

Automatisierte Erkennung von verschwörungstheoretischen Artikeln

Mit Methoden der natürlichen Sprachverarbeitung und des maschinellen
Lernens

Bachelor-Arbeit zur Erlangung des akademischen Grades eines
B.Sc. Digital Humanities

Eingereicht von: David Fuhry

Matrikel-Nr. 3704472
Zschochersche Str. 32
04229 Leipzig

Betreuer: Jun.-Prof. Dr. Phil. Manuel Burghardt

Computational Humanities
Institut für Informatik
Universität Leipzig
Augustusplatz 10
04109 Leipzig

Inhaltsverzeichnis

1	Einleitung	1
2	Theoretische Perspektiven	1
2.1	Forschungsstand zu Verschwörungstheorien	1
2.2	Stilistische Merkmale verschwörungstheoretischer Texte	3
2.3	Verfahren der Textklassifikation	5
3	Vorgehen	5
4	Umsetzung	6
4.1	Datenbasis	6
4.2	Datenvorverarbeitung	9
4.3	Feature-Engineering	10
4.4	Modelerstellung	11
5	Diskussion	13
6	Fazit	15

1 Einleitung

Verschwörungstheorien sind aktuell stark im Zentrum der öffentlichen Aufmerksamkeit. Während dieser Aufmerksamkeitsschub vor allem auf die Covid-19 Pandemie zurückzuführen ist, erleben Verschwörungstheorien schon seit Anfang der 2000er Jahre einen kontinuierlichen Popularitätsanstieg. Dieser ist vor allem begründet in der zunehmenden Verbreitung des Internets und der sozialen Medien (vgl. Stano, 2020, S. 492).

Eine der Kernfragen in der wissenschaftlichen Auseinandersetzung mit Verschwörungstheorien ist die Frage was eine Verschwörungstheorie ist und was nicht. Eine theoretische Auseinandersetzung mit dieser Frage findet insbesondere in der Wissenssoziologie und der Philosophie statt.¹

Weitgehend unbeantwortet ist hingegen, wie sich diese Frage quantitativ beantworten lässt. Die wenigen hierzu veröffentlichten Arbeiten nutzen meist verhältnismäßig spezifische und komplexe Methoden.²

Diese Arbeit stellt einen Ansatz vor, der versucht dieses Problem mit Methoden des Text-Minings und des maschinellen Lernens zu lösen. Der vorgestellte Ansatz ist dabei deutlich allgemeiner als die in der Literatur vertretenen und identifiziert verschwörungstheoretische Artikel mittels sprachlicher und stilistischer Merkmale.

Es wird dafür ein Korpus aus Artikeln von sieben Webportalen der deutschsprachigen, verschwörungstheoretischen Szene ausgewertet. Aus diesem werden Features extrahiert, die anschließend genutzt werden, um ein Modell zu trainieren, welches diese Artikel von (wissenschafts-) journalistischen Artikeln in einem Vergleichskorpus unterscheiden kann. Dabei erfolgt ein Rückgriff auf in der bestehenden, überwiegend qualitativen Forschung gemachten Erkenntnisse und Beobachtungen. Ebenfalls werden Methoden aus der natürlichen Sprachverarbeitung verwendet, um Features aus Wortfrequenzen und Part-of-Speech Tags zu erstellen.

Das erstellte Modell kann präzise verschwörungstheoretische Artikel identifizieren und von denen im Vergleichskorpus unterscheiden. Die dabei gemachten Beobachtungen können dabei helfen in der qualitativen Forschung gemachte Beobachtungen quantitativ zu validieren. Auch könnte die hier vorgestellte Methode hilfreich sein um verschwörungstheoretische Inhalte in größeren Datenmengen zu identifizieren.

2 Theoretische Perspektiven

2.1 Forschungsstand zu Verschwörungstheorien

Das Erscheinen von Richard Hofstadters Essay *The Paranoid Style in American Politics* (Hofstadter & Wilentz, 1964/2008) wird heute üblicherweise als der Beginn der modernen wissenschaftlichen Auseinandersetzung mit Verschwörungstheorien betrachtet. In seiner Arbeit setzt Hofstadter sich mit dem Einfluss von Verschwörungstheorien und konspirativer Rhetorik (dem *Paranoid Style*) auf die US-amerikanische Politik auseinander. Ein Beispiel auf das Hofstadter eingeht,

¹Siehe z.B. Coady (2006) oder auch Uscinski und Parent (2014, S. 23–53).

²Siehe etwa Samory und Mitra (2018) oder Shahsavari et al. (2020).

sind die Schriften von Senator McCarthy und die nach ihm benannte Praxis des McCarthyismus.

Das weitere Forschungsinteresse im restlichen 20. Jahrhundert war eher gering, die verbleibende Forschung fiel meist in eine von zwei Kategorien, wie Sunstein und Vermeule (2008) passend zusammenfassen:

The academic literature on conspiracy theories is thin, and most of it falls into one of two classes: (1) work by analytic philosophers, especially in epistemology and the philosophy of science, that asks what counts as a “conspiracy theory” and whether such theories are methodologically suspect; (2) a smattering of work in sociology and Freudian psychology on the causes of conspiracy theorizing. (Sunstein & Vermeule, 2008, S. 2)

In der jüngeren Vergangenheit haben mehrere Entwicklungen Verschwörungstheorien und damit auch der Forschung in diesem Bereich Vorschub geleistet.

Dies war zum einen die zunehmende Verbreitung des Internets um die Jahrtausendwende. Die Mehrheit der Autor:innen sieht darin ein erhebliches Hilfsmittel für die Verbreitung von Verschwörungstheorien. So schreibt etwa Stano (2020): “[...] The Internet, and in particular social networks, have proved fundamental to the spread and development of such [conspiracy] theories” (Stano, 2020, S. 492).³

In der jüngsten Vergangenheit haben insbesondere die Wahl Donald Trumps zum US-Präsidenten im Jahr 2016 und die aktuelle Covid-19 Pandemie Verschwörungstheorien in das allgemeine Bewusstsein gerückt. Während die wissenschaftliche Aufarbeitung, insbesondere der mit der Covid-19 Pandemie einhergehenden Welle an Verschwörungstheorien, noch am Anfang steht, sind bereits erste Arbeiten entstanden, die neue, vielversprechende Ansätze zeigen, wie etwa von Shabsavari et al. (2020).

Eines der Kernprobleme in der Arbeit mit Verschwörungstheorien ist es, diese verlässlich als solche zu identifizieren. Dies hat nicht nur eine fundamentale Rolle für theoretische Arbeiten, sondern ist auch von immenser praktischer Relevanz, ist die Grenze zwischen Verschwörungstheorien und Nachrichten in den sozialen Medien doch zunehmend schwerer auszumachen.

In der Vergangenheit war die wissenschaftliche Beantwortung dieser Frage meist eng mit der Frage danach verbunden, was eine Verschwörungstheorie konstituiert und anhand welcher Kriterien sich dies erfassen lässt. Eine beispielhafte Arbeit ist zu finden bei Uscinski und Parent (2014). Die Autor:innen nutzen darin sechs verschiedene Tests um Verschwörungstheorien zu identifizieren. Als Beispiel seien Occam’s razor, also die Frage nach der einfachsten Erklärung, und die Falsifizierbarkeit einer Theorie genannt. In der Arbeit wird mit diesen Kriterien und der Methode der Inhaltsanalyse, sowie einer Vielzahl von studentischen Kodierer:innen, ein Korpus aus Briefen an US-Redaktionen ausgewertet (Uscinski & Parent, 2014, 54ff). Während die Autor:innen überzeugend dafür argumentieren, alle der aufgestellten Kriterien für eine Klassifizierung einzusetzen (Uscinski & Parent, 2014, 52f), ist keines der eingeführten Kriterien wirklich

³Es gilt jedoch anzumerken, dass auch die gegenteilige Auffassung in der Literatur vertreten ist, etwa bei Clarke (2007).

geeignet um automatisierte Klassifikationen vorzunehmen, zumindest mit den aktuellen technischen Möglichkeiten.

In der jüngeren Vergangenheit sind demgegenüber erste Arbeiten entstanden, die sich mit automatisierten Verfahren rund um Verschwörungstheorien beschäftigen. Eine solche Arbeit ist die von Samory und Mitra (2018), in der die Autor:innen automatisiert Triplets bestehend aus *agent*, *action* und *target* aus verschwörungstheoretischen Online-Kommentaren extrahieren. Als Datengrundlage nutzen sie dazu Beiträge aus dem Reddit Subforum r/conspiracy. Diese werten sie mittels einer NLP-Pipeline aus, die unter anderem Topic Modeling, Dependency Parser und Wortvektoren nutzt, aber auch vereinzelt menschliche Expertise einbringt (Samory & Mitra, 2018, 6ff). Der Ansatz stellt einen wichtigen Beitrag zu einer vollständig automatisierten Analyse dar, ist aber auch verhältnismäßig komplex und benötigt Eingriffe durch menschliche Expert:innen.

Eine weitere Arbeit, die sich mit automatisierten Auswertungen beschäftigt, ist die von Shahsavari et al. (2020). Die Autor:innen werten darin Online-Diskussionen zur Covid-19 Pandemie in Foren wie Reddit und 4Chan aus. Die Auswahl der Beiträge mit verschwörungstheoretischem Inhalt, wurde dabei von einem Expert:innengremium getroffen (Shahsavari et al., 2020, 284f). Es werden, mittels Methoden aus der natürlichen Sprachverarbeitung, narrative Netzwerke ausgewertet und so Verbindungen zu den Inhalten von Nachrichten und den aktuell populärsten Verschwörungstheorien aufgezeigt.

Näher an der Problemstellung dieser Arbeit ist die Methode die von Potthast et al. (2018) vorgestellt wird. Darin nutzen die Autor:innen Methodik um mit Verfahren des maschinellen Lernens und stilistischen Features Fake-News und politisch extreme Artikel zu identifizieren. Sie greifen dabei auf einen von professionellen Journalist:innen kategorisierten Korpus zurück und können Artikel aus politisch extremen Quellen mittels dieser Merkmale von anderen unterscheiden. Da Verschwörungstheorien eine Schnittmenge mit Fake-News und insbesondere der rechtsextremen Szene haben (vgl. Römer & Stumpf, 2019), könnte dieser Ansatz auch für die Identifizierung verschwörungstheoretischer Inhalte relevant sein.

2.2 Stilistische Merkmale verschwörungstheoretischer Texte

Um Verschwörungstheorien zuverlässig zu identifizieren, soll zunächst ein Blick in die Literatur erfolgen und auf die in der qualitativen und quantitativen Forschung gemachten Beobachtungen zu sprachlichen Merkmalen von Verschwörungstheorien. Eine erschöpfende Auflistung aller in der Literatur zu findenden sprachlichen Merkmale von Verschwörungstheorien ist, insbesondere mit dem erstarkten Forschungsinteresse in der jüngsten Vergangenheit, kaum möglich, noch wäre sie zielführend. Es sollen daher hier vor allem solche Merkmale genannt werden, die sich potenziell für eine quantitative, automatisierte Erfassung eignen.

Eine in der Literatur häufig gemachte Beobachtung ist die Emotionalität der Argumentation in Verschwörungstheorien (vgl. Miller, 2002, S. 10). Dieses Merkmal findet sich auch bei Butter (2018, 93ff), der noch spezifischer darauf eingeht, dass es vor allem die vermeintlichen Verschwörer sind, denen mit "metaphorisch aufgeladener, bisweilen apokalyptischer Sprache ausschließlich negative Eigenschaften zugeschrieben [werden]" (Butter, 2018, 93f).

Während die Emotionalität spezifischer Aspekte der Argumentation eine häufig gemachte Beobachtung ist, steht dazu im Gegensatz die Beobachtung über den allgemeinen Stil der Verschwörungstheoretiker:innen. So spricht ebenfalls Butter (2018, S. 61) davon, dass sich Verschwörungstheoretiker traditionell um eine seriöse Darstellung bemühen und sich der verwendete Stil an dem der Wissenschaft anlehne. Diese Feststellung findet sich bereits bei Hofstadter und Wilentz (1964/2008):

The higher paranoid scholarship is nothing if not coherent—in fact the paranoid mind is far more coherent than the real world. It is nothing if not scholarly in technique. McCarthy’s 96-page pamphlet, *McCarthyism*, contains no less than 313 footnote references, and Mr. Welch’s incredible assault on Eisenhower, *The Politician*, has one hundred pages of bibliography and notes. (Hofstadter & Wilentz, 1964/2008, S. 37)

Seit der Erstveröffentlichung von Hofstadters Essays hat vor allem die Verbreitung des Internets zu Veränderungen in der Erzählart von Verschwörungstheorien geführt. Die Obsession an Belegen und Referenzen existiert zwar weiterhin, hat sich aber insoweit verändert, als das nicht mehr unbedingt Fußnoten das Mittel der Wahl sind. Vielmehr wird sich der Möglichkeiten des Internets bedient, Inhalte direkt einzubinden oder zu verlinken. So schreibt etwa Soukup (2008), der sich spezifisch mit Verschwörungstheorien um den 11. September befasst, diese müssten als ”digital, hypertextual, and multimedial experience”(Soukup, 2008, S. 10) verstanden werden.

Erst in der jüngeren Vergangenheit finden sich Arbeiten die sich spezifisch mit den linguistischen Merkmalen von Verschwörungstheorien auseinandersetzen. Schäfer (2018) etwa analysiert einen Korpus aus Kommentaren zu verschwörungstheoretischen YouTube-Videos. Sie stellt dabei unter anderem eine gehäufte Verwendung von Ironie und scare quotes fest, insbesondere dann, wenn es darum geht die Gegenseite negativ darzustellen (Schäfer, 2018, S. 235). Ähnlich der bereits erörterten Literatur findet die Autorin auch eine hohe Dichte von Belegen und Referenzen, die die Kompetenzen der Verschwörungstheoretiker:innen unterstreichen sollen, stellt aber zusätzlich heraus, dass diese sich häufig in Form von Nennungen von Namen und Zahlenangaben ausdrücken (Schäfer, 2018, S. 234).

Eine ähnliche Beobachtung macht auch Filatkina (2018), die feststellt:

In einem Beitrag oft mehrfach angeführte Verweise auf offizielle Zahlen [...] bzw. das wörtliche Zitieren der VertreterInnen der Wissenschaft und Politik sollen die Glaubwürdigkeit herstellen. (Filatkina, 2018, S. 208)

Ebenfalls nennt die Autorin eine übliche Konstruktion, in der durch offene und geschlossene Fragen die Aufmerksamkeit der Leser:innen auf bestimmte Aspekte gelenkt werden soll (Filatkina, 2018, S. 205). Als letztes stilistisches Merkmal sei hier noch die häufige Nutzung von Negationswörtern genannt, wie sie etwa von Römer und Stumpf (2019, S. 149) beobachtet wird.

2.3 Verfahren der Textklassifikation

Die Aufgabe das so gesammelte Wissen zu operationalisieren fällt in den Bereich der Textklassifizierung bzw. -kategorisierung. Dieses Feld geht auf Maron (1961) zurück, der Dokumente aufgrund sogenannter *clue words* und einem probabilistischen Ansatz Kategorien zuordnete. Er nutzte dafür bereits viele Methoden die in modernen Verfahren zum Einsatz kommen, etwa das Filtern von Stoppwörtern.

Das Problem lässt sich grundlegend Formalisieren als die Suche nach einer Funktion F mit $F : D \times C \rightarrow 0, 1$. Es wird also eine Funktion gesucht, die alle Dokumente D jeder Kategorie C entweder positiv oder negativ zuordnet (Feldman & Sanger, 2006, 66f). Im hier vorliegenden Fall ist nur eine Kategorie gesucht, so dass es sich um ein binäres Klassifizierungsproblem handelt. Da komplette Textdateien für Computer nur sehr bedingt zu Verarbeiten sind, werden die Dokumente D durch Feature-Vektoren repräsentiert.

Die Erstellung dieser Vektoren ist der wesentliche Schritt um eine gute Klassifizierungsleistung zu erhalten. Vermutlich am häufigsten als Repräsentation genutzt werden Wortfrequenzen, meist in der Form term-frequency inverse-document-frequency (*tf-idf*). Dieser Wert soll ausdrücken, wie wichtig ein Wort für ein spezifisches Dokument ist, indem er die Häufigkeit des Auftauchens in einem Dokument ins Verhältnis zur Häufigkeit des Vorkommens in allen Dokumenten setzt. Entscheidend ist auch welche Wörter als Features genutzt werden, während es häufig ausreicht die häufigsten n -Prozent der Wörter⁴ zu nutzen (Feldman & Sanger, 2006, S. 68), gibt es hier eine Vielzahl von komplexeren und spezialisierten Verfahren. Für einen Überblick über solche sei auf die entsprechende Literatur verwiesen, etwa Yang und Pedersen (1997).

Neben Wortfrequenzen sind für diese Arbeit auch Part-of-Speech Tags relevant. Diese Annotationen der Wortarten werden in manchen Fällen für Textklassifikation benutzt, insbesondere aber für stilistische Fragestellungen häufig eingesetzt (vgl. Jimenez et al., 2020). Da in dieser Arbeit der, in Anlehnung an Hofstadter, *Paranoide Stil* Untersuchungsgegenstand ist, könnten diese also einen potenziell wichtigen Beitrag zur Klassifizierungsgenauigkeit leisten.

3 Vorgehen

Als Grundlage dieser Arbeit dient ein Korpus aus Texten von deutschsprachigen Internetportalen, die der verschwörungstheoretischen Szene zuzuordnen sind. Dieser wurde im Verlauf der letzten Jahre über Webcrawling zusammengestellt.

Um eine strukturierte Analyse mit Methoden des maschinellen Lernens zu ermöglichen, wird ein Vergleichskorpus mit (wissenschafts-) journalistischen Artikeln die dem Untersuchungskorpus von Form und Thematik möglich ähnlich gelagert sind verwendet.

Anschließend werden aus den Textkorpora mit Verfahren aus der natürlichen Sprachverarbeitung Features extrahiert, auf denen Klassifizierungsverfahren arbeiten können. Zum Einsatz kommen dabei sowohl Features die klassischerweise für Textklassifikation herangezogen werden (Wortfrequenzen), Features die eher für stilometrische Analysen verwendet werden (Part-of-Speech Tags), sowie auf Ergebnissen der vorhandenen Literatur zu Verschwörungstheorien basierende

⁴Nachdem Wörter ohne Informationswert wie etwa Stoppwörter gefiltert wurden.

Features. Die Implementierung aller Funktionen dieser Arbeit erfolgt in der Programmiersprache *R* (R Core Team, 2021).

Mit den so erstellten Daten soll ein Modell trainiert werden, dass zwischen den verschwörungstheoretischen Artikeln und denen aus dem Vergleichskorpus unterscheiden kann. Um die Effektivität der auf der Literatur basierten Features besser einschätzen zu können wird zunächst ein Modell nur mit diesen Features trainiert. Im Anschluss wird ein weiteres Modell trainiert, dass zusätzlich noch Wortfrequenzen und Part-of-Speech Tags als Features enthält. Für jeden dieser Datensätze wird zunächst ein einfacher Entscheidungsbaum als Baseline Modell trainiert. Für das endgültige Modell kommt die *LightGBM* Bibliothek (Ke, 2019) zum Einsatz, eine Implementierung von Gradient Boosting Decision Trees (Friedman, 2002).

Dieses Verfahren bietet neben der typischerweise guten Präzision den Vorteil, dass die Ergebnisse, ähnlich einfachen Entscheidungsbäumen, verhältnismäßig gut interpretierbar sind. Dies soll es Erlauben den Einfluss einzelner Features auf die Vorhersagegenauigkeit zu bestimmen, insbesondere auch der aus der Literatur abgeleiteten Features.

4 Umsetzung

4.1 Datenbasis

Als Grundlage dieser Arbeit wurde ein Textkorpus aus Artikeln von insgesamt sieben deutschsprachigen, der verschwörungstheoretischen Szene zuzurechnenden Internetangeboten erstellt. Die Skripte zum automatischen Abruf der Artikel nutzen das R-Paket *rvest* (Wickham, 2020) und extrahieren mittels für jede Seite separat erstellten CSS-Selektoren und XPath-Queries den jeweiligen Artikeltext. Während dieses Prozesses wurden auch kleinere Bereinigungen an den Artikeltexten vorgenommen, um wiederkehrende, nicht zum Artikeltext gehörende Elemente wie Werbung oder Spendenaufrufe zu entfernen. Die Texte selbst wurden jedoch soweit möglich nicht weiterbearbeitet. Weiterhin erfasst wurde zu jedem Artikel das (angegebene) Veröffentlichungsdatum, der Artikel-titel sowie die Rubrik auf der Website, so diese Angabe vorhanden war.

Der so erstellte Korpus umfasst insgesamt 16836 Artikel und deckt beginnend im Jahr 2006 einen Zeitraum von 14 Jahren ab. Die zeitliche Verteilung der Artikel im Korpus ist Grafik 1 zu entnehmen,⁵. Wie dort ersichtlich ist, steigt beginnend in 2016 die Zahl der Artikel stark an. Dies ist zum einen damit zu erklären, dass einzelne der gecrawlten Websites ihre Veröffentlichungsfrequenz zu dieser Zeit erhöht haben, überwiegend ist diese Entwicklung aber darauf zurückzuführen, dass insbesondere das Angebote von *Watergate.tv* erst im Jahr 2016 seinen Betrieb aufgenommen hat und eine hohe Veröffentlichungsfrequenz aufweist. Genauere Informationen zu den von den einzelnen Angeboten abgedeckten Zeiträumen sowie zu Artikelzahl und Länge finden sich in Tabelle 1.

Dort ist auch ersichtlich, dass sich nicht nur die absolute Zahl der Artikel nach Quelle stark unterscheidet, auch das Veröffentlichungsintervall schwankt je nach Quelle von weniger als einem Artikel/Monat zu über 100. Es besteht weiterhin ein negativer Zusammenhang zwischen der durchschnittlichen Artikel-länge und dem Veröffentlichungsintervall ($r = -0.72, p = 0.065$).

⁵Alle Grafiken erstellt mit *ggplot2* (Wickham, 2016).

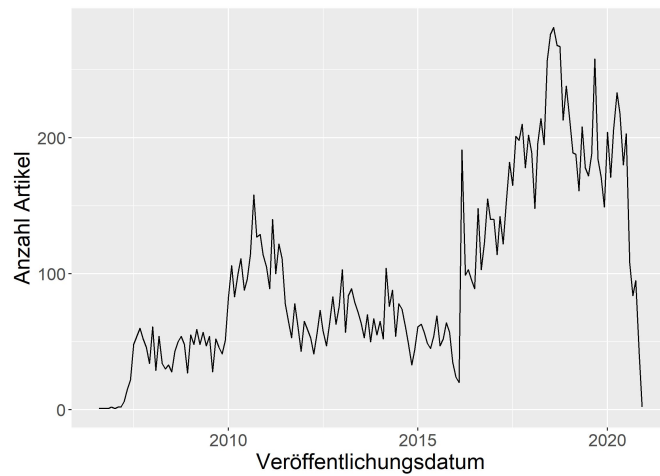


Abbildung 1: Anzahl Artikel nach Veröffentlichungsmonat

Quelle	Von	Bis	Zeichen/ Artikel	Anzahl Artikel	Artikel/ Monat
Alles Schall und Rauch	23.08.06	02.08.20	5000	5349	32.0
conrebbi	05.09.12	20.10.14	5610	24	1.0
deutschlandpranger	29.10.16	30.12.20	7527	118	2.4
fm-tv	31.07.08	02.11.18	9158	97	0.8
hinterderfichte	16.01.10	31.05.18	4221	1083	10.8
recentr	03.08.07	05.08.20	5071	4762	30.5
Watergate.tv	20.05.16	16.11.20	2810	5403	101.9

Tabelle 1: Kennzahlen der einzelnen Quellen des Korpus

Auch eine inhaltliche Betrachtung zeigt deutliche Unterschiede zwischen den einzelnen Quellen. So ist *Alles Schall und Rauch (ASuR)* als ältestes vertretenes Angebot auch einer der klassischsten Vertreter der konspirativen Webangebote. Die Besucher:innen werden direkt auf der Startseite mit Fragen konfrontiert wie ‚Was geschau wirklich am 11. September?‘ oder ‚Was passiert tatsächlich mit dem Klima?‘ (Freeman, 2021).⁶

Die Seite bedient sich klassischer Verschwörungstheorien und wird im Allgemeinen der Truthther Szene zugeordnet („Alles Schall und Rauch“, 2020). Sie hat laut Eigenaussage im Schnitt über 50.000 Zugriffe täglich.⁷

Inhaltlich finden sich sowohl Essay-artige Artikel zu Themen wie 9/11, den Bilderberger-Treffen oder dem Klimawandel auf der Seite, aber auch kürzer gehaltene Meldungen zu aktuellen Ereignissen. Es werden, wie bei fast allen anderen Seiten im Korpus, häufig Inhalte Dritter eingebunden, sowie die Artikel durch Bilder oder Grafiken ergänzt. Gut ist die von Soukup (2008) beobachtete

⁶Hier ist bereits die von Filatkina (2018, S. 205) beobachtete Konstruktion des offenen Fragen zu erkennen, die die Aufmerksamkeit der Besucher:innen auf sich ziehen soll.

⁷Der Besucherzähler der Website ist inzwischen nicht mehr funktional, Angabe übernommen aus Anonymous (2020).

Multimedialität von Verschwörungstheorien zu erkennen.

Ähnlich zu *ASuR* gelagert sind auch die Websites *Hinter der Fichte* (*HdF*) und *conrebbei*, beide können der Truthther Szene zugerechnet werden (vgl. „Conrebbei“, 2020). In beiden Angeboten werden aktuelle Ereignisse kommentiert und verschwörungstheoretisch interpretiert, aber auch längere Essays zu typischen Themen der Szene verfasst. Im Vergleich zu *ASuR* werden bei beiden Angeboten deutlich mehr Inhalte in Form von Videos und Fremdquellen in Bild- und Textform genutzt.

Von den bisherigen Quellen heben sich dagegen die Angebote *fm-tv* und *Deutschlandpranger* ab. Während sich inhaltlich beim *Deutschlandpranger* recht klassische Themen wie die Leugnung des Klimawandels (vgl. 2018) finden, sind die dazugehörigen Texte überdurchschnittlich lang und voller Werbung für Bücher zu teilweise komplett unabhängigen Themen. Insbesondere aber sind die Texte selbst z.T. sehr wirr, die (sehr ausführlichen) AGB der Website enthalten etwa einen Abschnitt zu Strafzahlungen bei „Übersenden eines Statements anstatt einer echten Rechnung (True Bill) des wahren Haftungsgläubigers“ („Blog AGB’s“, 2016) und weitere ähnlich obskure Paragraphen.

Die verbleibenden beiden Quellen im Korpus *recentr* und *Watergate.tv* sind beide der rechten Truthther Szene zuzuordnen und verbreiten Verschwörungstheorien in diese Richtung. Beide zeichnet ein eher journalistischer Stil aus, es werden kurze bis mittellange Meldungen veröffentlicht, häufig begleitet von eigenen oder fremden Videos. *Recentr* wurde 2006 als deutscher Ableger von *Inforwars.com* gegründet und bedient sich noch heute einem ähnlichen Konzept. Es wird massiv Werbung für den eigenen Shop gemacht, in dem diverse Produkte zur Vorbereitung auf apokalyptische Szenarien sowie fragwürdige Nahrungsergänzungsmittel verkauft werden. Inhaltlich sticht vor allem heraus, dass sich die Seite (bzw. der Hauptautor Alexander Benesch) z.T. sehr explizit von anderen Teilen der rechten bzw. der verschwörungstheoretischen Szene abgrenzt.⁸ So kommt es durchaus vor, dass in einem Artikel zunächst von der „implausiblen Sichtweise, verschiedenste Regierungen hätten eine Fake-Pandemie orchestriert“ (Benesch, 2021a) gesprochen wird, nur um im nächsten Satz zu erklären:

In Wirklichkeit sind die Methoden der globalen Bevölkerungsreduktion fast ausschließlich legal, simpel und werden schrittweise angewandt [...]. Das Konzept ist so entworfen, um mit möglichst wenig Zwang auszukommen [...]. (Benesch, 2021a)

Die Website *Watergate.tv* (inzwischen Teil von *NEOPresse.com*) ist ein Video- und Nachrichtenportal, das sich verschwörungstheoretischer Narrative bedient. Auf dem Portal finden sich klassische Themen wie Bilderberger-Treffen (vgl. Watergate Redaktion, 2018) aber auch Fake-News und Berichterstattung mit starker pro-russischen Tendenz. In die Öffentlichkeit rückte das Portal, als sich das Neo-Magazin-Royale wegen seiner Mitarbeit bei *Watergate.tv* von Hans Meiser trennte (vgl. „ZDF bestätigt Trennung von Hans Meiser“, 2017).

Insgesamt deckt der hier verwendete Korpus einen signifikanten Teil der eher klassischen, deutschsprachigen Truthther Szene ab. Es muss allerdings angemerkt werden, dass insbesondere in den letzten Jahren eine Bewegung der Szene in

⁸So grenzt sich das Portal in Beiträgen inzwischen auch von *Inforwars* Gründer Alex Jones ab (Benesch, 2018) oder spekuliert darüber, ob die Alternative für Deutschland vom britischen Geheimdienst gegründet wurde (Benesch, 2021b).

	Von	Bis	Zeichen/ Artikel	Anzahl Artikel	Artikel/ Monat
Frankfurter Rundschau	03.08.06	04.08.20	3670	9959	59.3
scienceblogs	14.02.07	04.08.20	3261	8765	54.4
scilogs	29.12.00	03.08.20	5206	9533	40.6
Spiegel Online	01.08.06	07.01.20	4687	8665	53.8

Tabelle 2: Kennzahlen der einzelnen Quellen des Vergleichskorpus

Richtung Social Media zu Portalen wie Facebook und Telegram stattfand. Diese zu untersuchen ist allerdings nicht Teil der Fragestellung dieser Arbeit.

Um einen möglichst guten Vergleich zwischen den Texten im Korpus und dem Vergleichskorpus zu ermöglichen, war es das Ziel Medien zu finden die in Form und inhaltlicher Ausrichtung dem Korpus möglichst ähnlich sind, ohne aber dessen verschwörungstheoretische Aspekte zu teilen. Da insbesondere die letzten beiden besprochenen Angebote sich inhaltlich sehr an journalistische Medien anlehnen, lag es nah ebensolche heranzuziehen. Aus Gründen der Vollständigkeit (die Angebote sollten möglichst während des kompletten vom Korpus abgedeckten Zeitraums publiziert haben) sowie der Zugänglichkeit, wurden die Angebote von *Spiegel Online* sowie der *Frankfurter Rundschau* ausgewählt. Es wurde für beide Onlineangebote zunächst ein Index aller Artikel, die in dem vom Korpus abgedeckten Zeitraum veröffentlicht wurden, erstellt und aus diesem zufällig eine Auswahl von 10000 Artikeln pro Anbieter gezogen.

Da die restlichen im Korpus enthaltenen Seiten alle mehr oder weniger in der Form eines Blogs gestaltet sind, sollten Angebote vergleichbarer Form herangezogen werden. Um auch dem in der Literatur häufig genannten wissenschaftlichen Stil von verschwörungstheoretischen Texten Rechnung zu tragen, wurde eine Reihe von Wissenschaftsblogs als zweite Komponente des Vergleichskorpus gewählt. Dafür wurden von den beiden Plattformen *scienceblogs* und *scilogs*,⁹ ähnlich den journalistischen Angeboten, aus dem gesamten Index der Einträge eine Auswahl von jeweils 10000 Artikeln ausgewählt. Genauere Kennwerte zum Vergleichskorpus sind Tabelle 2 zu entnehmen.¹⁰

4.2 Datenvorverarbeitung

Zunächst wurden einige Reinigungsverfahren auf den Korpus angewendet, um zu verhindern, dass fehlerhafte oder irrelevante Daten mit für die Featureerstellung herangezogen werden.

Es wurde Unicode Normalisierung für alle Texte durchgeführt, anschließend wurde mittels des *Google Compact Language Detector 3* (Ooms, 2021) die Sprache aller Artikel bestimmt und alle als überwiegend fremdsprachig erkannten Artikel aus dem Korpus entfernt.¹¹ Da im Korpus an einigen Stellen nicht zum Artikeltext gehörige Komponenten aus vielen Sonderzeichen vorhanden waren,

⁹Beide Plattformen sind Anbieter bei denen eine Vielzahl verschiedener Blogs zu finden sind.

¹⁰Die geringere Artikelzahl ist auf später durchgeführte Bereinigungen zurückzuführen.

¹¹Alle Skripte zur Datenbereinigung und Modellerstellung sind verfügbar unter: github.com/davidfuhry/bachelor_thesis.

wurden alle Wörter entfernt, die nur aus Zeichen bestanden, die unter 1000 Mal im gesamten Korpus vorhanden waren. Weiterhin wurden noch kleinere Korrekturen vorgenommen, wie das Zusammenfassen multipler, aufeinanderfolgender Leerzeichen und Unterstriche (die gerne als Trennlinien in den Artikeln benutzt werden).

Abschließend wurden noch alle Texte unter 100 Zeichen Länge aus dem Korpus entfernt, da diese nur wenig Informationen enthalten können. Der finale Korpus umfasste 53758 Texte, mit einem Anteil der positiven Klasse (sprich von verschwörungstheoretischen Texten) von etwa 32%.

4.3 Feature-Engineering

Zunächst wurden Features basierend auf den in der Literatur beobachteten, linguistischen Eigenschaften von verschwörungstheoretischen Texten erstellt. Die etwa von Miller (2002, S. 10) festgestellte Emotionalität wurde mit der Methode der Sentimentanalyse erfasst. Dafür wurde das Sentimentwörterbuch *SentiWS* (Remus et al., 2010) genutzt. Dieses umfasst positive und negative Sentimentwerte für über 3000 Grundformen deutscher Wörter. Während komplexere Ansätze, wie etwa der von Neethu und Rajasree (2013) eine höhere Präzision versprechen,¹² scheint die genutzte Methode für den vorliegenden Kontext ausreichende Ergebnisse zu liefern. Es wurde sowohl die Summe der positiven und negativen Sentimente erfasst, also auch die Summe sowie der Betrag pro Artikel insgesamt. Hiermit soll insbesondere auf solche Fälle eingegangen werden, in denen ein Text zwar viele emotional behaftete Wörter verwendet, sich die Sentimentsumme aber durch einen Wechsel an positiven und negativen Wörtern ausgleicht.

Als weiteres in der Literatur anzutreffendes Merkmal soll auch die Menge an Zitationen betrachtet werden. Um diese zu operationalisieren, wurden zum einen die Anzahl der Anführungszeichen im Text gezählt. Eine genauere Betrachtung der Verwendung von Fremdbelegen von denen etwa Schäfer (2018, S. 235) spricht, wird ermöglicht indem als zusätzliche Features erfasst werden:

1. Die Zahl der äußersten Zitate¹³
2. Die durchschnittliche Länge der Zitate
3. Der Anteil von zitiertem Text am gesamten Artikeltext

Die Menge an scare quotes wird ebenfalls erfasst, wobei ein scare quote für diese Arbeit definiert wird als ein Zitat, in dem keine Leerzeichen (oder andere Formen von whitespaces) enthalten sind.

Die Menge der Fragen, wie sie etwa Filatkina (2018, S. 205) als Merkmal von verschwörungstheoretischen Texten feststellt, wird durch ein simples Zählen der im Text vorkommenden Fragezeichen abgebildet. Ähnlich lässt sich auch die Annahme über die Häufung von Zahlenangaben wie sie sich bei Schäfer (2018, S. 234) findet, durch einfaches Zählen von Zahlengruppen operationalisieren. Um die bei Römer und Stumpf (2019, S. 149) gemachte Beobachtung der häufigen

¹²So ist der hier vorgestellte Ansatz beispielsweise nicht in der Lage korrekt mit Negationen umzugehen.

¹³Also Zitate die nicht Teil anderer Zitate sind.

Feature	Korpus		Vergleichskorpus		W	p
	\bar{X}	σ	\bar{X}	σ		
Textlänge	4309	4429	4208	4186	3.01e8	< 0.01
Tweets	0.0006	0.0058	0.0004	0.013	3.13e8	< 0.01
Youtube-Videos	0.016	0.088	0.004	0.037	3.45e8	< 0.01
Interne Links	0.0094	0.066	0.077	0.274	2.31e8	< 0.01
Externe Links	0.081	0.2	0.12	0.434	3.16e8	< 0.01
Negationen	0.158	0.11	0.151	0.109	3.23e8	< 0.01
Anteil Zitation	9.351	18.062	7.373	13.984	2.91e8	< 0.01
Sentimente Betrag	8.778	9.615	7.649	8.039	3.15e8	< 0.01

Tabelle 3: Statistische Kennzahlen zu ausgewählten Features

Verwendung von Negationswörtern abzubilden, wurde händisch eine Liste von 15 Negationswörtern erstellt und deren Häufigkeit in den Texten gemessen.

Die Multimedialität und Verknüpftheit von verschwörungstheoretischen Artikeln wie sie Soukup (2008, S. 10) anspricht, soll mit einer Reihe von Informationen die aus den dem Korpus zugrunde liegenden HTML Dateien extrahiert wurden abgebildet werden. Um die Multimedialität zu erfassen, wurde die Anzahl der eingebundenen Bilder, Tweets, Youtube-Videos sowie sonstiger eingebetteter Elemente im Artikel gezählt. Für eine Messung der Verknüpftheit wurde die Anzahl von in den Artikeln enthaltenen Links, aufgeteilt nach internen und externen Zielen, erfasst. Ebenso wurde als stilistisches Merkmal die Menge an fettgedruckten und kursiven Text ausgewertet.

Um weitere Features aus dem Bereich der Textklassifikation zu nutzen, wurde der Korpus zunächst mithilfe von *spaCy* (Honnibal et al., 2020) annotiert um Lemmata und Part-of-Speech Tags zu generieren. Es wurden anschließend die Anzahl jedes Part-of-Speech Tags, die Zahl der Sonderzeichen sowie der Anteil an großgeschriebenem Text als Feature übernommen. Ebenso wurde die Wortdichte für jeden Text bestimmt, also die Anzahl an Wörtern im Verhältnis zur Textlänge.

Zur Ermittlung von Wortfrequenzen wurden zunächst Stoppwörter aus dem Korpus entfernt¹⁴, Wörter auf ihre Lemmata reduziert, einige Sonderfälle aussortiert¹⁵ und anschließend die 400 häufigsten Wörter als Features übernommen.¹⁶ Alle Features abgesehen von den sowieso als *tf-idf* oder als relative Häufigkeit vorliegenden wurden mit der Textlänge skaliert.

4.4 Modelerstellung

Zunächst wurde ein Datensatz erstellt, der alle Beobachtungen, aber nur solche Features enthielt, die aus der Literatur zu Verschwörungstheorien abgeleitet

¹⁴Zum Einsatz kam die Stoppwort Liste aus dem *tm* Paket (Feinerer et al., 2008)

¹⁵So wurde beispielsweise das Wort *dpa* nicht übernommen, da es praktisch exklusiv in Artikeln der Frankfurter Rundschau und von Spiegel Online vorkommt.

¹⁶Es ist durchaus üblich mehr Wörter als Features zu übernehmen (vgl. Feldman & Sanger, 2006, S. 68), da dies aber die Dimensionalität der Daten und damit die Komplexität der Klassifizierung deutlich erhöhen würde und die Auswahl von 400 Wörtern bereits zufriedenstellende Ergebnisse liefert wurde hier darauf verzichtet.

Modell	Accuracy	Sensitivity	Specificity	AUC
dtree	0.7534	0.7761	0.7428	0.829445
LightGBM	0.8745	0.8700	0.8766	0.950817

Tabelle 4: Ergebnisse der Klassifizierer nur auf literaturbasierten Features

Modell	Accuracy	Sensitivity	Specificity	AUC
dtree	0.8668	0.7845	0.9052	0.881973
LightGBM ¹⁷	0.9784	0.9770	0.9791	N/A

Tabelle 5: Ergebnisse der Klassifizierer auf dem vollständigen Datensatz

wurden. Auf diesem Datensatz wurde zunächst ein einfacher Entscheidungsbaum aus dem Paket *rpart* (Therneau & Atkinson, 2019) als Baseline Modell trainiert. Hierfür wurde ein Train/Test Split im Verhältnis 2/1 auf den Daten durchgeführt. Das auf den Trainingsdaten trainierte Modell erreichte eine Präzision von 75.3%.

Mit den gleichen Daten wurde anschließend ein Modell mit der *LightGBM* Bibliothek (Ke, 2019) trainiert. Da Gradienten-Boosting Verfahren schnell zu Overfitting neigen, wurde zunächst mittels Kreuzvalidierung auf den Trainingsdaten die optimale Iterationstiefe bestimmt. Anschließend wurde das Modell mit einer Lernrate von 0.1 und einer maximalen Blattzahl von 50 trainiert. Das so trainierte Modell erreichte eine Präzision von 87.4%.

In Tabelle 4 sind die Leistungen der beiden Modelle auf den Testdaten zusammengefasst. Wie zu erkennen ist, ist selbst der einfache Entscheidungsbaum deutlich präziser als es ein bloßes Raten im Klassenverhältnis wäre ($p < 0.01$). Auch ist ersichtlich, dass das komplexere *LightGBM* Modell eine in allen Bereichen deutlich bessere Leistung erbringt.

Im Weiteren wurde ein Modell mit allen vorhandenen Features erstellt. Hierfür wurde ebenfalls zunächst als Baseline Entscheidungsbaum trainiert. Dieser erreichte eine Präzision von 87.7% und konnte damit den Entscheidungsbaum, der auf dem kleineren Korpus trainiert wurde in Genauigkeit deutlich übertreffen. Hervorzuheben ist vor allem die verhältnismäßig geringe Sensitivität.

Bevor das finale Modell trainiert wurde, wurde zunächst mittels eines Tunegrids eine Optimierung der Hyperparameter Lernrate (*learning_rate*) und Anzahl der äußersten Blätter (*n_leaves*) durchgeführt. Getestete Werte waren dabei für die Lernrate 0.01, 0.05, 0.10, 0.20 und für die Blätterzahl 5, 50, 127 (Der Standardwert von *LightGBM*), 200. Das beste Ergebnis wurde mit einer Lernrate von 0.05 und einer Blätterzahl von 50 erzielt. Mit diesen Werten wurde erneut die optimale Iterationstiefe mittels Kreuzvalidierung bestimmt.

Das mit diesen Parametern erstellte, finale Modell wurde schließlich mittels einer 10-Fold Kreuzvalidierung auf den gesamten Datensatz validiert und erreichte insgesamt eine Präzision von 98.14%. Die Confusion-Matrix der Kreuzvalidierung ist in Grafik 2 zu sehen.

¹⁷10-Fold Kreuzvalidiert

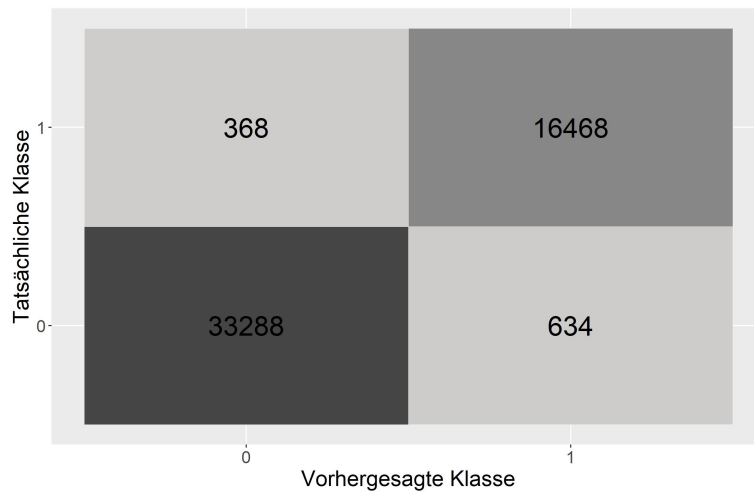


Abbildung 2: Confusion-Matrix nach 10-Fold Kreuzvalidierung des finalen Modells

5 Diskussion

Das kleinere, ausschließlich mit literaturbasierten Features trainierte Modell erreichte mit 87% bereits eine hohe Präzision. Dies kann dahingehend interpretiert werden, dass die genutzten Features grundsätzlich geeignet sind um verschwörungstheoretische Texte von (wissenschafts-) journalistischen zu unterscheiden.

Die verwendete *LightGBM* Software erlaubt es die Bedeutung einzelner Features für das erstellte Modell abzuschätzen. Das Feature mit dem höchsten Informationszuwachs (Gain) für das Modell ist die Anzahl der internen Links (Gain = 0.12). Die Anzahl der externen Links hingegen bot einen deutlich geringeren Gain (0.076) für das Modell. Dies ist insofern bemerkenswert, als dass die in der Literatur gemachten Beobachtungen wie etwa die von Soukup (2008, S. 10) hätten vermuten lassen, dass die Verknüpfung mit externen Quellen ein wichtigeres Merkmal ist als die mit internen.

Die nächstwichtigsten Features sind die Anzahl der eingebundenen Bilder (Gain = 0.1), die Summe der Sentimente (0.1) und der Anteil an zitierten Text (0.9). Interessant ist hier noch, dass, anders als die Summe an Sentiment Scores, der Betrag der Sentiment Scores für die Klassifizierung relativ unbedeutend ist (Gain = 0.018). Dies kann zum einen daran liegen, dass diese Werte nicht vollständig unabhängig voneinander sind und der Trainingsalgorithmus deshalb u.U. nur einen der Werte berücksichtigt.¹⁸ Zum anderen kann es aber auch ein Indiz dafür sein, dass Verschwörungstheoretische Texte nicht notwendigerweise allgemein emotionaler sind, aber im Schnitt deutlich negativere Sentimente transportieren. Dies bestätigt sich auch an den Durchschnittswerten der Sentimentsumme ($\bar{X}_1 = -4.22$ gegenüber $\bar{X}_0 = -1.35$).

Die meisten anderen Features lieferten dem Modell einen mittelgroßen Informationszuwachs, besonders wenig nützlich waren vor allem Features, die mehr

¹⁸Baum-basierte Verfahren sind meist in der Lage relevante Features zu einem gewissen Grad selbst zu selektieren.

oder weniger mit anderen Features zusammenhängen (die Summe positiver bzw. negativer Sentimente, Zahl der direkten Zitate, etc.), was durchaus erwartbar ist. Ebenso relativ wenig hilfreich waren die Menge an Negationen, an Zahlenangaben sowie allgemein an eingebetteten Medien (Twitter, Youtube, Sonstige). Eine Erklärung für letztere könnte dabei aber auch schlicht sein, dass herkömmliche Medien inzwischen solche Medien auch häufiger einbinden und in diesem stilistischen Merkmal sich den Verschwörungstheorien angenähert haben.

Es bleibt anzumerken, dass Verfahren des maschinellen Lernens, wie hier Gradienten-Boosting, komplexe Systeme sind und die Interpretation solcher Ergebnisse immer mit Vorsicht vorgenommen werden sollte.

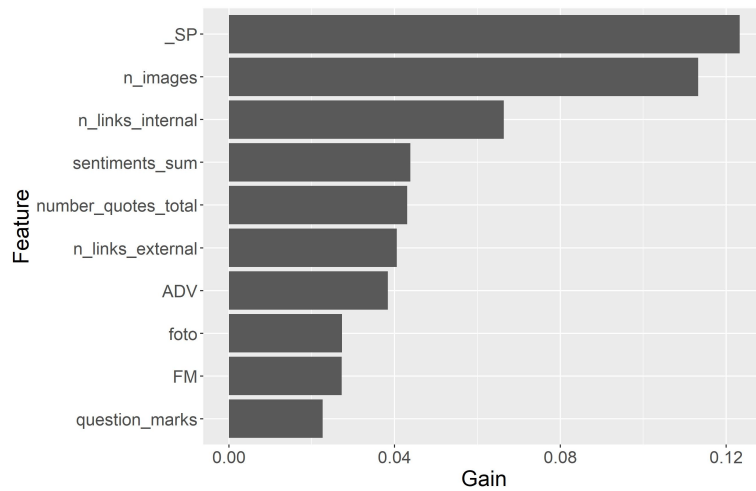


Abbildung 3: Top-10 Features nach Bedeutung für das Modell. (Namen in Großbuchstaben = Part-of-Speech Tag; Namen in Kleinbuchstaben = tf-idf Worthäufigkeit; Benannte Features = Auf Literatur basierende Statistiken)

Das vollständige Modell erreichte mit fast 98% eine sehr gute Präzision, auch Spezifität und Sensitivität sind auf ähnlich hohem Niveau. Es kann zuverlässig zwischen den Verschwörungstheoretischen Texten und dem Vergleichskorpus unterscheiden. Eine Betrachtung der wichtigsten Features aus Grafik 3 zeigt zunächst, dass viele der auch für das kleinere Modell wichtigen Features wieder von großer Bedeutung sind (Zahl der Bilder, Zahl der internen Links, Summe der Sentiment Scores und Anteil von zitiertem Text). Einige der Wortfrequenzen mit dem meisten Einfluss auf die Klassifizierungen sind Foto, Krieg, Merkel und Regierung. Die meisten davon sind wenig überraschende Ergebnisse, die Verwendung von Worten aus Themenbereichen wie Krieg und Macht ist in der Literatur gut belegt, etwa bei Römer und Stumpf (2019, S. 150) oder Uscinski und Parent (2014, S. 25). Unter den wichtigen POS Tags sind Leerzeichen, Adverbien, fremdsprachiger Text und Coordinating Conjunctions (also Wörtern wie und, oder, aber, etc. (vgl. Smith et al., 2003)). Interessant ist auch, dass die Zahl der Fragezeichen im kleineren Modell zwar kaum relevant ist, im größeren Modell aber unter den 10 einflussreichsten Features.

Eine mögliche Erklärung für die überraschend gute Leistung des trainierten Modells ist, dass die relativ geringe Vielfalt, insbesondere im Untersuchungs-

korpus, einen Teil zu der guten Leistung beigetragen hat. Auch wenn etwa für *Watergate.tv* mehrere Autor:innen schreiben, ist zu vermuten dass die totale Anzahl an Autor:innen im Korpus im niedrigen zweistelligen Bereich liegt. Da in der Modellerstellung mit den Part-of-Speech Tags auch eher stilistische Features genutzt werden, ist es durchaus möglich, dass ein Teil der Leistung des Modells weniger auf verschwörungstheoretischen Merkmalen beruht als auf dem Stil der individuellen Autor:innen.

Dies könnte ein Faktor sein, der es unwahrscheinlicher macht, dass das vorgestellte Modell gut generalisiert.

6 Fazit

Es wurde, basierend auf einem Korpus aus Artikeln deutschsprachiger, verschwörungstheoretischer Internetangebote und einem Vergleichskorpus aus journalistischen Artikeln, ein Modell trainiert, dass zuverlässig die verschwörungstheoretischen Texte identifizieren kann.

In der Literatur gemachte Beobachtungen zur literarischen Form von Verschwörungstheorien wurden dabei aufgegriffen und als Features in das Modell eingebracht. Diese leisteten einen wichtigen Beitrag für die Funktion des trainierten Modells. Es konnte so gezeigt werden, dass einige dieser qualitativen Beobachtungen auch für eine quantitative Analyse von Verschwörungstheorien geeignet sind. Es wurden weiterhin Wortfrequenzen und Part-of-Speech Tags als zusätzliche Features in das Modell eingebracht. Das so entstandene Modell arbeitet deutlich genauer.

Der vorgestellte Ansatz konnte eine gute Leistung erbringen, ist dabei aber deutlich weniger komplex als die bisherigen Verfahren zur automatischen Verarbeitung von Verschwörungstheorien. Er ist dafür allerdings auch deutlich unschärfer, es wird keine spezifische verschwörungstheoretische Aussage identifiziert wie dies etwa Samory und Mitra (2018) tun, vielmehr wird ein verschwörungstheoretischer Stil identifiziert.

Ein mögliches Problem des vorgestellten Verfahrens könnte auch die Generalisierbarkeit des trainierten Modells sein. Um hier Verbesserungen herbeizuführen wäre die Zusammenstellung eines bedeutend größeren und diverseren Korpus, sowie auch eines entsprechend Vergleichskorpus ein sinnvoller Ansatzpunkt. Auch bedarf es deutlich mehr an quantitativer Grundlagenarbeit zu sprachlichen Eigenschaften von Verschwörungstheorien, um mehr automatisiert verarbeitbare Merkmale zu identifizieren.

Die vorgestellte Arbeit konnte zeigen, dass Forschung zur automatischen Erkennung von Verschwörungstheorien grundsätzlich praktikabel ist und könnte so gut als Startpunkt für weitere quantitative Auswertungen dienen.

Literatur

- Butter, M. (2018). *Nichts ist, wie es scheint: über Verschwörungstheorien* (Originalausgabe, Erste Auflage). Suhrkamp.
- Clarke, S. (2007). Conspiracy Theories and the Internet: Controlled Demolition and Arrested Development. *Episteme*, 4(2), 167–180. <https://doi.org/10.3366/epi.2007.4.2.167>
- Coady, D. (Hrsg.). (2006). *Conspiracy Theories*. Routledge. <https://doi.org/10.4324/9781315259574>
- Feldman, R. & Sanger, J. (2006). *The Text Mining Handbook: Advanced Approaches in Analyzing Unstructured Data*. Cambridge University Press. <https://doi.org/10.1017/CBO9780511546914>
- Filatkina, N. (2018). Der Anfang vom Ende Europas. Verschwörungstheoretisches Sprechen im Migrationsdiskurs (D. Römer & S. Stumpf, Hrsg.). *aptum*, 3 (2018), 197–220.
- Friedman, J. H. (2002). Stochastic gradient boosting. *Computational Statistics & Data Analysis*, 38(4), 367–378. [https://doi.org/10.1016/s0167-9473\(01\)00065-2](https://doi.org/10.1016/s0167-9473(01)00065-2)
- Hofstadter, R. & Wilentz, S. (2008). *The Paranoid Style in American Politics*. Random House. (Original erschienen 1964)
- Jimenez, S., Avila, Y., Dueñas, G. & Gelbukh, A. (2020). Automatic prediction of citability of scientific articles by stylometry of their titles and abstracts. *Scientometrics*, 125(3), 3187–3232. <https://doi.org/10.1007/s11192-020-03526-1>
- Maron, M. E. (1961). Automatic Indexing: An Experimental Inquiry. *J. ACM*, 8(3), 404–417. <https://doi.org/10.1145/321075.321084>
- Miller, S. (2002). Conspiracy Theories: Public Arguments as Coded Social Critiques: a Rhetorical Analysis of the Twa Flight 800 Conspiracy Theories. *Argumentation and Advocacy*, 39(1), 40–56. <https://doi.org/10.1080/00028533.2002.11821576>
- Neethu, M. S. & Rajasree, R. (2013). Sentiment analysis in twitter using machine learning techniques. *2013 Fourth International Conference on Computing, Communications and Networking Technologies (ICCCNT)*, 1–5. <https://doi.org/10.1109/ICCCNT.2013.6726818>
- Potthast, M., Kiesel, J., Reinartz, K., Bevendorff, J. & Stein, B. (2018). A Stylo-metric Inquiry into Hyperpartisan and Fake News. *Proceedings of the 56th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics (Volume 1: Long Papers)*, 231–240. <https://doi.org/10.18653/v1/P18-1022>
- Remus, R., Quasthoff, U. & Heyer, G. (2010). SentiWS - A Publicly Available German-language Resource for Sentiment Analysis. *Proceedings of the Seventh International Conference on Language Resources and Evaluation (LREC'10)*. http://www.lrec-conf.org/proceedings/lrec2010/pdf/490_Paper.pdf
- Römer, D. & Stumpf, S. (2019). Populismus und Verschwörungstheorien aus linguistischer Perspektive (D. Römer & C. Spieß, Hrsg.). *Osnabrücker Beiträge zur Sprachtheorie*, 95, 129–158.
- Schäfer, P. (2018). Verschwörungstheorien – Ein Fall für die linguistische Vertrauensforschung (D. Römer & S. Stumpf, Hrsg.). *aptum*, 3 (2018), 221–238.

- Shahsavari, S., Holur, P., Wang, T., Tangherlini, T. R. & Roychowdhury, V. (2020). Conspiracy in the time of corona: automatic detection of emerging COVID-19 conspiracy theories in social media and the news. *Journal of Computational Social Science*, 3(2), 279–317. <https://doi.org/10.1007/s42001-020-00086-5>
- Smith, G. et al. (2003). A brief introduction to the TIGER treebank, version 1. *Tiger Projektbericht, Univ. Potsdam*.
- Soukup, C. (2008). 9/11 conspiracy theories on the World Wide Web: Digital rhetoric and alternative epistemology. *Journal of Literacy and Technology*, 9(3), 2–25.
- Stano, S. (2020). THE INTERNET AND THE SPREAD OF CONSPIRACY CONTENT. In M. Butter & P. Knight (Hrsg.), *Routledge Handbook of Conspiracy Theories* (S. 483–496). Routledge.
- Sunstein, C. R. & Vermeule, A. (2008). Conspiracy Theories. *SSRN Electronic Journal*. <https://doi.org/10.2139/ssrn.1084585>
- Uscinski, J. E. & Parent, J. M. (2014). *American Conspiracy Theories*. Oxford University Press.
- Yang, Y. & Pedersen, J. O. (1997). A comparative study on feature selection in text categorization. *Icml*, 97(412-420), 35.

Software

- Feinerer, I., Hornik, K. & Meyer, D. (2008). Text Mining Infrastructure in R. *Journal of Statistical Software*, 25(5), 1–54. <https://www.jstatsoft.org/v25/i05/>
- Honnibal, M., Montani, I., Van Landeghem, S. & Boyd, A. (2020). *spaCy: Industrial-strength Natural Language Processing in Python*. Zenodo. <https://doi.org/10.5281/zenodo.1212303>
- Ke, G. (2019). *lightgbm: Light Gradient Boosting Machine* [R package version 2.3.2]. <https://github.com/Microsoft/LightGBM>
- Ooms, J. (2021). *cld3: Google’s Compact Language Detector 3* [R package version 1.4.1]. <https://CRAN.R-project.org/package=cld3>
- R Core Team. (2021). *R: A Language and Environment for Statistical Computing*. R Foundation for Statistical Computing. Vienna, Austria. <https://www.R-project.org/>
- Therneau, T. & Atkinson, B. (2019). *rpart: Recursive Partitioning and Regression Trees* [R package version 4.1-15]. <https://CRAN.R-project.org/package=rpart>
- Wickham, H. (2016). *ggplot2: Elegant Graphics for Data Analysis*. Springer-Verlag New York. <https://ggplot2.tidyverse.org>
- Wickham, H. (2020). *rvest: Easily Harvest (Scrape) Web Pages* [R package version 0.3.6]. <https://CRAN.R-project.org/package=rvest>

Online

- Alles Schall und Rauch. (2020). Psiram. Verfügbar 23. Mai 2021 unter https://www.psiram.com/de/index.php/Alles_Schall_und_Rauch

- Anonymous. (2020). *Mein Vater ist der Verschwörungstheoretiker hinter Alles Schall und Rauch*. Vice. Verfügbar 23. Mai 2021 unter <https://www.vice.com/de/article/gyx8aq/mein-vater-der-bekannte-verschwoerungstheoretiker>
- Benesch, A. (2018). *Alex Jones: Internierungslager und REX-84 sind jetzt die Rettung Amerikas*. Recentr. Verfügbar 23. Mai 2021 unter <http://recentr.com/2018/06/26/alex-jones-internierungslager-und-rex-84-sind-jetzt-die-rettung-amerikas/>
- Benesch, A. (2021a). *Bevölkerungsreduktion wird schrittweise, mit fast ausschließlich legalen Mitteln betrieben, anders als viele sich das vorstellen*. Recentr. Verfügbar 23. Mai 2021 unter <http://recentr.com/2021/05/10/bevoelkerungsreduktion-wird-schrittweise-mit-fast-ausschliesslich-legalen-mitteln-betrieben-anders-als-viele-sich-das-vorstellen/>
- Benesch, A. (2021b). *Ist die AfD eine britische Schöpfung?* Recentr. Verfügbar 23. Mai 2021 unter <http://recentr.com/2021/06/29/ist-die-afd-eine-britische-schoepfung/>
- Blog AGB's*. (2016). Deutschland - Pranger. Verfügbar 23. Mai 2021 unter <http://deutschland-pranger.de/b2evolution/index.php/ueber-diese-seite>
- Conrebbi*. (2020). Psiram. Verfügbar 23. Mai 2021 unter <https://www.psiram.com/de/index.php/Conrebbi>
- Freeman. (2021). *Homepage*. Verfügbar 23. Mai 2021 unter <http://alles-schallundrauch.blogspot.com/>
- Verbal-Fäkalien: Das Treibhausgas*. (2018). Deutschland - Pranger. Verfügbar 23. Mai 2021 unter <http://deutschland-pranger.de/b2evolution/index.php/treibhauseffekt-jpg>
- Watergate Redaktion. (2018). *+++ Schulz tritt sofort zurück – Bilderberger Scholz gibt jetzt den Ton an +++*. Watergate.tv. Verfügbar 23. Mai 2021 unter <https://wg.neopresse.com/schulz-tritt-sofort-zurueck-bilderberger-scholz-gibt-jetzt-den-ton-an/>
- ZDF bestätigt Trennung von Hans Meiser*. (2017). Spiegel Online. Verfügbar 23. Mai 2021 unter <https://www.spiegel.de/kultur/tv/jan-boehmermann-neo-magazin-royale-kuenftig-ohne-hans-meiser-a-1148048.html>

Erklärung der Urheberschaft

Hiermit erkläre ich, daß ich die vorliegende Arbeit selbstständig angefertigt, nicht anderweitig zu Prüfungszwecken vorgelegt und keine anderen als die angegebenen Hilfsmittel verwendet habe. Sämtliche wissentlich verwendete Textauschnitte, Zitate oder Inhalte anderer Verfasser wurden ausdrücklich als solche gekennzeichnet.

Ort, Datum

Unterschrift