg, persönliches Gespräch am 28. Januar 2019 in Stuttgart.

Bolowski, M. (2019): Investment Manager, Landesbank Baden-Württemberg, persönliches Gespräch am 28. Januar 2019 in Stuttgart.

Anhang

Anlagenverzeichnis:

Anlage 1: Beispiel einer rohen RSS-Feed-Datei	92
Anlage 2: RSS-Feed-Suche Testergebnisse	94
Anlage 3: Beispieltext eines RSS-Feed-Nachrichtenartikel	95
Anlage 4: Beispiel Tweet.....	96
Anlage 5: Ergebnisse des Vergleichs der Häufigkeitsmethode	98
Anlage 6: Vergleich der drei Text-Zusammenfassungs-Methoden	100
Anlage 7: Uber-Scrapy Ergebnisse.....	101
Anlage 8: Text-Cluster Testergebnisse.....	102

This XML file does not appear to have any style information associated with it. The document tree is shown below.

```
<rss xmlns:content="http://purl.org/rss/1.0/modules/content/" version="2.0">
  <channel>
    <title>SPIEGEL ONLINE - Nachrichten</title>
    <link>http://www.spiegel.de</link>
    <description>
      Deutschlands führende Nachrichtenseite. Alles Wichtige aus Politik, Wirtschaft, Sport, Kultur,
      Wissenschaft, Technik und mehr.
    </description>
    <language>de</language>
    <pubDate>Fri, 01 Mar 2019 11:45:57 +0100</pubDate>
    <lastBuildDate>Fri, 01 Mar 2019 11:45:57 +0100</lastBuildDate>
    <image>
      <title>SPIEGEL ONLINE</title>
      <link>http://www.spiegel.de</link>
      <url>http://www.spiegel.de/static/sys/logo_120x61.gif</url>
    </image>
    <item>
      <title>
        Rüstungsgüter: Regierung verlängert Exportstopp nach Saudi-Arabien - um zwei Wochen
      </title>
      <link>
        http://www.spiegel.de/politik/deutschland/bundesregierung-verlaengert-ruestungsmoratorium-
        fuer-saudi-arabien-a-1255735.html#ref=rss
      </link>
      <description>
        Die Große Koalition ist sich uneins, wie sie mit Rüstungsexporten in autoritär geführte
        Staaten umgehen will. Für Saudi-Arabien verlängert sie den Exportstopp nach SPIEGEL-
        Informationen nochmals.
      </description>
      <pubDate>Fri, 01 Mar 2019 11:00:00 +0100</pubDate>
      <guid>
        http://www.spiegel.de/politik/deutschland/bundesregierung-verlaengert-ruestungsmoratorium-
        fuer-saudi-arabien-a-1255735.html
      </guid>
      <content:encoded>
        <![CDATA[
          Die Große Koalition ist sich uneins, wie sie mit Rüstungsexporten in
            autoritär geführte Staaten umgehen will. Für Saudi-Arabien verlängert sie den Exportstopp
            nach SPIEGEL-Informationen nochmals.
          ]]>
        </content:encoded>
        <enclosure type="image/jpeg" url="http://www.spiegel.de/images/image-1401172-thumb-small-
        savl.jpg"/>
      </item>
      <item>
        <title>
          Bundeswehreinsatz: Erstmals Zahlen - 90.000 Soldaten kämpften in Afghanistan
        </title>
        <link>
          http://www.spiegel.de/politik/deutschland/bundeswehr-90-000-soldaten-haben-in-afghanistan-
          gekaempft-a-1255751.html#ref=rss
        </link>
        <description>
          Seit 2001 haben deutsche Soldaten in Afghanistan gekämpft. Aber wie viele waren es?
          Wissenschaftler haben nach Informationen des SPIEGEL nun die Zahl der Veteranen berechnet.
        </description>
        <pubDate>Fri, 01 Mar 2019 11:10:00 +0100</pubDate>
        <guid>
```

```

http://www.spiegel.de/politik/deutschland/bundeswehr-90-000-soldaten-haben-in-afghanistan-
gekaempft-a-1255751.html
</guid>
<content:encoded>
  <![CDATA[
    Seit 2001 haben deutsche Soldaten in Afghanistan gekämpft. Aber wie viele
      waren es? Wissenschaftler haben nach Informationen des SPIEGEL nun die Zahl der Veteranen
      berechnet.
    ]]>
  </content:encoded>
  <enclosure type="image/jpeg" url="http://www.spiegel.de/images/image-1401145-thumb-small-
    kegv.jpg"/>
</item>
<item>
  <title>CDU-Chefin Kramp-Karrenbauer: In der Flügelzange</title>
  <link>
    http://www.spiegel.de/politik/deutschland/annegret-kramp-karrenbauer-cdu-in-der-fluegelzange-
    a-1255535.html#ref=rss
  </link>
  <description>
    Die Konservativen in der Union sind im Aufwind, CDU-Chefin Annegret Kramp-Karrenbauer bindet
    sie ein. Doch geht das zu weit? Unterstützer von AKK zeigen sich irritiert.
  </description>
  <pubDate>Fri, 01 Mar 2019 09:00:00 +0100</pubDate>
  <guid>
    http://www.spiegel.de/politik/deutschland/annegret-kramp-karrenbauer-cdu-in-der-fluegelzange-
    a-1255535.html
  </guid>
  <content:encoded>
    <![CDATA[
      Die Konservativen in der Union sind im Aufwind, CDU-Chefin Annegret Kramp-
        Karrenbauer bindet sie ein. Doch geht das zu weit? Unterstützer von AKK zeigen sich
        irritiert.
    ]]>
  </content:encoded>
  <enclosure type="image/jpeg" url="http://www.spiegel.de/images/image-1401035-thumb-small-
    fuiu.jpg"/>
</item>
<item>
  <title>
    Trotz drohender Anklage: Rechte Partner halten zu Israels Premier Netanyahu
  </title>
  <link>
    http://www.spiegel.de/politik/ausland/benjamin-netanyahu-koalitionspartner-halten-zu-
    regierungschef-a-1255739.html#ref=rss
  </link>
  <description>
    Korruption, Betrug, Untreue: Israels Generalstaatsanwalt will Regierungschef Netanyahu
    anklagen. Seine ultrarechten und religiös-orthodoxen Koalitionspartner stört das nicht.
  </description>
  <pubDate>Fri, 01 Mar 2019 10:48:00 +0100</pubDate>
  <guid>
    http://www.spiegel.de/politik/ausland/benjamin-netanyahu-koalitionspartner-halten-zu-
    regierungschef-a-1255739.html
  </guid>
  <content:encoded>
    <![CDATA[
      Korruption, Betrug, Untreue: Israels Generalstaatsanwalt will Regierungschef
        Netanyahu anklagen. Seine ultrarechten und religiös-orthodoxen Koalitionspartner stört das
        nicht.
    ]]>
  </content:encoded>

```

```

<enclosure type="image/jpeg" url="http://www.spiegel.de/images/image-1401122-thumbsmall-
vgep.jpg"/>
</item>
<item>
<title>Nukleares Erbe: Wie ein Atomkraftwerk zerlegt wird</title>
<link>
http://www.spiegel.de/plus/was-wurde-aus-deutschlands-akw-a-de01b7c1-9b28-4cf5-bf98-
1f576f80ac49#ref=rss
</link>
<description>
Atomausstieg konkret: Im stillgelegten Meiler von Mülheim-Kärlich wird deutlich, warum die
Abrissarbeiten so teuer und langwierig sind.
</description>
<pubDate>Fri, 01 Mar 2019 03:27:57 +0100</pubDate>
<guid>
http://www.spiegel.de/plus/was-wurde-aus-deutschlands-akw-a-de01b7c1-9b28-4cf5-bf98-
1f576f80ac49
</guid>
<content:encoded>
<![CDATA[
Atomausstieg konkret: Im stillgelegten Meiler von Mülheim-Kärlich wird deutlich, warum die
Abrissarbeiten so teuer und langwierig sind.
]]>
</content:encoded>
</item>
<item>
<title>
Klimaaktivistin: Tausende demonstrieren mit Greta Thunberg in Hamburg
</title>
<link>
http://www.spiegel.de/lebenundlernen/schule/greta-thunberg-demonstriert-in-hamburg-a-
1255745.html#ref=rss
</link>
<description>
Die schwedische Aktivistin Greta Thunberg ist zum ersten Mal zu einem Schulstreik nach
Deutschland gekommen. In Hamburg ging sie zusammen mit rund 3000 Schülern für eine bessere
Klimapolitik auf die Straße.
</description>
<pubDate>Fri, 01 Mar 2019 10:35:00 +0100</pubDate>
<guid>
http://www.spiegel.de/lebenundlernen/schule/greta-thunberg-demonstriert-in-hamburg-a-
1255745.html
</guid>
<content:encoded>
<![CDATA[
Die schwedische Aktivistin Greta Thunberg ist zum ersten Mal zu einem
Schulstreik nach Deutschland gekommen. In Hamburg ging sie zusammen mit rund 3000 Schülern
für eine bessere Klimapolitik auf die Straße.
]]>
</content:encoded>
<enclosure type="image/jpeg" url="http://www.spiegel.de/images/image-1401157-thumbsmall-
xjgn.jpg"/>
</item>
<item>
<title>
Sprache: Frankreich führt weibliche Berufsbezeichnungen ein
</title>
<link>
http://www.spiegel.de/karriere/frankreich-fuehrt-weibliche-berufsbezeichnungen-ein-a-
1255724.html#ref=rss
</link>
<description>
Autorin, Botschafterin, Ministerin? In Frankreich gibt es für zahlreiche Berufe keine
offizielle weibliche Form. Das soll sich nun ändern.

```

```

</description>
<pubDate>Fri, 01 Mar 2019 11:14:36 +0100</pubDate>
<guid>
  http://www.spiegel.de/karriere/frankreich-fuehrt-weibliche-berufsbezeichnungen-ein-a-1255724.html
</guid>
<content:encoded>
  <![CDATA[
    Autorin, Botschafterin, Ministerin? In Frankreich gibt es für zahlreiche
      Berufe keine offizielle weibliche Form. Das soll sich nun ändern.
    ]]>
  </content:encoded>
  <enclosure type="image/jpeg" url="http://www.spiegel.de/images/image-1401113-thumb-small-
    hukb.jpg"/>
</item>
<item>
  <title>
    Kommt ein Syrer nach Rotenburg (Wümme): Wer wem die Hand gibt - und wer nicht
  </title>
  <link>
    http://www.spiegel.de/plus/handschlag-wer-wem-die-hand-gibt-und-wer-nicht-a-f7021c3a-e5db-49c3-a8fc-819187cbaf4f#ref=rss
  </link>
  <description>
    Immer wieder kommt es vor, das ein arabischer Mann einer Frau nicht die Hand gibt. In
    Deutschland wiederum ist es unüblich, den Postboten mit Handschlag zu begrüßen. Das führt zu
    Missverständnissen.
  </description>
  <pubDate>Fri, 01 Mar 2019 11:33:48 +0100</pubDate>
  <guid>
    http://www.spiegel.de/plus/handschlag-wer-wem-die-hand-gibt-und-wer-nicht-a-f7021c3a-e5db-49c3-a8fc-819187cbaf4f
  </guid>
  <content:encoded>
    <![CDATA[
      Immer wieder kommt es vor, das ein arabischer Mann einer Frau nicht die Hand gibt. In
      Deutschland wiederum ist es unüblich, den Postboten mit Handschlag zu begrüßen. Das führt
      zu Missverständnissen.
    ]]>
  </content:encoded>
</item>
<item>
  <title>
    Bestellknöpfe: Dash Buttons - Amazon stoppt Verkauf weltweit
  </title>
  <link>
    http://www.spiegel.de/netzwelt/gadgets/amazon-stoppt-den-verkauf-der-dash-buttons-weltweit-a-1255715.html#ref=rss
  </link>
  <description>
    Amazon verabschiedet sich von seinen Dash Buttons: Die physische Variante der Bestellknöpfe
    verschwindet aus dem Sortiment.
  </description>
  <pubDate>Fri, 01 Mar 2019 10:46:00 +0100</pubDate>
  <guid>
    http://www.spiegel.de/netzwelt/gadgets/amazon-stoppt-den-verkauf-der-dash-buttons-weltweit-a-1255715.html
  </guid>
  <content:encoded>
    <![CDATA[
      Amazon verabschiedet sich von seinen Dash Buttons: Die physische Variante der
        Bestellknöpfe verschwindet aus dem Sortiment.
    ]]>
  </content:encoded>

```

```

</content:encoded>
<enclosure type="image/jpeg" url="http://www.spiegel.de/images/image-1040753-thumbsmall-
pryf.jpg"/>
</item>
<item>
<title>
  Immobilienbeispiel aus Hamburg: Das Märchen vom familienfreundlichen Bauprojekt
</title>
<link>
  http://www.spiegel.de/plus/das-maerchen-vom-familienfreundlichen-bauprojekt-a-00000000-0002-
0001-0000-000162290205#ref=rss
</link>
<description>
  In der Hamburger HafenCity sollte ein familienfreundlicher Komplex entstehen. Gebaut wird nun
  einer mit vielen Miniapartments. Was läuft hier falsch?
</description>
<pubDate>Fri, 01 Mar 2019 06:32:00 +0100</pubDate>
<guid>
  http://www.spiegel.de/plus/das-maerchen-vom-familienfreundlichen-bauprojekt-a-00000000-0002-
0001-0000-000162290205
</guid>
<content:encoded>
  <![CDATA[
    In der Hamburger HafenCity sollte ein familienfreundlicher Komplex entstehen.
    Gebaut wird nun einer mit vielen Miniapartments. Was läuft hier falsch?
  ]]>
</content:encoded>
<enclosure type="image/jpeg" url="http://www.spiegel.de/images/image-1396581-thumbsmall-
ieee.jpg"/>
</item>
<item>
<title>
  Argentinien: Elfjähriges Vergewaltigungsopfer bringt Kind zur Welt
</title>
<link>
  http://www.spiegel.de/panorama/gesellschaft/argentinien-elfjaehrigen-vergewaltigungsopfer-
bringt-kind-zur-welt-a-1255717.html#ref=rss
</link>
<description>
  Ein Mann in Argentinien vergewaltigt ein Mädchen, das Kind wird schwanger. Die Behörden
  ignorieren das Recht der Elfjährigen auf eine Abtreibung. Die behandelnde Ärztin spricht von
  Folter.
</description>
<pubDate>Fri, 01 Mar 2019 09:38:00 +0100</pubDate>
<guid>
  http://www.spiegel.de/panorama/gesellschaft/argentinien-elfjaehrigen-vergewaltigungsopfer-
bringt-kind-zur-welt-a-1255717.html
</guid>
<content:encoded>
  <![CDATA[
    Ein Mann in Argentinien vergewaltigt ein Mädchen, das Kind wird schwanger.
    Die Behörden ignorieren das Recht der Elfjährigen auf eine Abtreibung. Die behandelnde
    Ärztin spricht von Folter.
  ]]>
</content:encoded>
<enclosure type="image/jpeg" url="http://www.spiegel.de/images/image-1401090-thumbsmall-
dgrz.jpg"/>
</item>
<item>
<title>
  "Wo kommst du her?"-Debatte: Wenn ein Weißer eine Reise macht
</title>
<link>

```

```

http://www.bento.de/preview/b42e8769-dca5-446e-ade7-ef60f61ff0e0#ref=rss
</link>
<description>
Wann darf man "Bist du von hier?" fragen - und was ist daran rassistisch? <i>Thembi Wolf</i>
erklärt, warum es etwas anderes ist, wenn Weiße auf Reisen nach der Herkunft gefragt werden,
als wenn es zu Hause passiert.
</description>
<pubDate>Fri, 01 Mar 2019 11:07:41 +0100</pubDate>
<guid>
http://www.bento.de/preview/b42e8769-dca5-446e-ade7-ef60f61ff0e0
</guid>
<content:encoded>
<![CDATA[
Wann darf man "Bist du von hier?" fragen - und was ist daran rassistisch? <i>Thembi
Wolf</i> erklärt, warum es etwas anderes ist, wenn Weiße auf Reisen nach der Herkunft
gefragt werden, als wenn es zu Hause passiert.
]]>
</content:encoded>
</item>
<item>
<title>
Kiel-"Tatort" über Vorstadtfrust: Mein Haus, mein Garten, mein Hass
</title>
<link>
http://www.spiegel.de/kultur/tv/tatort-borowski-und-das-glueck-der-anderen-mein-haus-mein-
garten-mein-hass-a-1253987.html#ref=rss
</link>
<description>
Obacht vor der Nachbarin! In diesem Vorstadt-"Tatort" aus Kiel fantasiert sich eine
SupermarktkassiererIn ins Leben eines erfolgreichen Pärchens. Ein bisschen abgründig, ein
bisschen albern.
</description>
<pubDate>Fri, 01 Mar 2019 09:53:00 +0100</pubDate>
<guid>
http://www.spiegel.de/kultur/tv/tatort-borowski-und-das-glueck-der-anderen-mein-haus-mein-
garten-mein-hass-a-1253987.html
</guid>
<content:encoded>
<![CDATA[
Obacht vor der Nachbarin! In diesem Vorstadt-"Tatort" aus Kiel fantasiert sich eine
SupermarktkassiererIn ins Leben eines erfolgreichen Pärchens. Ein bisschen abgründig, ein
bisschen albern.
]]>
</content:encoded>
</item>
<item>
<title>
Real Madrid: Juniorengoach verliert nach Kritik an Kroos seinen Job
</title>
<link>
http://www.spiegel.de/sport/fussball/real-madrid-suspendiert-nachwuchstrainer-alvaro-benito-
a-1255749.html#ref=rss
</link>
<description>
Kritik an den Stars von Real Madrid aus den eigenen Reihen? Das gilt bei den Königlichen
offenbar als Majestätsbeleidigung. Nachwuchscoach Benito hat dies jetzt deutlich zu spüren
bekommen.
</description>
<pubDate>Fri, 01 Mar 2019 10:27:30 +0100</pubDate>
<guid>
http://www.spiegel.de/sport/fussball/real-madrid-suspendiert-nachwuchstrainer-alvaro-benito-
a-1255749.html
</guid>
<content:encoded>
<![CDATA[

```



```

    Kritik an den Stars von Real Madrid aus den eigenen Reihen? Das gilt bei den
    Königlichen offenbar als Majestätsbeleidigung. Nachwuchscoach Benito hat dies jetzt
    deutlich zu spüren bekommen.
  ]]>
</content:encoded>
<enclosure type="image/jpeg" url="http://www.spiegel.de/images/image-1401140-thumbsmall-
wlmd.jpg"/>
</item>
<item>
  <title>
    Fußball-Quiz: Wissen Sie, welcher Verein auf einen Hochstapler hereinfiel?
  </title>
  <link>
    http://www.spiegel.de/quiztool/quiztool-69907.html#ref=rss
  </link>
  <description>
    Ali Dia schaffte es einst mit einer Lüge in die Zweite Liga. Nur: Zu welchem Verein? Und
    wessen Rekord hat Claudio Pizarro zuletzt gebrochen? Ihr Fußballwissen ist gefragt.
  </description>
  <pubDate>Fri, 01 Mar 2019 10:01:35 +0100</pubDate>
  <guid>http://www.spiegel.de/quiztool/quiztool-69907.html</guid>
  <content:encoded>
    <![CDATA[
      Ali Dia schaffte es einst mit einer Lüge in die Zweite Liga. Nur: Zu welchem Verein? Und
      wessen Rekord hat Claudio Pizarro zuletzt gebrochen? Ihr Fußballwissen ist gefragt.
    ]]>
  </content:encoded>
</item>
<item>
  <title>
    Einsatz in Anaheim: Feuerwehr zerschlägt Scheiben und verlegt Schlauch durch geparktes Auto
  </title>
  <link>
    http://www.spiegel.de/panorama/anaheim-feuerwehr-verlegt-wasserschlauch-durch-geparktes-auto-
    a-1255742.html#ref=rss
  </link>
  <description>
    Ein Autobesitzer in Kalifornien braucht neue Scheiben, weil er vor einem Hydranten parkte.
    Nun wird debattiert: Hätte die Feuerwehr den Schlauch nicht anders verlegen können?
  </description>
  <pubDate>Fri, 01 Mar 2019 10:17:00 +0100</pubDate>
  <guid>
    http://www.spiegel.de/panorama/anaheim-feuerwehr-verlegt-wasserschlauch-durch-geparktes-auto-
    a-1255742.html
  </guid>
  <content:encoded>
    <![CDATA[
      Ein Autobesitzer in Kalifornien braucht neue Scheiben, weil er vor einem
      Hydranten parkte. Nun wird debattiert: Hätte die Feuerwehr den Schlauch nicht anders
      verlegen können?
    ]]>
  </content:encoded>
  <enclosure type="image/jpeg" url="http://www.spiegel.de/images/image-1401121-thumbsmall-
  zgyg.jpg"/>
</item>
<item>
  <title>Lagune vor der Stadt: Venedigs einsame Inseln</title>
  <link>
    http://www.spiegel.de/reise/europa/venedigs-lagunen-die-traumhaften-kleinen-inseln-vor-der-
    stadt-a-1251528.html#ref=rss
  </link>
  <description>

```

```

    Es muss ja nicht immer das Gedränge auf dem Markusplatz sein: 60 Inseln liegen in der Lagune
    vor der Stadt. Der Fotograf Andrea Pugiottto bringt Sie sicher auf Ideen.
</description>
<pubDate>Fri, 01 Mar 2019 10:30:00 +0100</pubDate>
<guid>
  http://www.spiegel.de/reise/europa/venedigs-lagunen-die-traumhaften-kleinen-inseln-vor-der-
  stadt-a-1251528.html
</guid>
<content:encoded>
  <![CDATA[
    Es muss ja nicht immer das Gedränge auf dem Markusplatz sein: 60 Inseln liegen in der
    Lagune vor der Stadt. Der Fotograf Andrea Pugiottto bringt Sie sicher auf Ideen.
  ]]>
</content:encoded>
</item>
</channel>
</rss>

```

Anlage 1: Beispiel einer rohen RSS-Feed-Datei

Webseite	Link Website	Python-Programm	Chrome Plugin	Manuelle Suche
				http://www.tagesschau.de/xml/rss2 , https://www.sportschau.de/sportschau/index100~_type-rss.feed , https://boerse.ard.de/index~rss.xml , https://www.sportschau.de/fussball/fussballindex100~_type-rss.feed , und viele mehr. N/A
ARD	http://www.ard.de/home/ard/	http://www.ard.de/home/ard/ARDindex.xml	http://www.ard.de/home/ard/ARDindex.xml	
ZDF	https://www.zdf.de/	N/A	N/A	
Die Zeit	https://www.zeit.de/index	https://newsfeed.zeit.de/index	https://newsfeed.zeit.de/index dex	http://newsfeed.zeit.de/index , http://newsfeed.zeit.de/digital/index , http://newsfeed.zeit.de/wirtschaft/index https://www.handelsblatt.com/contente-xport/feed/schlagzeilen , https://www.handelsblatt.com/contente-xport/feed/wirtschaft , https://www.handelsblatt.com/contente-xport/feed/finanzen , https://www.handelsblatt.com/contente-xport/feed/top-themen , https://www.handelsblatt.com/contente-xport/feed/unternehmen , https://www.handelsblatt.com/contente-xport/feed/technologie
Handelsblatt	https://www.handelsblatt.com/	forbiddn by website	https://www.handelsblatt.com/contente-xport/feed	
Gründerszen	https://www.gruenderszene.de/	N/A	N/A	https://www.gruenderszene.de/feed
e.de				
Deutsche	https://www.deutsche-startups.de/	N/A	N/A	https://www.deutsche-startups.de/feed/
Startups				

Webseite	Link Website	Python-Programm	Chrome Plugin	Manuelle Suche
				http://www.spiegel.de/schlagzeilen/tops/index.rss, http://www.spiegel.de/schlagzeilen/eilmeldungen/index.rss, http://www.spiegel.de/schlagzeilen/index.rss
Spiegel Online	http://www.spiegel.de/	http://www.spiegel.de/schlagzeilen/index.rss, http://www.spiegel.de/index.rss, http://www.spiegel.de/video/index.rss, http://rss.sueddeutsche.de/app/service/rss/alles/index.rss?output=rss, http://rss.sueddeutsche.de/rss/Topthemen en, und viele mehr	http://www.spiegel.de/schlagzeilen/index.rss, http://www.spiegel.de/index.rss, http://www.spiegel.de/video/index.rss, http://rss.sueddeutsche.de/app/service/rss/alles/index.rss?output=rss, http://rss.sueddeutsche.de/rss/Topthemen en, und viele mehr	http://www.spiegel.de/schlagzeilen/tops/index.rss, http://www.spiegel.de/schlagzeilen/eilmeldungen/index.rss, http://www.spiegel.de/schlagzeilen/index.rss
Süddeutsche	https://www.sueddeutsche.de/	https://rss.sueddeutsche.de/rss/Topthemen https://t3n.de/tag/startup-news/rss.xml	https://t3n.de/tag/startup-news/rss.xml	https://t3n.de/rss.xml
t3n Munich Startup	https://www.munich-startup.de/	N/A	N/A	N/A
VC Magazin	https://www.vc-magazin.de/	https://www.vc-magazin.de/feed/magazin.de/feed/ https://www.n-tv.de/home/Das_Neueste/	https://www.vc-magazin.de/feed/ https://www.n-tv.de/home/Das_Neueste/	https://www.vc-magazin.de/feed/ https://www.n-tv.de/rss, https://www.n-tv.de/wirtschaft/rss, http://www.bvkap.de/rss.php, Der Link ist gegeben aber funktioniert nicht.
NTV	https://www.n-tv.de/home/Das_Neueste/	https://www.n-tv.de/home/Das_Neueste/	https://www.n-tv.de/home/Das_Neueste/	https://www.n-tv.de/rss, https://www.n-tv.de/wirtschaft/rss, http://www.bvkap.de/rss.php, Der Link ist gegeben aber funktioniert nicht.
BVK	https://www.bvkap.de/	N/A	N/A	N/A

Anlage 2: RSS-Feed-Suche Testergebnisse

Store-Anything bietet Privat- und Gewerbekunden in Ballungszentren Seecontainer zur Miete an. Das Self Storage-Start-up sichert sich eine Finanzierung in Höhe von 1,5 Mio. EUR. Die Investitionsbank des Landes Brandenburg beteiligt sich über ihre Tochter BFB Brandenburg Kapital. Außerdem steigen Theo Kapital und Business Angels ein. Mit den frischen Mitteln will die Firma ihr Geschäftsmodell deutschlandweit ausrollen.

Frisch Umgezogene, die sich komplett neu eingerichtet haben und ihre alten Möbel bis zu deren Verkauf zwischenlagern müssen. Hobby-Mechaniker, die für ihre Schrauberei am Wochenende eine Alternative zur teuren Werkstatt suchen. Handwerker, die ihre Arbeitsmaschinen sicher verwahren wollen. An diese Privat- und Gewerbekunden richtet sich das Angebot der Store-Anything GmbH. Das Berliner Start-up vermietet 20 Fuß große Seecontainer an alle, die Abstellplatz brauchen. Die Self Storage-Grundstücke des Unternehmens sind videoüberwacht, in den Containern kann kostenpflichtig Strom zugeschaltet werden. Auf ihrer Website umreißen die Berliner das Fassungsvermögen ihrer Container: Hinein passt laut Store-Anything der zerlegte Inhalt einer 140 Quadratmeter Wohnung oder ein komplettes Auto. Einen Wettbewerbsvorteil sehen die Berliner in ihrer vertraglichen Flexibilität mit monatlicher Kündigungsfrist, ihren transparenten Preisen und dem Zugang rund um die Uhr. Bisher konzentriert die Firma ihr Angebot auf Ballungszentren: drei Parks gibt es in Berlin, einen im Ruhrgebiet. Monatlich kostet der Container in der Hauptstadt 99 EUR, in Duisburg 109 EUR. Zwei neue Standorte sind in Planung. Langfristig soll das Geschäftsmodell deutschlandweit ausgerollt werden.

Enormes Wachstumspotenzial für Self Storage-Angebot

Diese Pläne kann Store-Anything jetzt mit Hilfe einer Kapitalspritze angehen. Das Start-up sichert sich 1,5 Mio. EUR. Die Investitionsbank des Landes Brandenburg engagiert sich über ihre Tochter, die BFB Brandenburg Kapital GmbH. Zudem beteiligen sich die Thelo Kapital GmbH sowie Business Angels. Thomas Krause, Geschäftsführer bei BFB, zeigt sich überzeugt von dem Self Storage-Angebot. Es habe enormes Wachstumspotenzial. Die BFB Brandenburg Kapital finanziert Innovationen mit Sitz oder Betriebsstätte im Bundesland, inklusive Berlin. Im Sommer 2018 beteiligte sich die Investitionsbank-Tochter zum Beispiel an Housy, einem Proptech aus der Hauptstadt.

Store-Anything GmbH, Berlin

Tätigkeitsfeld: Dienstleistung

Investoren: BFB Brandenburg Kapital GmbH, Thelo Kapital GmbH, Business Angels

Volumen: 1,5 Mio. EUR (1. Finanzierungsrunde)

Anlage 3: Beispieltext eines RSS-Feed-Nachrichtenartikel

```
{'created_at': 'Tue Apr 02 00:45:43 +0000 2019', 'id': 1112878742790197248, 'id_str':
'1112878742790197248', 'full_text': '@FlixBus why isn't there an option to alter the time of booking? Only way
is to cancel, rebook and pay cancellation fee? #unconstitutional', 'truncated': False, 'display_text_range': [0,
138], 'entities': {'hashtags': [{'text': 'unconstitutional', 'indices': [121, 138]}], 'symbols': [], 'user_mentions':
[{'screen_name': 'FlixBus', 'name': 'FlixBus', 'id': 999925369, 'id_str': '999925369', 'indices': [0, 8]}], 'urls': []},
'metadata': {'iso_language_code': 'en', 'result_type': 'recent', 'source': '<a
href="http://twitter.com/download/iphone" rel="nofollow">Twitter for iPhone</a>', 'in_reply_to_status_id':
None, 'in_reply_to_status_id_str': None, 'in_reply_to_user_id': 999925369, 'in_reply_to_user_id_str':
'999925369', 'in_reply_to_screen_name': 'FlixBus', 'user': {'id': 145486333, 'id_str': '145486333', 'name':
'Calvin', 'screen_name': 'karukarubin', 'location': 'Berlin, Germany', 'description': 'Entrepreneur, Silicon Valley
exile, dessert devotee', 'url': None, 'entities': {'description': {'urls': []}}, 'protected': False, 'followers_count':
318, 'friends_count': 148, 'listed_count': 0, 'created_at': 'Wed May 19 02:54:09 +0000 2010',
'favourites_count': 1735, 'utc_offset': None, 'time_zone': None, 'geo_enabled': True, 'verified': False,
'statuses_count': 1474, 'lang': 'en', 'contributors_enabled': False, 'is_translator': False,
'is_translation_enabled': False, 'profile_background_color': 'ACDED6', 'profile_background_image_url':
'http://abs.twimg.com/images/themes/theme18/bg.gif', 'profile_background_image_url_https':
'https://abs.twimg.com/images/themes/theme18/bg.gif', 'profile_background_tile': False, 'profile_image_url':
'http://pbs.twimg.com/profile_images/1102868644726493184/PXeR4nUD_normal.jpg',
'profile_image_url_https':
'https://pbs.twimg.com/profile_images/1102868644726493184/PXeR4nUD_normal.jpg', 'profile_banner_url':
'https://pbs.twimg.com/profile_banners/145486333/1551779351', 'profile_link_color': '038543',
'profile_sidebar_border_color': 'EEEEEE', 'profile_sidebar_fill_color': 'F6F6F6', 'profile_text_color': '333333',
'profile_use_background_image': True, 'has_extended_profile': False, 'default_profile': False,
'default_profile_image': False, 'following': False, 'follow_request_sent': False, 'notifications': False,
'translator_type': 'none'}, 'geo': None, 'coordinates': None, 'place': None, 'contributors': None,
'is_quote_status': False, 'retweet_count': 0, 'favorite_count': 0, 'favorited': False, 'retweeted': False, 'lang':
'en'}
```

Anlage 4: Beispiel Tweet

Quellen:

- Deepcodeai, medium <https://medium.com/deepcode-ai>
- acrobatic, medium <https://medium.com/@lisajamhoury/threads-visualizing-body-electric-in-12-4-million-pixels-39042b6de8e1>
- girls who code, medium <https://medium.com/girls-who-code/now-more-than-ever-we-need-more-girls-who-code-25e386502cee>

Datenquelle	Werte des originalen Datensatzes			Anzahl der Sätze in			Verhältnis von Mittelwert der Zusammenfassung zu Mittelwert der Zusammenfassung		
	max	median	average	max	median	average	Mittelwert der Zusammenfassung zu	Mittelwert der Zusammenfassung	Mittelwert der Zusammenfassung
deepcodeai, medium	753	168	195	5	555	466	2.471794872	2.25278532	2.25278532
deepcodeai, medium	753	168	195	2	516	491	2.517948718		
deepcodeai, medium	753	168	195	10	555	438	2.261538462		
acrobatic, medium	769	133	163	2	377	375	2.300613497		
acrobatic, medium	769	133	163	5	377	365	2.042944785		
acrobatic, medium	769	133	163	10	380	276	1.797546012		
girls who code, medium	551	150	179	2	501	446	2.491620112		
girls who code, medium	551	150	179	5	544	424	2.251396648		
girls who code, medium	551	150	179	10	551	393	2.139664804		

Methode mit max. 30 Wörtern pro Satz

Datenquelle	Methode mit max. 30 Wörtern pro Satz			Verhältnis von Mittelwert der Zusammenfassung zu Mittelwert der Quelle			Mittelwert der Verhältnisse
	max	median	average	max	median	average	
deepcodeai, medium	753	168	195	2	177	177	0.907692308
deepcodeai, medium	753	168	195	5	177	155	0.738461538
deepcodeai, medium	753	168	195	10	182	144	0.728205128
acrobatic, medium	769	133	163	2	143	134	0.82208589
acrobatic, medium	769	133	163	5	143	137	0.840490798
acrobatic, medium	769	133	163	10	157	136	0.809815951
girls who code, medium	551	150	179	2	151	126	0.703910615
girls who code, medium	551	150	179	5	158	150	0.737430168
girls who code, medium	551	150	179	10	162	150	0.770949721

Methode mit max. 50 Wörtern pro Satz und dem Mittelwert des Satzes

Datenquelle	Methode mit max. 50 Wörtern pro Satz und dem Mittelwert des Satzes			Verhältnis von Mittelwert der Zusammenfassung zu Mittelwert der Quelle			Mittelwert der Verhältnisse
	max	median	average	max	median	average	
deepcodeai, medium	753	168	195	2	202	189	0.969230769
deepcodeai, medium	753	168	195	5	202	176	0.78974359
deepcodeai, medium	753	168	195	10	320	177	0.887179487
acrobatic, medium	769	133	163	2	40	35	0.214723926
acrobatic, medium	769	133	163	5	178	112	0.619631902
acrobatic, medium	769	133	163	10	233	101	0.625766871
girls who code, medium	551	150	179	2	155	128	0.715083799
girls who code, medium	551	150	179	5	226	101	0.720670391
girls who code, medium	551	150	179	10	226	126	0.69273743

Anlage 5: Ergebnisse des Vergleichs der Häufigkeitsmethode

Ergebnisse von zwei Tests der Zusammenfassungs-Algorithmen

Die Antworten stammen von zwei Investment Managern der LBBW VC.

Deepcode Test:

Frage: Welche der drei Texte beschreibt DeepCode am besten?

1. Algorithmus: Selfmade TextRank

I guess its popularity comes from the simplicity of the core idea, which very simply put sounds like: "check that all user input is properly escaped before it reaches a critical (from the security point of view) piece of code ". These four basically mean that the traditional approach will not work efficiently for a tool like our Code Review, that is run daily on thousands of different projects. This process has to be incrementally redone every time a framework gets updated or the project starts using a different one or its own code changes significantly. Here's a motivating screenshot that shows one of them: The interest towards Information Security and, in particular Web Applications security, is steadily growing over the past years.

2. Algorithmus: Amount based summary

Meet the tool that automatically infers security vulnerabilities in Python code In January 2019 we released a tool that significantly raises the bar for detecting security vulnerabilities in Python code. probably the most used code analysis technique is called Taint Analysis. One would have to go through tons of documentation and/or code of both the project and the frameworks. This fact obviously puts an additional burden on developers' shoulders, which a code review tool must relieve.

3. Algorithmus: Summa TextRank

Meet the tool that automatically infers security vulnerabilities in Python code

Each project and each framework are unique, which means that the security specifications can't be 100% successfully reused. These four basically mean that the traditional approach will not work efficiently for a tool like our Code Review, that is run daily on thousands of different projects.

We simply do not have an army of security consultants that would work on specifications for each project. We solved this problem the DeepCode way — we learned the answer from Open Source code.

Antworten:

1. 2,1,3
2. 1,2,3

Brighter AI:

Frage: Welcher der drei Texte beschreibt Brighter AI am besten?

1. Algorithmus: Selfmade TextRank

Therefore, implementing anonymization directly at data recording, is the way to go — especially when it comes to collecting public camera data. 09132 In general, processing privacy affected data, must be based on the subject's consent, this applies to visual data as well, whether it is a picture, video or video stream. Giving consent in this manner, without any overwriting interests for processing the data (like the use for security), does not verify giving up personal information, that is not necessary to deliver the actually service.

2. Algorithmus: Amount based summary

In the case of visual data. It implies that individuals ('data subjects') can demand companies ('data controllers') to remove all personal data that they hold about the subject. According to the statement, anonymization disables linking any information "with reasonable effort" to the data subject. Anonymized Data Is Not Personal The judgement from the Austrian Data Protection Authority highlights that anonymized data is by nature not personal and therefore not subject to data privacy regulations.

3. Algorithmus: Summa, TextRank

Therefore, implementing anonymization directly at data recording, is the way to go — especially when it comes to collecting public camera data. 09132 In general, processing privacy affected data, must be based on the subject's consent, this applies to visual data as well, whether it is a picture, video or video stream. Giving consent in this manner, without any overwriting interests for processing the data (like the use for security), does not verify giving up personal information, that is not necessary to deliver the actually service.

Antworten:

1. 1/3, 2
2. 1/3, 2

Anlage 6: Vergleich der drei Text-Zusammenfassungen-Methoden

tweetsyou	0.374134
happen	0.24315581
weiter	0.23391048
educator	0.17337125
safer	0.14654662
sign	0.13254772
learning	0.1219747
solutions	0.1142932
ride	0.1138997
transformative	0.11062658
helphelpusing	0.10368719
safety	0.10052921
technology	0.09917364
extrasthe new	0.09911247
easy	0.09625558
policiesquestions	0.09216426
pointsavailable	0.08954349
supporting	0.08942462
cityessafer	0.08942462
work	0.08934615
select	0.08704899
fahrrern	0.0864412
fur	0.08593748
centerschool	0.08467117
business	0.08317018
app	0.08163931
travel	0.08053146
ganz	0.07946845
resource	0.07877768
citiescompany	0.07867815

Anlage 7: Uber-Scrapy Ergebnisse

Test der Cluster-Programme

Test mit deutschem Text:

Jeder Satz ist mit einem Buchstaben kategorisiert, der vorher von einem Menschen zugeordnet wurde. „s“ steht für Sport und „sp“ für Start-up Nachrichten.

Der Datensatz erstreckt sich über die beiden folgenden Tabellen:

Programm													
Initialer Datensatz	s	s	s	s	s	s	s	s	s	s	s	s	s
Programm 1	0	0	0	0	1	1	1	1	1	1	1	1	0
Programm 2	0	0	0	1	1	1	0	1	1	1	1	0	0

Fortsetzung des gleichen Datensatzes:

Programm													Ergebnis r. = richtig f. = falsch
Initialer Datensatz	s	s	s	sp	sp	sp	sp	sp	sp	sp	sp	sp	-
Programm 1	1	0	0	0	0	0	1	1	1	1	0	0	14 r./ 11 f.
Programm 2	0	0	1	0	1	1	1	0	0	1	1	0	13 r./ 12 f.

Test mit englischem Text:

Jeder Satz ist mit einem Buchstaben kategorisiert, der vorher von einem Menschen zugeordnet wurde. „s“ steht für Sport und „n“ für alle weiteren Nachrichten.

Programm													Ergebnis r. = richtig f. = falsch
Initialer Datensatz	s	s	s	s	s	s	n	n	n	n	n	n	-
Programm 1	1	1	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	9 r./ 3 f.
Programm 2	0	0	0	0	0	0	1	1	0	0	0	1	9 r./ 3 f.

Schlüsselwörter für die Cluster des Programms 2:

Cluster 0: james season lebron lakers women

Cluster 1: nissan security company alarms chief

Anlage 8: Text-Cluster Testergebnisse

Kurzlebensläufe



Daniel Bauer studierte von 2016 bis 2019 an der DHBW Stuttgart in Kooperation mit der Landesbank Baden-Württemberg das Studienfach „BWL-Bank“. Seine Einsätze während des Dualen Studiums haben sich auf die Fachbereiche rund um das Produktspektrum des Privaten Vermögensmanagements fokussiert.

Nach seinem erfolgreichen Abschluss absolviert er ein Traineeprogramm zum Relationship Manager im gehobenen Privatkundengeschäft der BW-Bank (neu Asset- und Wealthmanagement).



Marco Breitner schloss 2019 in Kooperation mit der Landesbank Baden-Württemberg (LBBW) erfolgreich den Bachelor im Studienfach „BWL-Bank“ an der DHBW in Stuttgart ab.

Ein mehrmonatiger Einsatz in der Exportfinanzierung in Singapur, sowie ein Praktikum bei einer internationalen Großbank im Bereich „Global Trade and Receivables Finance“ ebneten seinen Einstieg als Export Finance Specialist in der LBBW.



Patrick Hinn studierte von 2016 bis 2019 an der DHBW in Kooperation mit der Landesbank Baden-Württemberg. Er schloss das Studium erfolgreich mit einem Bachelor of Arts im Fach „BWL-Bank“ ab. Während des Studiums fokussierte er sich auf Venture Capital und absolvierte ein Auslandssemester an der University of Sydney.

Nach dem Studium arbeitete er ein Jahr lang für das Pariser Tech-Startup Sketchfab. Im Anschluss begann er seinen Master in Management an der ESSEC Business School in Paris.

IN DIESER REIHE WERDEN AUSGEWÄHLTE WISSENSCHAFTLICHE ERGEBNISSE AUS DEM STUDIENGANG BWL-BANK AN DER DHBW STUTTGART PUBLIZIERT. DER FOKUS LIEGT HIERBEI AUF AKTUELLEN UND BESONDERS RELEVANTEN THEMEN AUS DEM ERWEITERTEN BANKWIRTSCHAFTLICHEN KONTEXT.

IM ERSTEN BEITRAG VERMITTELT DER AUTOR ZUNÄCHST EIN GRUNDVERSTÄNDNIS FÜR DIE KÜNSTLICHE INTELLIGENZ. DEM FOLGEN EINE ANALYSE DER HERAUSFORDERUNGEN BEIM EINSATZ VON KÜNSTLICHER INTELLIGENZ IM PRIVATKUNDENGESCHÄFT AUS DER SICHT INLÄNDISCHER FINANZDIENSTLEISTER. ABSCHLIEßEND WERDEN ZENTRALE ANWENDUNGSFELDER VON KÜNSTLICHER INTELLIGENZ IN DER PRAXIS DER KREDITINSTITUTE DISKUTIERT.

DER ZWEITE BEITRAG BEHANDELT IM ERSTEN SCHRITT GRUNDLAGEN DER DEUTSCHEN KLIMAPOLITIK. IM WEITEREN WERDEN FINANZIERUNGSMÖGLICHKEITEN UMWELT- UND KLIMAFREUNDLICHER PROJEKTE ANALYSIERT. HIERBEI WERDEN U.A. WESENTLICHE GREEN BOND STANDARDS UND ZERTIFIKATE ERLÄUTERT, SOWIE DEREN AUSWIRKUNGEN UND DIE ERREICHBARKEIT DER DEUTSCHEN KLIMAZIELE 2030 UNTERSUCHT.

IM DRITTEN BEITRAG WERDEN DIE MÖGLICHKEITEN UND LIMITIERUNGEN DER AKTUELLEN METHODEN EINER FLIEßTEXT-ANALYSE UND DEREN ANWENDBARKEIT BEI VENTURE CAPITAL INVESTITIONEN UNTERSUCHT. HIERZU WERDEN COMPUTERPROGRAMME ZUR DATENAGGREGATION UND METHODEN DER DATENANALYSE GETESTET UND KRITISCH BEWERTET.