

# Wer treibt hier wen an? - Temporale Diskursverschiebungen zwischen News-Agenda und Parteikommunikation auf Twitter

DVPW Panel 162: Parteien in Zeiten von Social Media

Tim König<sup>1</sup>, Alexander Brand<sup>1</sup>, Wolf Schünemann<sup>1</sup>, John Ziegler<sup>2</sup> und Michael Gertz<sup>2</sup>

<sup>1</sup> Institut für Sozialwissenschaften, Universität Hildesheim

<sup>2</sup> Institut für Informatik, Universität Heidelberg

## Zusammenfassung

Soziale Medien bieten für Parteien neue Kommunikationsräume und haben die zentrale Gatekeeper-Rolle traditioneller Medien auch für die politische Kommunikation relativiert. Doch was bedeutet dieser Strukturwandel für die Möglichkeiten von Parteipolitiker:innen, Einfluss auf Themenagenden zu nehmen und öffentliche Diskurse zu prägen? Dient das soziale Medium vornehmlich als ein weiterer Kanal zur themenbezogenen Kommentierung des Nachrichtenstroms? Oder können parteipolitische Sprecher:innen eine neue Diskursmacht effektiv ausspielen, indem sie selber aktiv Themen setzen, welche von den etablierten Nachrichtenmedien aufgegriffen werden? Zur Beantwortung dieser Fragen untersuchen wir temporale Diskursverschiebungen zwischen der News-Agenda etablierter Medien und Abgeordnetenkommunikation auf Twitter. Als empirische Grundlage der Analyse dient ein Datensatz, welcher die Kommunikation deutscher Abgeordneter von Bund, Ländern und EU Parlament auf Twitter im ersten Halbjahr 2021 (502.525 Tweets) mit den online veröffentlichten Artikeln der überregionalen deutschen

Zeitungen Bild, FAZ, Welt, Focus, Tagesspiegel und Spiegel sowie des ZDF und der Tagesschau (insg. 133.554 Artikel) verbindet. Um sichtbar zu machen, inwieweit Abgeordnetenkommunikation auf Twitter die News-Agenden klassischer Medien beeinflusst oder selber von ihnen beeinflusst wird, präsentieren wir einen interdisziplinären Ansatz, welcher die Verarbeitung großer Textmengen mittels Kookkurrenznetzwerken, die voll automatisierte Erkennung von Trends in Textdaten und die Zeitreihenanalyse mittels Granger-Kausalität kombiniert. Wir können zeigen, dass nur eingeschränkte Evidenz für die Beeinflussung der News-Agenda durch Abgeordnetenkommunikation auf Twitter besteht. Abgeordnete auf Twitter reagieren jedoch schneller als die etablierten Nachrichtenmedien auf externe Ereignisse und sind diesen somit häufig in der Themensetzung einen Schritt voraus. Für längere Zeiträume überwiegt die Evidenz für eine Beeinflussung der Themensetzung auf Twitter durch etablierte Nachrichtenmedien sowie reziproke Beeinflussung, was auf komplexe Interaktionen in einem hybriden Mediensystem hinweist.

## **1 Einführung**

Zu den Profiteur:innen der digitalen Transformation, welche hier im wesentlichen als Internetentwicklung mit besonderem Blick auf die Entwicklung sozialer Medien verstanden wird, können Parteipolitiker:innen zählen. War es noch vor zwanzig Jahren ein mühsames Geschäft Medienöffentlichkeit für die eigene Person und die bevorzugten Inhalte herzustellen, haben das Internet und soziale Medien etwa seit Mitte der 2000er Jahre die Karten gleichsam neu gemischt. Soziale Medien bieten für Parteien neue Kommunikationsräume und haben die zentrale Gatekeeper-Rolle traditioneller Medien auch für die politische Kommunikation relativiert. Doch was bedeutet dieser Strukturwandel für die Möglichkeiten von Parteipolitiker:innen, Einfluss auf Themenagenden zu nehmen und öffentliche Diskurse zu prägen? Dient das soziale Medium vornehmlich als ein weiterer Kanal zur themenbezogenen Kommentierung des Nachrichtenstroms? Oder können parteipolitische Sprecher\*innen eine neue

Diskursmacht effektiv ausspielen? Zur Beantwortung dieser Fragen untersuchen wir temporale Diskursverschiebungen zwischen News-Artikeln und Abgeordnetenkommunikation auf Twitter. Dazu präsentieren wir einen im Rahmen des EPINetz-Projekts entwickelten interdisziplinären Ansatz, welcher große Datenmengen mit Methoden der Netzwerkanalyse, Trend Detection und Zeitreihenanalyse verarbeitet. Ein repräsentativer Datensatz zur Abgeordnetenkommunikation auf Twitter und online veröffentlichten Nachrichtenartikeln für das erste Halbjahr 2021 wird so systematisch auf temporale Diskursverschiebungen zwischen den beiden Medien hin untersucht, indem trendende Terme in textbasierten Kookkurrenznetzwerken identifiziert und eine mögliche Kausalbeziehung in den Trendverläufen überprüft wird. Neben Ergebnissen zu dem Einfluss twitterbasierter Abgeordnetenkommunikation auf die News Agenda, simultaner Beeinflussung durch externe Ereignisse und dem Einfluss der News Agenda auf die Abgeordnetenkommunikation liefern wir auch Erkenntnisse zur Temporalität dieser Prozesse und möglichen Beeinflussungszyklen. Unser Ansatz ist skalierbar, auf heterogene Datenquellen anwendbar und kompatibel mit weiteren Methoden der netzwerkbasierter Textanalyse.

### 1.1 Politiker:innen und Intermediäre in hybriden Kommunikationsumgebungen

Mit der flächendeckenden Adaption digitaler Plattformen, insbesondere der sozialen Medien, wurde das politische System repräsentativer Demokratien nachhaltig rekonfiguriert. Die digital ermöglichte Umstellung des one-to-many auf das many-to-many Prinzip in der öffentlichen Kommunikation gestattet es nicht nur den Bürger:innen, ihre Meinung abseits der Mainstream Medien kundzutun und zu formieren. Sie gestattet es insbesondere auch Politiker:innen, in direkten Austausch mit ihrer Wählerschaft zu treten. Dies scheint insbesondere zulasten jener Akteure zu gehen, welchen in der westlichen Konzeption repräsentativer Demokratie eine Vermittlungsrolle zwischen den Partikularinteressen der Bürger:innen und politischer Konsensfindung zukommt: den Parteien und (Massen-)Medien (Urbinati 2015). Die mit dem digitalen Strukturwandel einhergehende Adaption digitaler Medien scheint so Ursache einer „Disruption“ der

bürgerlich-politischen Öffentlichkeit, wachsendem Zuspruch für - häufig radikale - politische Außenseiter und einer zunehmenden Fragmentierung sowohl der Wählerschaft als auch der Öffentlichkeit an sich zu sein (Bennett und Pfetsch 2018; Ritzi 2019; Jungherr, Schroeder und Stier 2019). Jenseits der technikdeterministischen Lesart einer Verfallsgeschichte scheinen die digitalen Medien jedoch vor allem einen Möglichkeitsraum zu eröffnen, in welchem sich ein Formwandel der Demokratie mit noch unbekanntem und prinzipiell kontingentem Ausgang vollziehen kann (Hofmann 2019). So überrascht es nicht, dass die Digitalisierung für Parteien weniger in einer radikalen Transformation denn einer Anpassung von Kommunikationsstrategien und Organisationsformen an die Bedingungen einer veränderten (Medien-)Umwelt mündete (Borucki 2019; Chadwick und Stromer-Galley 2016). Ebenso scheinen Politiker:innen und deren Wahlkampfteams die sozialen Medien adaptiert und deren Vorteile für sich entdeckt zu haben (Kreiss 2016; Kreiss, Lawrence und McGregor 2018; Jungherr 2016). Dies gilt zunehmend auch für den deutschen Kontext (Jürgens und Jungherr 2015; Stier u. a. 2018).

Doch gehen diese Transformationsprozesse nicht zulasten der „klassischen“ Medien als den Intermediären bürgerlicher Öffentlichkeit, deren Filter- und Integrationsleistung eine repräsentative Demokratie erst ermöglichen? Werden Zeitungen und Fernsehnachrichten nicht überflüssig, wenn Politiker:innen sich auf digitalen Plattformen direkt an die Bürger:innen richten und diesen ihre politische Agenda ohne jede Vermittlung unterbreiten können (Boynton und Richardson 2016)? Auch hier scheint die Lage komplizierter zu sein und ein hybrides Mediensystem (Chadwick 2013) keine einseitigen Determinismen, sondern vielfältige Interaktionseffekte zwischen „klassischen“ und „neuen“ Medien zu produzieren. So nutzen neben Politiker:innen auch Journalist:innen digitale Plattformen nach Maßgabe ihrer je eigenen beruflichen Normen und Bedarfe (Enli und Simonsen 2018). Für die Plattform Twitter ist dabei gerade im deutschsprachigen Raum auffällig, dass es insbesondere diese Usergruppen sind, welche zentrale Positionen auf der Plattform einnehmen und besonders häufig miteinander agieren - auch, wenn die Adaption der Plattform durch deutsche Journalist:innen im internationalen Vergleich eher zurückhaltend verläuft (Engelmann

u. a. 2019; Jungherr 2016; Bruns und Nuernbergk 2019). Aus dieser Perspektive erscheint es auch nicht verwunderlich, dass es zunehmende Evidenz für Interaktionseffekte von Twitter-Kommunikation und den News Agenden klassischer Medien gibt. So stellen Su und Borah (2019) fest, dass 'Breaking News' auf Twitter die Themensetzung in Zeitungen beeinflussen können, während langfristige Themen auf Twitter eher durch diese gesetzt werden. Diese 'Breaking News'-Effekte können sich Politiker:innen dabei insbesondere während Wahlkämpfen zunutze machen, um die News Agenda in ihrem Sinne zu beeinflussen (Kreiss 2016). Auch Harder et al. (2016) stellen fest, dass Twitter zwar eine Rolle bei der Etablierung neuer Themen spielen kann, diese Themen jedoch eher von Journalist:innen und Politiker:innen denn von Bürger:innen gesetzt werden. Conway et al. stellen für die US-Präsidentenwahlen 2012 und 2016 eher moderate Effekte fest und sehen eine stärkere Beeinflussung der Kandidat:innenkommunikation auf Twitter durch die Themensetzung der etablierten Tageszeitungen denn andersherum (Conway-Silva u. a. 2018; Conway, Kenski und Wang 2015). Dazu passen Befunde, dass etablierte Medien auch durch die Digitalisierung kaum etwas von ihrer Fähigkeit zum Agenda-Setting eingebüßt haben (Djerf-Pierre und Shehata 2017). Vielmehr scheint es, dass etablierte Medien sich ebenfalls an die neuen Bedingungen digitaler Kommunikationsumgebungen angepasst haben und diese für ihre eigenen Zwecke nutzen (Bentivegna und Marchetti 2018; Molyneux und Mourão 2019). Dies betrifft nicht nur die professionelle Selbstdarstellung von Journalist:innen auf sozialen Medien wie Twitter (Molyneux, Holton und Lewis 2018; Brems u. a. 2017). Vielmehr dient diesen insbesondere Twitter zunehmend als Informationsquelle für journalistische Arbeit (Bouvier 2019; Brands, Graham und Broersma 2018; Molyneux und McGregor 2021) und als Barometer der öffentlichen Meinung (Ross und Dumitrescu 2018; Dubois, Gruzd und Jacobson 2020).

Doch sind es nicht gerade diese Interaktionseffekte, welche die Diskursmacht klassischer Medien schwächen, indem sie eine zunehmende Abhängigkeit von der auf sozialen Medien stattfindenden Direktkommunikation von Politiker:innen herstellen? Können Medien wie Zeitungen vielleicht nur noch über das berichten, was Abgeordnete auf Plattformen wie Twitter kundtun, um ihre bereits geschwächte Position in einem hybriden

Mediensystem nicht völlig aufzugeben? Oder ist es vielmehr so, dass die zentrale Position etablierter Medien sich auf Plattformen wie Twitter insbesondere auch durch diese Interaktionseffekte niederschlägt, indem sie die Agenda der Politiker:innen auch in deren direkter Social Media Kommunikation bestimmt? Dies sind Fragen, welche die Forschung bisher nicht abschließend klären konnte. Aufgrund der Komplexität intermedialer Interaktion in hybriden Mediensystemen ist dies zwar einerseits nicht verwunderlich. Andererseits werden bisherige Ansätze allerdings von einigen Problemen geplagt, zu deren Behebung wir mit diesem Papier beitragen möchten. Zum einen ist die bisherige Forschung zu Twitter stark auf Wahlkampfperioden fokussiert (Bossetta 2018; Conway, Kenski und Wang 2015; Dimitrova und Matthes 2018; Jungherr 2016; De Nooy und Kleinnijenhuis 2013; Jürgens und Jungherr 2015; López-Meri, Marcos-García und Casero-Ripollés 2017; Stier u. a. 2018; Conway-Silva u. a. 2018; Kreiss 2016). Dies erschwert eine Verallgemeinerung der Befunde, ist die Aufmerksamkeit der Medien in diesen Perioden doch besonders auf die Kommunikation von Politiker:innen gerichtet. Eine Einschätzung etwaiger Agenda Setting Effekte zwischen Twitter und etablierten Medien außerhalb von Wahlkämpfen ist so kaum möglich. Andererseits sind bisherige Ansätze aus den Politik- und Kommunikationswissenschaften häufig schlecht skalierbar und kostenaufwendig, da sie auf qualitative Methoden, repräsentative Umfragen oder die Codierung von Texten für Methoden des Supervised Learning angewiesen sind. Die aus der Informatik stammenden Ansätze zu einer voll automatisierten Erkennung von Trends und Themen finden in diesen Feldern bisher jedoch nur wenig Beachtung (Lu und Yang 2012; Aiello u. a. 2013; Majdabadi u. a. 2020; Amancio 2016; Sayyadi, Hurst und Maykov 2009; Moutidis und Williams 2020) . Dabei scheint es evident, dass eine umfassende Betrachtung des öffentlichen Diskurses auf unterschiedlichen Medien nach Methoden verlangt, welche sowohl hoch skalierbar sind als auch belastbare Ergebnisse liefern können.

## 2 Methodik

An dieser Stelle setzen wir mit einem in der Entwicklung befindlichen interdisziplinären Ansatz an, welcher Methoden der Netzwerkanalyse, der Trend Detection und der Zeitreihenanalyse vereint. So untersuchen wir für das erste Halbjahr 2021 systematisch, inwiefern die Kommunikation deutscher Abgeordneter auf Twitter die Themensetzung einer Auswahl an überregionalen deutschen Zeitungen und Nachrichtenmedien beeinflusst - oder umgekehrt von diesen beeinflusst wurde.

### 2.1 Daten

Als Grundlage unserer Analyse dienen einerseits Daten zur Kommunikation deutscher Abgeordneter auf Twitter und andererseits online veröffentlichte Artikel überregionaler deutscher Nachrichtenmedien, welche je für den Beobachtungszeitraum zwischen dem 1.1.2021 und dem 23.6.2021 erhoben wurden. Grundlage des Twitter-Datensatzes ist eine im Rahmen des EPINetz-Projekts kuratierte, auf Vollständigkeit zielende Liste deutscher Abgeordneter.<sup>1</sup> Die Liste umfasst die Twitter Präsenz deutscher Landtags-, Bundestags- und EU-Abgeordneter sowie offizielle Accounts der im deutschen Bundestag vertretenen Parteien und Regierungssprecher:innen. Die Accounts der Abgeordneten werden dabei jeweils nur für die Dauer ihrer Berufung ins Parlament erhoben, während offizielle Accounts dauerhaft in der Liste verbleiben. Mittels der Twitter API v2, welche eine historische Vollarchivsuche aller Tweets auf Twitter erlaubt, wurden für den Beobachtungszeitraum die Timelines aller in der Liste befindlichen Accounts gesammelt. Timelines enthalten dabei sowohl die Tweets der User:innen als auch deren Retweets und Replies (Teilen von bzw. Antworten auf die Tweets anderer User:innen). Insgesamt besteht unser Twitter-Datensatz so aus 502.525 Tweets von 1.409 Accounts.

---

<sup>1</sup>Wir bedanken uns an dieser Stelle bei dem Social Media Observatory (SMO), welches uns in der Erstellung der Liste unterstützt hat.

Ebenfalls Teil des EPINetz-Projekts ist der hier in Teilen verwendete Nachrichtendatensatz, welcher mehr als 100 deutsch-sprachige Nachrichtenmedien umfasst. Basierend auf der von den Herausgebenden bestimmten Klassifizierung werden öffentlich zugängliche, online veröffentlichte Artikel zu den Themen Politik, Wirtschaft, Finanzen und Gesellschaft kontinuierlich gesammelt. Artikel werden primär über den RSS-Feed der Portale zusammengetragen. Sollte ein solcher Feed nicht verfügbar sein, werden die Twitteraccounts der Nachrichtenmedien beobachtet und dort gepostete Links zu neu veröffentlichten Artikeln verwendet, um diese direkt von den zugehörigen Webseiten zu beziehen. Für die vorliegende Untersuchung wurden alle so gecrawlt Artikel der Zeitungen Bild, Frankfurter Allgemeine Zeitung (FAZ), Welt, Focus, Tagesspiegel und Spiegel sowie der online Präsenzen des ZDF und der Tagesschau ausgewählt, welche während des Beobachtungszeitraums publiziert wurden. Wenn auch keine erschöpfende Erhebung der News Agenda in Deutschland, so stellt diese Auswahl an Medien doch eine erste Approximation der politischen Öffentlichkeit dar, wie sie von etablierten Medien dargestellt wird. Insgesamt besteht unser Datensatz so aus 133.554 Artikeln.

## 2.2 Konkurrenznetzwerke

Um Diskursverschiebungen zwischen den beiden Datensätzen über Zeit festzustellen, werden zugehörige Texte zunächst durch Verwendung des SoMaJo Tokenizers (Proisl und Uhrig 2016) in Tokens zerlegt und diese mittels des SoMeWeTa Part-of-Speech Taggers (Proisl 2018) klassifiziert. Um domänen-spezifischen Eigenheiten Rechnung zu tragen, werden auf deutschen Nachrichtentexten bzw. Social Media Texten vortrainierte Modelle verwendet. Daraufhin werden erkannte Nomen und Named Entities extrahiert, um für News- und Twitter-Korpus getrennte Textnetzwerke zu bilden. Die Annahme hierbei ist, dass Nomen (z.B. „Impfstoff“) und Named Entities (z.B. „AstraZeneca“) einen höheren semantischen Gehalt als andere Worttypen haben und sich Diskursverschiebungen dort am aussagekräftigsten abbilden. Für Twitter wurden Hashtags entfernt (z.B. „Impfung“ statt „#Impfung“). Weiterhin wurden Terme, die in



weniger als 0,1% der Dokumente vorkommen, entfernt, da davon auszugehen ist, dass diese keine signifikante Aussagekraft im Diskurs einnehmen. In der Konstruktion der Netzwerke folgen wir in etwa dem Vorgehen von Bail (2016), indem wir zunächst ein bipartites Netzwerk zwischen extrahierten Termen (Nomen und Named Entities) und Dokumenten abbilden. Um die unterschiedlichen Dokumentlängen auf Twitter und in Nachrichtenartikeln zu berücksichtigen, unterteilen wir die News-Dokumente in Paragrafen, während für Twitter ein Tweet als ein Dokument aufgefasst wird. Weiterhin erfolgt die Gewichtung der Kanten über eine Berechnung der relativen Termfrequenz in den Dokumenten, wie es in der Forschungsliteratur häufig vorgeschlagen wird (bspws. Moutidis und Williams 2020). Im Gegensatz zu Bail (2016) betrachten wir das Netzwerk außerdem als dynamisches Netzwerk, welches wir in 1-Tages-Abschnitte unterteilen. Das so gebildete bipartite Netzwerk wird daraufhin in ein monopartites Netzwerk projiziert, um die gewichteten Verbindungen der in denselben Dokumenten auftretenden Terme abzubilden. Somit bilden Terme die Knoten und deren (gewichtete) Kookkurrenz in Dokumenten die Kanten unserer Netzwerke. Als Metrik für die Zentralität von Termen in unseren Netzwerken dient der gewichtete Degree. Die Annahme ist hier, dass eine plötzliche Zunahme der so gemessenen Zentralität eines Terms im Kookkurrenznetzwerk eine Verschiebung des Diskurses hin zu einem durch diesen Term geprägten Thema indiziert.

### 2.3 Trend Detection

Um diese Zunahme zu messen, verwenden wir den Moving Average Convergence/Divergence (MACD) Indikator (Appel 1979). Dieser auf der Differenz zweier exponentiell gleitender Durchschnitte basierende Indikator wurde ursprünglich in der Ökonometrie entwickelt, um den Verlauf von Börsenkursen zu klassifizieren und plötzliche Veränderungen anzuzeigen. Als generisches Maß zur Zeitreihenanalyse kann er jedoch für unterschiedliche Anwendungsfälle verwendet werden, so etwa zur Trendanalyse von Nachrichtenthemen auf Twitter (Lu und Yang 2012). Die Idee hinter dem MACD ist, dass durch die Differenz eines kurzen und langen exponentiell gleitenden

Durchschnitts ein Trend berechnet wird, welcher dann einen Aufwärts- oder Abwärtstrend signalisiert, wenn er über den exponentiell gleitenden Durchschnitt dieser Differenz in einem Signalzeitraum (die sogenannte Signal-Linie) hinausgeht. Dies hat den Vorteil, dass im Zeitverlauf stets relative Veränderungen betrachtet werden und nur unerwartete Veränderungen als Trends klassifiziert werden. Für unsere Zwecke bedeutet dies, dass wir den gewichteten Degree der Terme in unseren Netzwerken über Zeit beobachten und diese dann als trendend klassifizieren, wenn sie positiv über ihre Signal-Linie hinausgehen (Aufwärtstrend). Wir verwenden die in der Literatur etablierten Standardwerte von  $n_{Fast} = 12$ ,  $n_{Slow} = 26$  und  $n_{Signal} = 9$  Tagen (Rose 2006, 294). Um relevante Trends zu identifizieren und eine Überklassifizierung zu vermeiden, werden für beide Korpora Schwellenwerte für ein Mindestmaß an Trendstärke verwendet. Damit diese empirisch valide Grenzen darstellen, werden die Verteilungen der Trendstärken, also die Differenz zwischen MACD und Signal, als exponentielle Zerfälle modelliert (siehe Anhang 1 und 2). Reduzierte  $\chi^2$  Werte von 0.03 bzw. 0.01 belegen die Güte entsprechender Modelle. Entsprechend können Werte für  $\frac{1}{\lambda}$  (Proportionalitätskonstante), die charakteristische Größen für die Verteilungen darstellen, als beschriebene Schwellenwerte verwendet werden. Es ergeben sich Werte von 0.06 für das Twitter- und 0.08 für das News-Korpus. Die so identifizierten Terme werden als Trendterme extrahiert und dienen als Grundlage der Analyse von Diskursverschiebungen zwischen Twitter und Newsmedien.

#### 2.4 Granger-Kausalität

Um eine Beeinflussung der News-Agenda durch Abgeordnetenkommunikation auf Twitter bzw. von Twitter durch die News-Agenda zu überprüfen, setzen wir die sogenannte Granger-Kausalität ein (Granger 1969). Dieses Maß für pseudo-Kausalität in Zeitreihen beruht auf der Annahme, dass der Verlauf einer Variable durch Hinzunahme einer zweiten, vermeintlich verursachenden, Variable signifikant besser vorhergesagt werden kann als ohne diese. Dies ist jedoch kein Indikator für Kausalität im engeren Sinne, da

nicht ausgeschlossen werden kann, dass exogene Drittvariablen die Veränderung in beiden Variablen (zeitversetzt) verursacht haben. Dennoch deutet eine Granger Kausalität in dem Kontext des Agenda Setting zwischen sozialen Medien wie Twitter und etablierten Nachrichtenmedien auf eine gegenseitige Beeinflussung hin, während eine reziproke Granger Kausalität auf eine zeitversetzte gegenseitige Beeinflussung oder die Reaktion beider Medien auf äußere Ereignisse hinweist (Neuman u. a. 2014). Um den geeigneten Zeitraum für die Granger Analyse, also die Anzahl an Tagen, innerhalb derer eine Beeinflussung vorliegt, festzulegen, greifen wir auf das Final Prediction Criterion (FPE) zur Minimierung des mittleren quadratischen Fehlers in der Vorhersage zurück (vgl. Lütkepohl 2005, 135–193). Der maximale Zeitraum wird auf 10 Tage festgelegt, da aufgrund der typischen Halbwertszeit von Neuigkeiten davon auszugehen ist, dass jede Korrelation über einen längeren Zeitraum hinaus zufälliger Natur ist. Der so für jeden Trendterm einzeln festgelegte Zeitraum führt nicht nur zu belastbaren Ergebnissen in der Granger Analyse, sondern lässt auch Rückschlüsse auf die Länge eines zwischen Twitter und Nachrichtenmedien möglicherweise bestehenden Nachrichtenzyklus zu.

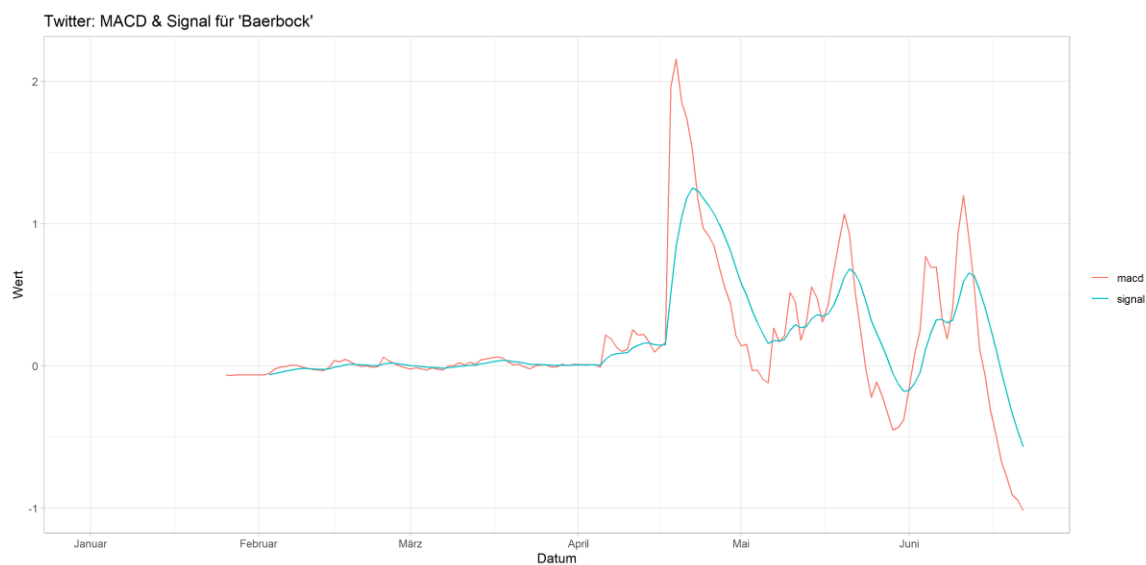
### **3 Ergebnisse**

Im Folgenden sollen exemplarisch einige Ergebnisse der Analyse präsentiert werden. Da unser Ansatz sich noch in der Entwicklung befindet, sind diese nicht final und dienen primär der Illustration unseres Vorgehens.

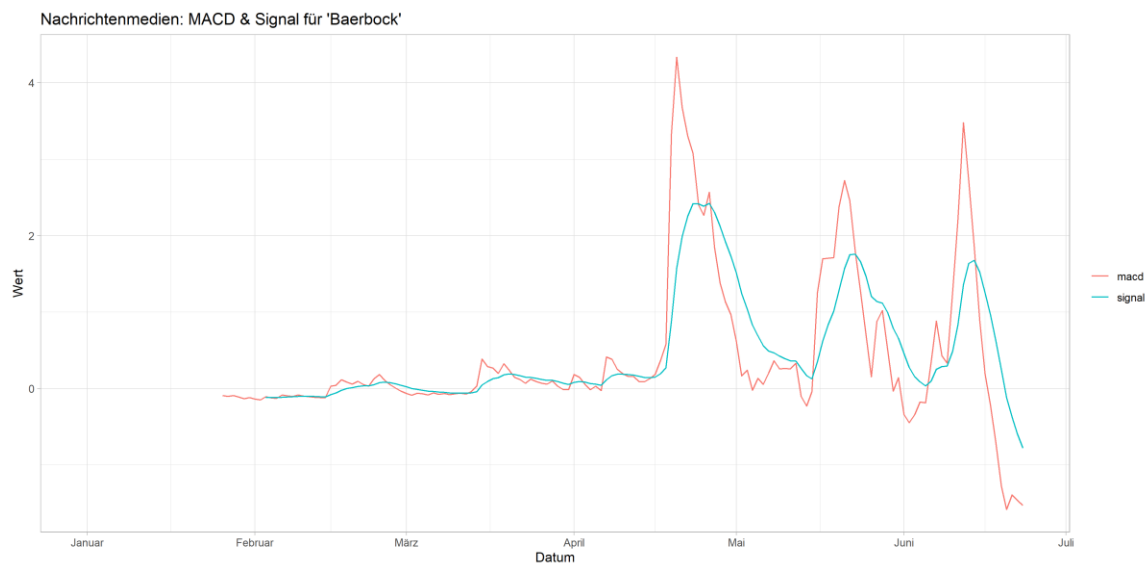
#### **3.1 Identifikation von Trends**

Die Anwendung des MACD-Indikators dient der automatisierten Erkennung von Trends in unseren Kookkurrenznetzwerken und wird für alle Knoten (Nomen und Named Entities) auf Grundlage ihres nach Termfrequenz gewichteten Degrees durchgeführt. Die hier aufgeführten Trends dienen deshalb primär der Illustration. Exemplarisch wird hier der Term 'Baerbock' für die Kanzlerkandidatin der Grünen untersucht und mit äußeren

Ereignissen validiert, um zu zeigen, wie unsere Methodik voll automatisiert Trends in großen Textkorpora erkennen kann. Dazu ist anzumerken, dass nicht alle Terme in beiden Corpora vorkommen: Der Term „Mietendeckel“ trended beispielsweise auf Twitter, kommt in den Nachrichtenmedien während unseres Untersuchungszeitraums jedoch nicht vor. Wie erwähnt sprechen wir dann von einem Trend, wenn die MACD-Linie die Signal-Linie kreuzt. Kreuzt der MACD das Signal positiv, so sprechen wir von einem Aufwärtstrend, kreuzt er negativ, kann ein Abwärtstrend identifiziert werden. Da wir Diskursverschiebungen untersuchen, sind insbesondere Aufwärtstrends als Indikatoren des (Wieder-)Aufkommens eines Themas von Interesse. Vermeintlich fehlende Daten zu Beginn des Beobachtungszeitraums sind der initialen Berechnung des MACD geschuldet.



**Abb. 1** Trend für den Term „Baerbock“ auf Twitter



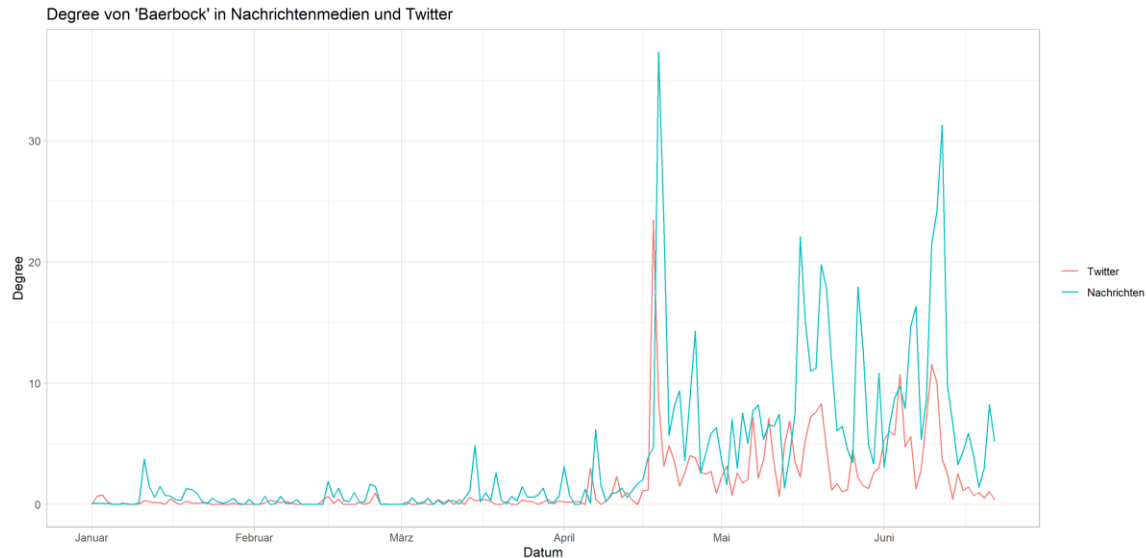
**Abb. 2** Trend für den Term „Baerbock“ in den Nachrichtenmedien

Sowohl für Twitter (Abb. 1) wie auch die Nachrichtenmedien (Abb. 2) sind für den Term „Baerbock“ drei signifikante Aufwärtstrends zu erkennen. Der erste Trend korreliert mit Annalena Baerbocks Verkündung vom 19. April 2021 in der kommenden Bundestagswahl für die Partei die Grünen als Kanzlerkandidatin anzutreten. Der zweite Trend fällt in den Zeitraum des ersten Aufeinandertreffens der Spitzenkandidat:innen Laschet, Scholz und Baerbock im TV am 20. Mai, welches von einer verstärkten Debatte um das Wahlprogramm der Grünen begleitet wurde. Der dritte Aufwärtstrend korreliert mit ihrer Bestätigung als Kandidatin auf dem Grünen-Parteitag vom 12. Juni. Wir sehen also, dass unsere Methode in der Lage ist, signifikante Trends sowohl auf Twitter als auch in den Artikeln der Nachrichtenmedien zu erkennen.

### 3.2 Diskursverschiebungen zwischen News-Agenda und Twitter

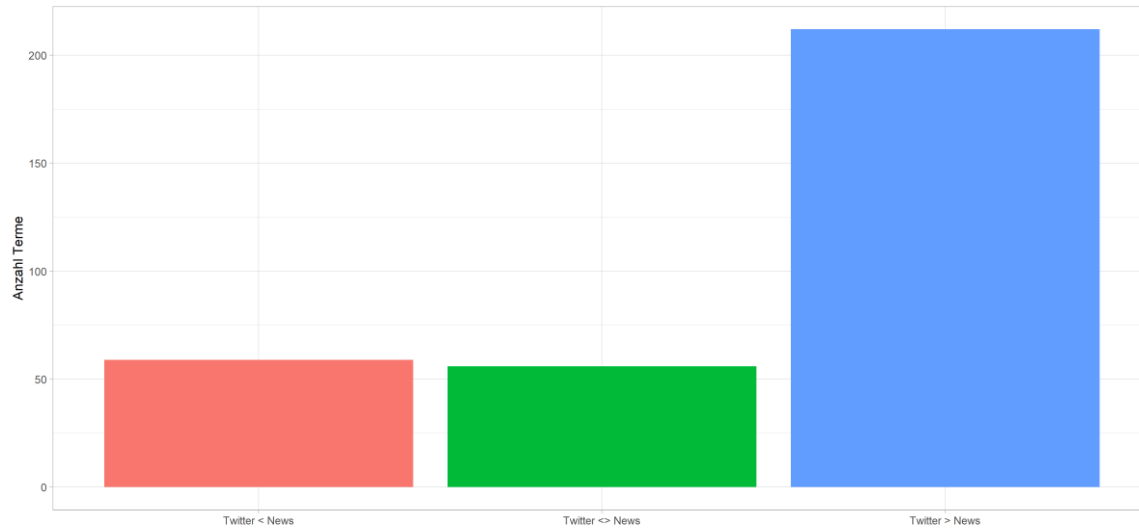
Für die so als trendend identifizierten Terme stellt sich nun die Frage, inwiefern wir eine gegenseitige Beeinflussung von Nachrichtenmedien und Twitter feststellen können. Dazu betrachten wir den nach relativer Termfrequenz gewichteten Degree all jener Terme, welche in beiden Medien als trendend identifiziert werden, im Zeitverlauf. Exemplarisch

findet sich die Illustration eines solchen Zeitverlaufs für den Term „Baerbock“ in Abb. 3. Um eine gegenseitige Beeinflussung der Medien quantifizieren zu können, führen wir eine Granger Analyse der Zeitverläufe für den gesamten Untersuchungszeitraum durch. Für den Term „Baerbock“ können wir für einen Zeitraum von 10 Tagen bei einem p-Wert von  $< 0.01$  von einer signifikanten Verbesserung der Vorhersage des Degrees des Terms in den Nachrichtenmedien durch Berücksichtigung des Degrees auf Twitter sprechen. Die Gegenhypothese, dass eine Verbesserung der Vorhersage des Degree auf Twitter bei Berücksichtigung des Degrees in den Nachrichtenmedien vorliegt, können wir bei einem p-Wert von 0.15 verwerfen. Mit anderen Worten: eine höhere Zentralität des Terms „Baerbock“ auf Twitter geht einer höheren Zentralität des Terms in den Nachrichtenmedien voraus und ist in der Lage, diese signifikant vorauszusagen. In diesem Sinne ließe sich von einer potenziellen Beeinflussung der News-Agenda durch Abgeordnetenkommunikation auf Twitter sprechen, indem die Medien auf diese Kommunikation reagieren und für die Setzung von Themen berücksichtigen. Jedoch ist Granger-Kausalität nicht in der Lage, exogene Drittvariablen zu kontrollieren. Wie auch Neuman et al. (2014) bemerken, ist es deshalb ebenso denkbar, dass Twitter und Nachrichtenmedien auf dasselbe Ereignis reagieren, dies jedoch mit unterschiedlicher Geschwindigkeit geschieht. In dieser Interpretation geht die Themensetzung auf Twitter zwar jener in den Nachrichtenmedien voraus, „verursacht“ sie jedoch nicht. Vielmehr ist es dem dynamischen Charakter der Plattform Twitter und den geringen Kommunikationshürden zu verdanken, dass Abgeordnetenkommunikation dem trägeren Prozess der Artikelpublikation in tradierten Nachrichtenmedien vorausgeht.



**Abb. 3** Gewichteter Degree des Terms „Baerbock“ für Nachrichtenmedien und Twitter im Zeitverlauf

Für die Analyse klassifizieren wir nur jene Terme als signifikant, deren Granger-Kausalität einen p-Wert von  $< 0.01$  hat. Eine vollständige Liste aller Terme, für die eine signifikante Vorhersagekraft der Nachrichtenmedien durch Twitter vorliegt, findet sich samt ihrer Teststatistiken und Zeitfenstern (Lag) in Anhang 3. Die vollständige Liste der Terme, für die eine signifikante Vorhersagekraft der Abgeordnetenkommunikation auf Twitter durch die Nachrichtenmedien vorliegt, findet sich in Anhang 4. Die Liste jener Terme, bei denen eine signifikante wechselseitige Vorhersage vorliegt, findet sich in Anhang 5. Die akkumulierte Anzahl an Termen, für die eine signifikante Vorhersage vorliegt, findet sich nach Medien unterteilt in Abbildung 4. Wir sehen, dass mit 212 Termen die weitaus größte Vorhersagekraft von Twitter gegenüber den Nachrichtenmedien vorliegt. Eine signifikante Vorhersage der Zentralität von Termen auf Twitter durch die Nachrichtenmedien liegt nur in 59 Fällen vor. Für 56 Terme liegt eine wechselseitige Vorhersage vor.



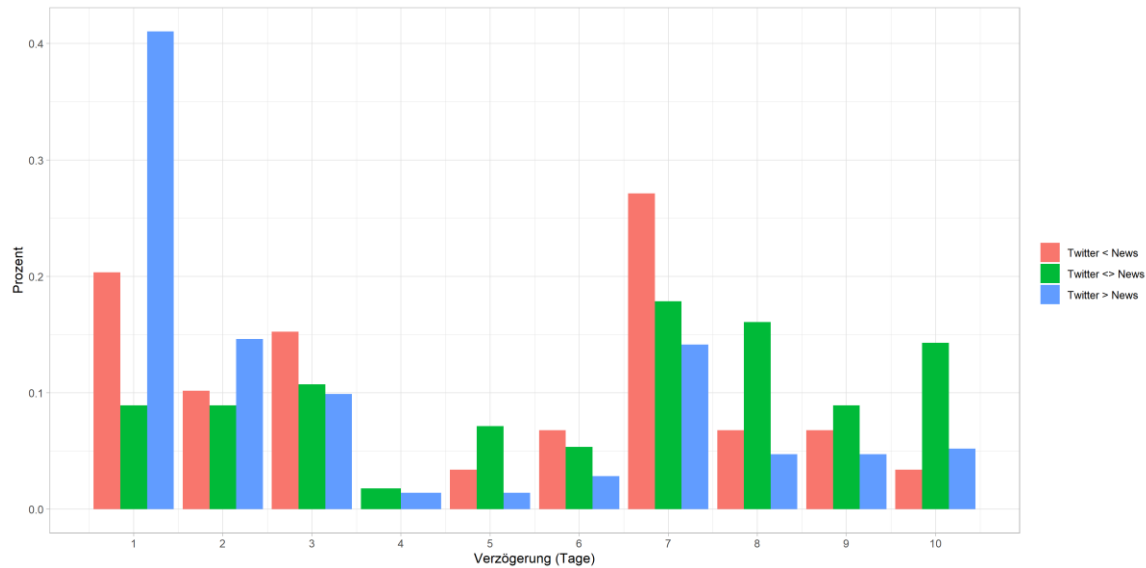
**Abb. 4** Verteilung der Terme, für die eine signifikante Vorhersagekraft vorliegt, nach Richtung der Vorhersage

### 3.3 Nachrichtenzyklen in Nachrichtenmedien und auf Twitter

Um die Hypothese unterschiedlicher Temporalitäten der Nachrichtenverarbeitung in den Nachrichtenmedien und auf Twitter zu überprüfen, analysieren wir die Verteilung der für die Granger-Analyse verwendeten Zeitfenster. Da wir für jeden Term das Final Prediction Criterion (FPE) zur Bestimmung des statistisch optimalen Zeitfensters für die Bestimmung der Granger-Kausalität herangezogen haben, gibt die Verteilung dieser Verzögerungen Aufschluss darüber, in welchen Abständen eine potenzielle gegenseitige Beeinflussung der Medien oder eine Reaktion auf externe Ereignisse stattfindet. Abbildung 5 zeigt die prozentuale Verteilung der Verzögerungen in den unterschiedlichen Vorhersagerichtungen. Der hohe Anteil an Termen auf Twitter, welche in einem Zeitfenster von einem Tag eine signifikante Vorhersagekraft für Nachrichtenartikel haben, lässt vermuten, dass Abgeordnete auf Twitter sehr schnell auf Ereignisse reagieren, welche erst am darauffolgenden Tag in den Artikeln etablierter Nachrichtenmedien besprochen werden. Angesichts der längeren Produktionszeit von Artikeln gegenüber Tweets ist dies



nicht überraschend; eine direkte Reaktion auf die Abgeordnetenkommunikation auf Twitter durch die Artikel des Folgetages scheint hingegen eher unwahrscheinlich. Ähnliches ist für die Zeitfenster von 2 und 3 Tagen zu vermuten. Der relativ hohe Anteil von Termen auf Twitter, welche für ein Zeitfenster von einer Woche signifikant die Zentralität von Termen in den Nachrichtenartikeln voraussagen vermögen, legt hingegen eine Beeinflussung durch Abgeordnetenkommunikation nahe. Es ist denkbar, dass Themen, welche von Abgeordneten auf Twitter besprochen werden, innerhalb einer Woche auf die eine oder andere Weise Eingang in die News-Agenda finden. Umgekehrt sehen wir, dass die Mehrzahl der Terme in den Nachrichtenmedien, welche die Zentralität von Termen in der Abgeordnetenkommunikation voraussagen können, dies für einen Zeitraum von 7 Tagen vermögen. Dies lässt auf einen klassischen Nachrichtenzyklus schließen, bei dem Neuigkeiten aus den Medien innerhalb einer Woche durch die Abgeordneten aufgegriffen werden. Der zweithöchste Anteil dieser Vorhersagerichtung ist auf das Zeitfenster von einem Tag verteilt, was auf eine schnelle Kommentierung der Nachrichten durch die Abgeordneten schließen lässt. Interessanterweise ist die reziproke Vorhersage der Terme auf Twitter und den Nachrichtenmedien insbesondere auf die Zeitfenster von 7 und mehr Tagen verteilt. Dies lässt vermuten, dass Themen, welche auf beiden Medien trenden, langfristig Aufmerksamkeit auf sich ziehen, dort jedoch zu unterschiedlichen Zeitpunkten verhandelt werden. Somit ist denkbar, dass Interaktionen zwischen Nachrichtenmedien und Twitter in der Lage sind, Themen über einen längeren Zeitraum im Nachrichtenzyklus zu halten, indem sie wiederholt Aufmerksamkeit auf dem einen oder anderen Medium generieren und so einen „Ping-Pong-Effekt“ erzeugen.



**Abb. 5** Prozentuale Verteilung der Verzögerungen nach Richtung der Vorhersage

#### 4 Schlussfolgerung und Limitationen

Wir konnten zeigen, dass temporale Diskursverschiebungen zwischen News-Agenda und Abgeordnetenkommunikation auf Twitter zwar nachweisbar sind, diese Ergebnisse jedoch mit Blick auf die zur Analyse verwendeten Zeitfenster zu interpretieren sind. Die verwendete Granger-Kausalität ist zwar in der Lage, die große Anzahl von Termen auf Twitter zu identifizieren, welche signifikant ein Aufkommen dieser Terme in den Nachrichtenmedien voraussagen. Eine Analyse der Zeitfenster dieser Voraussage lässt jedoch darauf schließen, dass ein Großteil dieses Zusammenhangs den unterschiedlichen Temporalitäten der Kommunikation auf Twitter und in den etablierten Nachrichtenmedien geschuldet ist. Die Reaktionen der Abgeordneten auf Twitter auf neue Themen erfolgt schneller als die der Medien, welche erst in den darauffolgenden Tagen entsprechende Artikel veröffentlichen. Dies zeigt sich auch darin, dass Themen der etablierten News-Agenda ebenfalls häufig innerhalb eines kurzen Zeitraums von Abgeordneten auf Twitter aufgenommen werden. Für längere Zeiträume von 7 und mehr

Tagen sind tatsächliche Interaktions- und Agenda-Setting Prozesse wahrscheinlicher, da dies dem klassischen Medienzyklus entspricht, welcher die Ereignisse der Woche, etwa auch Kommunikationsereignisse auf Twitter, in Artikeln verarbeitet. Für diesen Zeitraum überwiegt jedoch die Evidenz, dass Abgeordnetenkommunikation auf Twitter durch die News-Agenda beeinflusst wird oder eine reziproke Beeinflussung vorliegt. Somit können wir von keiner eindeutigen Beeinflussung der News-Agenda durch Abgeordnetenkommunikation auf Twitter ausgehen. Vielmehr haben wir es mit komplexen Interaktionen zutun, welchen sich in den unterschiedlichen Temporalitäten der Medien eines hybriden Mediensystems widerspiegeln. Wir können also nicht von einer linearen Verschiebung der Diskursmacht zugunsten direkter Parteikommunikation auf Twitter sprechen. Stattdessen müssen wir davon ausgehen, dass unterschiedliche Akteure, wie Abgeordnete und Journalist:innen, digitale Kommunikationsumgebungen für ihre je eigenen Zwecke nutzen und somit neue Diskurs- und Machtkonstellationen erzeugen. Agenda Setting in hybriden Mediumumgebungen mag nicht mehr alleinige Sache etablierter Intermediäre wie Nachrichtenmedien sein. Ihre zentrale Stellung in der Definition der News-Agenda ist jedoch bei weitem nicht gebrochen.

Methodisch konnten wir mit unserer Analyse drei Beiträge leisten. 1.) Konnten wir zeigen, wie große Mengen an Texten aus heterogenen Quellen mittels Kookkurrenznetzwerken effizient und skalierbar verarbeitet werden können. 2.) Haben wir eine Methode präsentiert, welche es vermittels des MACD-Indikators erlaubt, vollautomatisiert Trends in diesen Netzwerken zu erkennen. 3.) Konnten wir mit der Verwendung der Granger-Kausalität und einer Analyse der verwendeten Zeitfenster zeigen, inwiefern eine gegenseitige Beeinflussung dieser Trends zwischen den Medien vorliegt und diese unterschiedlichen Temporalitäten unterliegt. Darüber hinaus bietet unsere Methodik Anknüpfungspunkte für weitere Verfahren der Textverarbeitung. So wäre es möglich, die identifizierten Trend-Terme für die Topic Extraktion mittels sogenannter KeyGraphs zu verwenden, um eine bessere Analyse der verhandelten Themen zu ermöglichen (vgl. Moutidis und Williams 2020; Sayyadi, Hurst und Maykov 2009). Ein approximatives Matching der Topics zwischen den Medien statt spezifischer Trend-Terme könnte darüber hinaus ein umfassenderes Bild möglicher Diskursverschiebungen ermöglichen. Weiterhin

wäre eine Analyse der Abgeordnetenkommunikation nach Themen und Parteizugehörigkeit interessant, um mögliche Unterschiede im Agenda Setting der Parteien zu identifizieren. Auch wäre eine Inklusion von Nutzer:innenkommentaren auf Twitter von Interesse, um deren Einfluss auf die Themenagenda der Abgeordneten zu messen. Schlussendlich ist eine Erweiterung der Datengrundlage für die Nachrichtenmedien notwendig, um wirklich repräsentative Ergebnisse zu gewährleisten, da unser Datensatz die politische Öffentlichkeit zwar approximativ, jedoch nicht erschöpfend, darstellt.

## Literatur

- Aiello, Luca Maria, Georgios Petkos, Carlos Martin, David Corney, Symeon Papadopoulos, Ryan Skraba, Ayse Goker, Ioannis Kompatsiaris und Alejandro Jaimes. 2013. Sensing Trending Topics in Twitter. *IEEE Transactions on Multimedia* 15, Nr. 6 (1. Oktober): 1268–1282. doi:10.1109/TMM.2013.2265080, <https://doi.org/10.1109/TMM.2013.2265080>
- Amancio, Diego Raphael. 2016. Network analysis of named entity co-occurrences in written texts. *EPL (Europhysics Letters)* 114, Nr. 5 (Juni): 58005. doi:10.1209/0295-5075/114/58005, <https://doi.org/10.1209/0295-5075/114/58005>
- Appel, Gerald. 1979. The Moving Average Convergence Divergence Trading Method. Great Neck, NY: Signalert Corp.
- Bail, Christopher Andrew. 2016. Combining natural language processing and network analysis to examine how advocacy organizations stimulate conversation on social media. *Proceedings of the National Academy of Sciences* 113, Nr. 42 (18. Oktober): 11823–11828. doi:10.1073/pnas.1607151113, <https://www.pnas.org/content/113/42/11823>

- Bennett, W. Lance und Barbara Pfetsch. 2018. Rethinking Political Communication in a Time of Disrupted Public Spheres. *Journal of Communication* 68, Nr. 2 (1. April): 243–253. doi:10.1093/joc/jqx017, <https://academic.oup.com/joc/article/68/2/243/4958957>
- Bentivegna, Sara und Rita Marchetti. 2018. Journalists at a crossroads: Are traditional norms and practices challenged by Twitter? *Journalism* 19, Nr. 2 (1. Februar): 270–290. doi:10.1177/1464884917716594, <https://doi.org/10.1177/1464884917716594>
- Borucki, Isabelle. 2019. Politische Parteien zwischen Sein oder nicht Sein? Digitale Transformation als Organisationsumbruch. In: *Politik in der digitalen Gesellschaft*, hg. von Jeanette Hofmann, Norbert Kersting, Claudia Ritzi, und Wolf J. Schünemann, 123–150. Bielefeld: transcript Verlag, 31. Dezember. doi:10.14361/9783839448649-007
- Bossetta, Michael. 2018. The Digital Architectures of Social Media: Comparing Political Campaigning on Facebook, Twitter, Instagram, and Snapchat in the 2016 U.S. Election. *Journalism & Mass Communication Quarterly* 95, Nr. 2 (1. Juni): 471–496. doi:10.1177/1077699018763307, <https://doi.org/10.1177/1077699018763307>
- Bouvier, Gwen. 2019. How Journalists Source Trending Social Media Feeds. *Journalism Studies* 20, Nr. 2 (25. Januar): 212–231. doi:10.1080/1461670X.2017.1365618, <https://doi.org/10.1080/1461670X.2017.1365618>
- Boynton, GR und Glenn W Richardson. 2016. Agenda setting in the twenty-first century. *New Media & Society* 18, Nr. 9 (1. Oktober): 1916–1934. doi:10.1177/1461444815616226, <https://doi.org/10.1177/1461444815616226>
- Brands, Bert Jan, Todd Graham und Marcel Broersma. 2018. Social Media Sourcing Practices: How Dutch Newspapers Use Tweets in Political News Coverage. In:

*Managing Democracy in the Digital Age: Internet Regulation, Social Media Use, and Online Civic Engagement*, hg. von Julia Schwanholz, Todd Graham, und Peter-Tobias Stoll, 159–178. Cham: Springer International Publishing.  
doi:10.1007/978-3-319-61708-4\_9, [https://doi.org/10.1007/978-3-319-61708-4\\_9](https://doi.org/10.1007/978-3-319-61708-4_9)

Brems, Cara, Martina Temmerman, Todd Graham und Marcel Broersma. 2017. Personal Branding on Twitter. *Digital Journalism* 5, Nr. 4 (21. April): 443–459.  
doi:10.1080/21670811.2016.1176534,  
<https://doi.org/10.1080/21670811.2016.1176534>

Bruns, Axel und Christian Nuernbergk. 2019. Political Journalists and Their Social Media Audiences: New Power Relations. *Media and Communication* 7, Nr. 1 (21. März): 198–212. doi:10.17645/mac.v7i1.1759,  
<https://www.cogitatiopress.com/mediaandcommunication/article/view/1759>

Chadwick, Andrew. 2013. *The Hybrid Media System: Politics and Power*. Oxford University Press.  
<https://www.oxfordscholarship.com/view/10.1093/acprof:oso/9780199759477.001.0001/acprof-9780199759477>

Chadwick, Andrew und Jennifer Stromer-Galley. 2016. Digital Media, Power, and Democracy in Parties and Election Campaigns: Party Decline or Party Renewal? *The International Journal of Press/Politics* 21, Nr. 3 (1. Juli): 283–293.  
doi:10.1177/1940161216646731, <https://doi.org/10.1177/1940161216646731>

Conway, Bethany A., Kate Kenski und Di Wang. 2015. The Rise of Twitter in the Political Campaign: Searching for Intermedia Agenda-Setting Effects in the Presidential Primary. *Journal of Computer-Mediated Communication* 20, Nr. 4: 363–380.  
doi:<https://doi.org/10.1111/jcc4.12124>,  
<https://onlinelibrary.wiley.com/doi/abs/10.1111/jcc4.12124>

- Conway-Silva, Bethany A., Christine R. Filer, Kate Kenski und Eric Tsetsi. 2018. Reassessing Twitter's Agenda-Building Power: An Analysis of Intermedia Agenda-Setting Effects During the 2016 Presidential Primary Season. *Social Science Computer Review* 36, Nr. 4 (1. August): 469–483. doi:10.1177/0894439317715430, <https://doi.org/10.1177/0894439317715430>
- De Nooy, Wouter und Jan Kleinnijenhuis. 2013. Polarization in the Media During an Election Campaign: A Dynamic Network Model Predicting Support and Attack Among Political Actors. *Political Communication* 30, Nr. 1 (1. Januar): 117–138. doi:10.1080/10584609.2012.737417, <https://doi.org/10.1080/10584609.2012.737417>
- Dimitrova, Daniela V. und Jörg Matthes. 2018. Social Media in Political Campaigning Around the World: Theoretical and Methodological Challenges. *Journalism & Mass Communication Quarterly* 95, Nr. 2 (1. Juni): 333–342. doi:10.1177/1077699018770437, <https://doi.org/10.1177/1077699018770437>
- Djerf-Pierre, Monika und Adam Shehata. 2017. Still an Agenda Setter: Traditional News Media and Public Opinion During the Transition From Low to High Choice Media Environments: Still an Agenda Setter. *Journal of Communication* 67, Nr. 5: 733–757. doi:10.1111/jcom.12327, <https://academic.oup.com/joc/article/67/5/733-757/4642137>
- Dubois, Elizabeth, Anatoliy Gruzd und Jenna Jacobson. 2020. Journalists' Use of Social Media to Infer Public Opinion: The Citizens' Perspective. *Social Science Computer Review* 38, Nr. 1 (1. Februar): 57–74. doi:10.1177/0894439318791527, <https://doi.org/10.1177/0894439318791527>
- Engelmann, Ines, Andrea Kloss, Christoph Neuberger und Tobias Brockmann. 2019. Visibility Through Information Sharing: The Role of Tweet Authors and Communication Styles in Retweeting Political Information on Twitter. *International*

*Journal of Communication* 13 (12. August).  
<https://ijoc.org/index.php/ijoc/article/view/9099>

Enli, Gunn und Chris-Adrian Simonsen. 2018. 'Social media logic' meets professional norms: Twitter hashtags usage by journalists and politicians. *Information, Communication & Society* 21, Nr. 8 (3. August): 1081–1096.  
doi:10.1080/1369118X.2017.1301515,  
<https://doi.org/10.1080/1369118X.2017.1301515>

Granger, C. W. J. 1969. Investigating Causal Relations by Econometric Models and Cross-spectral Methods. *Econometrica* 37, Nr. 3: 424–438. doi:10.2307/1912791,  
<https://www.jstor.org/stable/1912791>

Harder, Raymond A., Steve Paulussen und Peter Van Aelst. 2016. Making Sense of Twitter Buzz: The cross-media construction of news stories in election time. *Digital Journalism* 4, Nr. 7 (2. Oktober): 933–943.  
doi:10.1080/21670811.2016.1160790,  
<https://www.tandfonline.com/doi/full/10.1080/21670811.2016.1160790>

Hofmann, Jeanette. 2019. Mediatisierte Demokratie in Zeiten der Digitalisierung – Eine Forschungsperspektive. In: *Politik in der digitalen Gesellschaft Zentrale Problemfelder und Forschungsperspektiven*, hg. von Jeanette Hofmann, Norbert Kersting, Claudia Ritzi, und Wolf J. Schünemann, 27–46. Politik in der digitalen Gesellschaft. Bielefeld: transcript Verlag. doi:10.14361/9783839448649-002

Jungherr, Andreas. 2016. Twitter use in election campaigns: A systematic literature review. *Journal of Information Technology & Politics* 13, Nr. 1 (2. Januar): 72–91.  
doi:10.1080/19331681.2015.1132401,  
<https://doi.org/10.1080/19331681.2015.1132401>

Jungherr, Andreas, Ralph Schroeder und Sebastian Stier. 2019. Digital Media and the Surge of Political Outsiders: Explaining the Success of Political Challengers in



- the United States, Germany, and China. *Social Media + Society* 5, Nr. 3 (1. Juli). doi:10.1177/2056305119875439, <https://doi.org/10.1177/2056305119875439>
- Jürgens, Pascal und Andreas Jungherr. 2015. The Use of Twitter during the 2009 German National Election. *German Politics* 24, Nr. 4 (2. Oktober): 469–490. doi:10.1080/09644008.2015.1116522, <https://doi.org/10.1080/09644008.2015.1116522>
- Kreiss, Daniel. 2016. Seizing the moment: The presidential campaigns' use of Twitter during the 2012 electoral cycle. *New Media & Society* 18, Nr. 8: 1473–1490. doi:10.1177/1461444814562445, <https://journals.sagepub.com/doi/10.1177/1461444814562445>
- Kreiss, Daniel, Regina G. Lawrence und Shannon C. McGregor. 2018. In Their Own Words: Political Practitioner Accounts of Candidates, Audiences, Affordances, Genres, and Timing in Strategic Social Media Use. *Political Communication* 35, Nr. 1 (2. Januar): 8–31. doi:10.1080/10584609.2017.1334727, <https://doi.org/10.1080/10584609.2017.1334727>
- López-Meri, Amparo, Silvia Marcos-García und Andreu Casero-Ripollés. 2017. What do politicians do on Twitter? Functions and communication strategies in the Spanish electoral campaign of 2016. *El Profesional de la Información* 26, Nr. 5: 795–804. [https://www.academia.edu/34575563/What\\_do\\_politicians\\_do\\_on\\_Twitter\\_Functions\\_and\\_communication\\_strategies\\_in\\_the\\_Spanish\\_electoral\\_campaign\\_of\\_2016](https://www.academia.edu/34575563/What_do_politicians_do_on_Twitter_Functions_and_communication_strategies_in_the_Spanish_electoral_campaign_of_2016)
- Lu, Rong und Qing Yang. 2012. Trend Analysis of News Topics on Twitter. *International Journal of Machine Learning and Computing* 2, Nr. 3: 327–332. doi:10.7763/IJMLC.2012.V2.139, .

- Lütkepohl, Helmut. 2005. *New Introduction to Multiple Time Series Analysis*. Berlin, Heidelberg: Springer. doi:10.1007/978-3-540-27752-1\_1, [https://doi.org/10.1007/978-3-540-27752-1\\_1](https://doi.org/10.1007/978-3-540-27752-1_1)
- Majdabadi, Zahra, Behnam Sabeti, Preni Golazizian, Seyed Arad Ashrafi Asli, Omid Momenzadeh und Reza Fahmi. 2020. Twitter Trend Extraction: A Graph-based Approach for Tweet and Hashtag Ranking, Utilizing No-Hashtag Tweets. In: *Proceedings of the 12th Language Resources and Evaluation Conference*, 6213–6219. Marseille, France: European Language Resources Association, Mai. <https://aclanthology.org/2020.lrec-1.762>
- Molyneux, Logan, Avery Holton und Seth C. Lewis. 2018. How journalists engage in branding on Twitter: individual, organizational, and institutional levels. *Information, Communication & Society* 21, Nr. 10 (3. Oktober): 1386–1401. doi:10.1080/1369118X.2017.1314532, <https://doi.org/10.1080/1369118X.2017.1314532>
- Molyneux, Logan und Shannon C. McGregor. 2021. Legitimizing a platform: evidence of journalists' role in transferring authority to Twitter. *Information, Communication & Society* 2020, Nr. online first (31. Januar). doi:10.1080/1369118X.2021.1874037, <https://doi.org/10.1080/1369118X.2021.1874037>
- Molyneux, Logan und Rachel R. Mourão. 2019. Political Journalists' Normalization of Twitter. *Journalism Studies* 20, Nr. 2 (25. Januar): 248–266. doi:10.1080/1461670X.2017.1370978, <https://doi.org/10.1080/1461670X.2017.1370978>
- Moutidis, Iraklis und Hywel T. P. Williams. 2020. Complex networks for event detection in heterogeneous high volume news streams. *arXiv:2005.13751 [cs]* (27. Mai). <http://arxiv.org/abs/2005.13751>

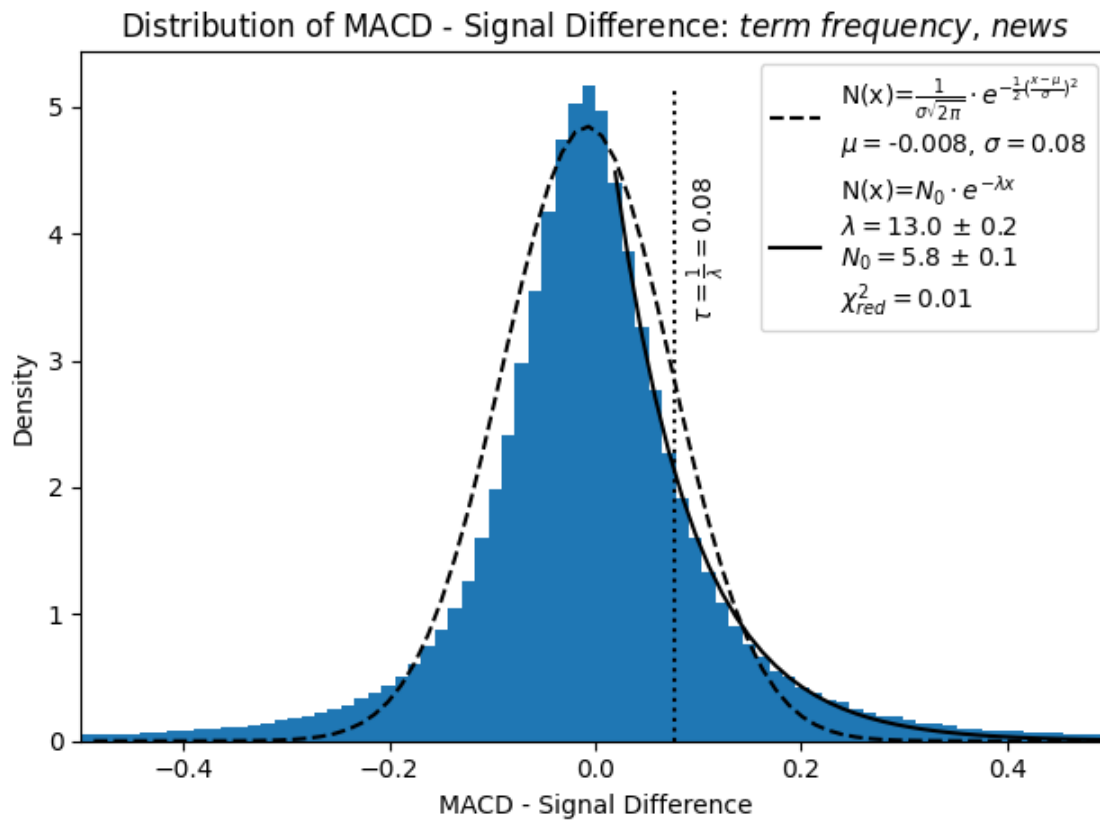
- Neuman, W. Russell, Lauren Guggenheim, S. Mo Jang und Soo Young Bae. 2014. The Dynamics of Public Attention: Agenda-Setting Theory Meets Big Data. *Journal of Communication* 64, Nr. 2: 193–214. doi:10.1111/jcom.12088, <https://onlinelibrary.wiley.com/doi/abs/10.1111/jcom.12088>
- Proisl, Thomas. 2018. SoMeWeTa: A Part-of-Speech Tagger for German Social Media and Web Texts. In: *Proceedings of the Eleventh International Conference on Language Resources and Evaluation (LREC 2018)*. Miyazaki, Japan: European Language Resources Association (ELRA), Mai. <https://aclanthology.org/L18-1106>
- Proisl, Thomas und Peter Uhrig. 2016. SoMaJo: State-of-the-art tokenization for German web and social media texts. In: *Proceedings of the 10th Web as Corpus Workshop*, 57–62. Berlin: Association for Computational Linguistics, August. doi:10.18653/v1/W16-2607, <https://aclanthology.org/W16-2607>
- Ritzi, Claudia. 2019. Politische Öffentlichkeit zwischen Vielfalt und Fragmentierung. In: *Politik in der digitalen Gesellschaft: zentrale Problemfelder und Forschungsperspektiven*, hg. von Jeanette Hofmann, Norbert Kersting, Claudia Ritzi, und Wolf J. Schünemann, 61–81. Bielefeld: transcript. doi:10.14361/9783839448649-004, .
- Rose, Rene. 2006. *Enzyklopädie der Technischen Indikatoren: Trading-chancen profitabel Nutzen*. München: FinanzBuch Verlag.
- Ross, Andrew R N und Delia Dumitrescu. 2018. ‘Vox Twitterati’: Investigating the effects of social media exemplars in online news articles. *New Media & Society* 21, Nr. 4 (12. Dezember): 962–983. doi:10.1177/1461444818817313, <https://doi.org/10.1177/1461444818817313>
- Sayyadi, Hassan, Matthew Hurst und Alexey Maykov. 2009. Event detection and tracking in social streams. In: *Proceedings of the International Conference on Weblogs and Social Media (ICWSM 2009)*.

Stier, Sebastian, Arnim Bleier, Haiko Lietz und Markus Strohmaier. 2018. Election Campaigning on Social Media: Politicians, Audiences, and the Mediation of Political Communication on Facebook and Twitter. *Political Communication* 35, Nr. 1 (2. Januar): 50–74. doi:10.1080/10584609.2017.1334728, <https://doi.org/10.1080/10584609.2017.1334728>

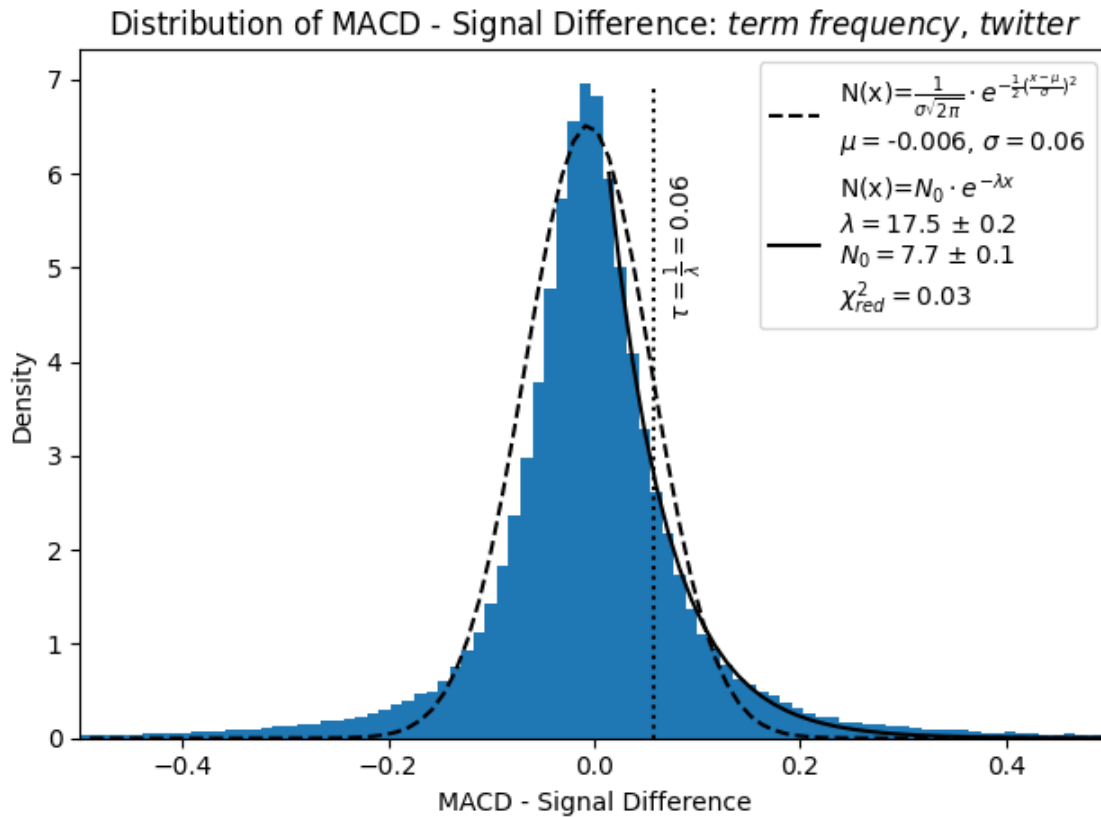
Su, Yan und Porismita Borah. 2019. Who is the agenda setter? Examining the intermedia agenda-setting effect between Twitter and newspapers. *Journal of Information Technology & Politics* 16, Nr. 3 (3. Juli): 236–249. doi:10.1080/19331681.2019.1641451, <https://doi.org/10.1080/19331681.2019.1641451>

Urbinati, Nadia. 2015. A Revolt against Intermediary Bodies. *Constellations* 22, Nr. 4 (1. Dezember): 477–486. doi:10.1111/1467-8675.12188, <https://onlinelibrary.wiley.com/doi/abs/10.1111/1467-8675.12188>

## Anhang



**Anhang 1** Verteilung der MACD-Signal Differenz in den Nachrichtenmedien und Modellierung des exponentiellen Verfalls



**Anhang 2** Verteilung der MACD-Signal Differenz auf Twitter und Modellierung des exponentiellen Verfalls

**Anhang 3** Auf Twitter vorkommende Terme mit einer signifikanten ( $\text{Pr}( > F ) < 0.01$ ) Vorhersagekraft für ihr Vorkommen in den Nachrichtenmedien

Res.Df	Df	F	Pr(>F)	Term	lag
156	-8	4,6172374	4,7442E-05	abgeordnete	8
170	-1	37,8241134	5,4163E-09	angriff	1
170	-1	11,9316052	0,00069769	bildung	1
168	-2	12,1613174	1,1783E-05	biontech	2
170	-1	18,9118286	2,3602E-05	dosen	1
168	-2	52,5068456	2,1414E-18	ergebnisse	2
170	-1	9,4657159	0,00244268	impfdosen	1
152	-10	4,75231645	7,1616E-06	impfkampagne	10
158	-7	4,45823274	0,00015552	impfstoff	7
170	-1	14,9475952	0,00015744	impfstoffe	1
170	-1	27,0664524	5,6371E-07	impfung	1
166	-3	5,96789259	0,00069398	kooperation	3
158	-7	2,80287805	0,00901814	menschen	7
170	-1	430,430753	2,4875E-48	mieter	1
156	-8	2,9018278	0,00492732	prozent	8
170	-1	10,9155628	0,00116412	sorge	1
158	-7	4,31521318	0,00022148	video	7
170	-1	12,1928095	0,00061221	vorgehen	1
160	-6	3,04357076	0,00767686	weg	6
154	-9	3,25405884	0,00124502	zusammenhang	9
170	-1	10,0885198	0,00177376	bewegung	1
154	-9	3,58756863	0,00046733	bundestagswahl	9
156	-8	3,26185121	0,00188024	demokraten	8
170	-1	1257,91439	3,3434E-80	giffey	1
170	-1	14,6698308	0,00018026	impfzentren	1
170	-1	20,7751723	9,8682E-06	kritik	1
170	-1	23,0237274	3,4986E-06	lage	1
170	-1	11,7195061	0,00077602	partei	1
170	-1	10,9566362	0,00114015	polizisten	1
170	-1	10,4660265	0,0014628	putin	1
158	-7	4,50621325	0,00013813	schritt	7
170	-1	26,8688091	6,1566E-07	seiten	1
168	-2	7,2801815	0,00093177	sendung	2
170	-1	12,7408758	0,00046591	september	1
168	-2	10,6199113	4,57E-05	spahn	2
168	-2	23,0063622	1,5168E-09	spd	2
170	-1	25,431378	1,1728E-06	abgeordneten	1

168	-2	5,65203609	0,00422006	menschenrechte	2
160	-6	9,50805646	6,9843E-09	bundesregierung	6
170	-1	228,086029	3,6022E-33	bundesverfassungsgericht	1
156	-8	10,8038283	6,4943E-12	gesetz	8
170	-1	23,1087792	3,3651E-06	impfungen	1
168	-2	6,21849711	0,00248728	sanktionen	2
170	-1	29,1376781	2,2525E-07	scholz	1
168	-2	26,6908655	8,8988E-11	erdogan	2
166	-3	5,54821321	0,00119066	antrag	3
162	-5	45,7629388	5,5158E-29	demokratie	5
170	-1	11,7160143	0,00077738	entwurf	1
168	-2	9,5822416	0,00011526	schüler	2
164	-4	4,8171395	0,00107518	angehörigen	4
158	-7	4,34464261	0,00020594	hilfen	7
156	-8	5,07275224	1,3795E-05	preis	8
170	-1	10,8880701	0,00118045	tempo	1
158	-7	3,86497231	0,00067375	vertrauen	7
170	-1	19,8388924	1,5271E-05	bundeswehr	1
160	-6	6,66340322	2,7632E-06	schülerinnen	6
154	-9	2,64744869	0,00720421	donnerstag	9
152	-10	4,3462066	2,586E-05	fälle	10
170	-1	19,1332918	2,1265E-05	rechte	1
152	-10	4,60918395	1,1252E-05	risiko	10
158	-7	3,95957111	0,00053342	schutz	7
170	-1	11,105246	0,00105755	umgang	1
166	-3	9,18349991	1,195E-05	mehrheit	3
156	-8	5,0987786	1,2857E-05	kindern	8
158	-7	3,26604028	0,0029355	zukunft	7
168	-2	15,4739571	6,8835E-07	kosten	2
170	-1	16,1361244	8,855E-05	einschränkungen	1
170	-1	7,11075637	0,00840668	herausforderungen	1
170	-1	33,6684325	3,1492E-08	freiheit	1
158	-7	3,68409615	0,00105237	einführung	7
170	-1	8,33578247	0,00439542	werte	1
170	-1	22,6751754	4,1044E-06	olaf	1
170	-1	35,206682	1,6336E-08	robert	1
156	-8	3,18857963	0,00228973	frage	8
166	-3	4,58558355	0,00413161	cdu	3
166	-3	17,038808	1,1284E-09	fdp	3
166	-3	5,48557645	0,00129076	landtag	3



170	-1	38,1562421	4,7136E-09	landtagswahl	1
168	-2	18,7212679	4,6591E-08	stimmen	2
168	-2	5,38991571	0,0053958	bundesländer	2
170	-1	10,9083358	0,00116839	niedersachsen	1
158	-7	2,77267966	0,00969541	sorgen	7
154	-9	2,57867073	0,00875985	nachrichten	9
158	-7	3,76617055	0,00085968	jugendliche	7
154	-9	6,08219585	3,1328E-07	halle	9
170	-1	8,95335645	0,00318457	dresden	1
170	-1	97,9769376	1,6602E-18	kanzlerkandidat	1
170	-1	6,92214589	0,00930065	morgen	1
158	-7	3,4408387	0,00191364	csu	7
170	-1	7,05638211	0,00865489	städte	1
166	-3	7,02514364	0,00017974	osten	3
168	-2	33,4992865	6,0069E-13	parteitag	2
158	-7	3,56950459	0,00139519	welle	7
156	-8	3,93228967	0,00030579	wirtschaft	8
152	-10	2,96235667	0,00205604	senat	10
158	-7	2,84813586	0,008089	verfahren	7
158	-7	4,06885436	0,00040722	wohnung	7
170	-1	11,6395859	0,00080781	altmaier	1
170	-1	10,2332095	0,00164727	amt	1
170	-1	10,6413628	0,00133794	schule	1
168	-2	9,5289506	0,0001209	perspektive	2
170	-1	7,95730442	0,00536303	inzidenzen	1
170	-1	17,8137163	3,9684E-05	kanzleramt	1
170	-1	18,2385813	3,244E-05	inzidenz	1
170	-1	15,4973483	0,00012056	china	1
154	-9	3,04595453	0,00228516	corona	9
170	-1	7,92339979	0,00545979	beschlüsse	1
158	-7	2,78184886	0,00948467	themen	7
170	-1	11,5399075	0,00084934	verhandlungen	1
166	-3	26,314092	6,2078E-14	bundestag	3
170	-1	8,30575415	0,00446517	finanzminister	1
170	-1	18,4284887	2,9651E-05	plan	1
168	-2	4,89252046	0,00861931	medien	2
166	-3	6,32088216	0,00044137	vorschläge	3
152	-10	2,62420508	0,00585253	april	10
170	-1	103,409011	2,9774E-19	programm	1
170	-1	13,7008391	0,00028981	ministerium	1
170	-1	14,9576506	0,00015667	kretschmann	1

154	-9	3,04717449	0,00227707	kontakte	9
152	-10	3,30673883	0,00069759	jugendlichen	10
168	-2	84,239642	5,576E-26	maskenpflicht	2
170	-1	44,1817799	3,953E-10	bilder	1
158	-7	3,73749911	0,00092263	mio	7
168	-2	20,8675742	8,2346E-09	präsident	2
170	-1	8,26378853	0,00456455	brief	1
168	-2	7,6675617	0,00065309	grüne	2
168	-2	5,51674435	0,00479039	regeln	2
168	-2	11,0485299	3,128E-05	laschet	2
166	-3	3,97088275	0,00916923	stück	3
170	-1	7,85557008	0,0056588	ausbildung	1
170	-1	45,3201844	2,4965E-10	bundesrat	1
170	-1	10,4419498	0,00148086	licht	1
166	-3	67,6614953	1,7997E-28	belarus	3
166	-3	7,71586678	7,4944E-05	liebe	3
170	-1	32,6090234	4,9657E-08	arbeitgeber	1
158	-7	2,79684008	0,00914974	regelung	7
158	-7	3,25683701	0,00300223	test	7
152	-10	3,3293952	0,00064947	türkei	10
170	-1	13,1612322	0,00037825	infrastruktur	1
158	-7	3,3496708	0,00239262	münchen	7
170	-1	42,7180317	7,1662E-10	grünen	1
158	-7	3,4097966	0,00206498	krise	7
158	-7	3,68221659	0,00105725	prozess	7
170	-1	150,416318	3,8577E-25	rücktritt	1
158	-7	2,8216503	0,0086207	digitalisierung	7
168	-2	4,86239276	0,0088681	aufgaben	2
166	-3	5,46521884	0,00132508	frieden	3
168	-2	9,69927433	0,00010379	saarland	2
152	-10	38,8687313	7,972E-36	baerbock	10
170	-1	252,303246	2,3723E-35	habeck	1
170	-1	16,1493706	8,7987E-05	verbot	1
170	-1	9,94957935	0,00190459	armin	1
170	-1	25,8532983	9,7007E-07	wohnungen	1
154	-9	10,7268237	1,1526E-12	co2	9
158	-7	7,81188776	4,629E-08	ausgangssperre	7
164	-4	5,45008336	0,00038641	frankreich	4
170	-1	15,0814189	0,00014752	initiative	1
164	-4	13,6262063	1,3918E-09	astrazeneca	4
154	-9	3,15960838	0,00164094	coronavirus	9

170	-1	67,9250453	4,5117E-14	union	1
170	-1	7,70125169	0,00613993	august	1
152	-10	4,98391676	3,455E-06	berlin	10
170	-1	9,14009591	0,00289052	buch	1
168	-2	17,4393223	1,335E-07	markus	2
168	-2	5,50527275	0,0048422	mittel	2
170	-1	45,9938834	1,9044E-10	afd	1
170	-1	110,975748	2,8792E-20	aktion	1
168	-2	10,3832304	5,6385E-05	biden	2
158	-7	3,02636311	0,00526003	ziele	7
168	-2	49,2152218	1,6486E-17	zeichen	2
162	-5	4,6963836	0,00050352	bekämpfung	5
160	-6	76,4707972	1,1357E-43	israel	6
170	-1	14,9542326	0,00015693	stellen	1
156	-8	3,65905779	0,0006424	handeln	8
158	-7	8,1764317	1,9749E-08	juden	7
152	-10	4,18805801	4,2698E-05	eu	10
170	-1	16,32944	8,0682E-05	einrichtungen	1
168	-2	18,0246526	8,2416E-08	antwort	2
166	-3	5,8109152	0,00084907	fraktion	3
166	-3	7,69075267	7,7357E-05	sport	3
158	-7	3,58600207	0,00133973	patienten	7
168	-2	16,959008	1,9873E-07	linke	2
170	-1	10,9683749	0,00113339	stunde	1
160	-6	12,5257709	1,7879E-11	testen	6
170	-1	7,02356712	0,00880834	kommission	1
170	-1	14,1950675	0,00022735	verbrechen	1
166	-3	5,25291597	0,00174261	sprache	3
166	-3	4,49470351	0,00464804	dr	3
170	-1	35,9722445	1,1809E-08	wirecard	1
170	-1	65,5254104	1,0797E-13	pflege	1
168	-2	6,41024374	0,00208131	meinung	2
166	-3	15,1248285	9,9E-09	umfragen	3
166	-3	21,8803922	5,8564E-12	angriffe	3
158	-7	2,91844269	0,00682866	investitionen	7
170	-1	16,3245378	8,0873E-05	kanzler	1
170	-1	26,0703938	8,8E-07	kandidatur	1
170	-1	25,9084283	9,4635E-07	basis	1
170	-1	11,5414402	0,00084869	lösungen	1
158	-7	5,80328458	5,6904E-06	schaden	7
170	-1	17,1726715	5,3859E-05	verantwortung	1

168	-2	6,40994457	0,00208189	lindner	2
156	-8	4,05997101	0,00021605	förderung	8
158	-7	2,95132602	0,00630743	begründung	7
166	-3	9,15112287	1,244E-05	verordnung	3
160	-6	5,60600615	2,7559E-05	coronakrise	6
170	-1	30,2576627	1,3782E-07	spitzenkandidatin	1
166	-3	16,7883047	1,4948E-09	kanzlerkandidaten	3
170	-1	16,7281604	6,6624E-05	signal	1
152	-10	313,600334	1,6334E-91	hamas	10
168	-2	5,91988281	0,0032853	bitte	2
162	-5	11,7002366	1,2695E-09	ausgangssperren	5
154	-9	19,3840926	5,2355E-21	kanzlerkandidatin	9

**Anhang 4** In den Nachrichtenmedien vorkommende Terme mit einer signifikanten ( $\text{Pr}( > F ) < 0.01$ ) Vorhersagekraft für ihr Vorkommen auf Twitter

Res.Df	Df	F	Pr(>F)	node	lag
158	-7	7,83328586	4,4024E-08	dezember	7
154	-9	3,94806464	0,00016125	mittwoch	9
170	-1	7,70282846	0,0061348	angela	1
170	-1	20,4097561	1,1698E-05	bundeskanzlerin	1
156	-8	2,76352535	0,00710653	internet	8
156	-8	2,91201158	0,00479575	ländern	8
156	-8	5,29430406	7,5829E-06	lockdowns	8
158	-7	3,64559597	0,00115701	parteien	7
152	-10	2,45654569	0,00974851	sicherheit	10
170	-1	7,25117656	0,00779914	wahl	1
170	-1	15,2622781	0,00013511	lockerungen	1
158	-7	3,06119071	0,00483401	hintergrund	7
154	-9	3,66564842	0,00037124	fokus	9
166	-3	7,50594051	9,77E-05	wahlen	3
158	-7	2,9334032	0,00658648	jahre	7
160	-6	4,1901624	0,00062238	lockdown	6
162	-5	6,76792058	9,664E-06	merkel	5
170	-1	10,9478361	0,00114524	zeiten	1
158	-7	3,03208142	0,00518763	wahlkreis	7
158	-7	3,90792416	0,00060598	entwicklung	7
166	-3	6,42783257	0,00038493	beschäftigte	3
154	-9	4,79265	1,3337E-05	märz	9
158	-7	2,95589262	0,0062382	unterstützung	7
166	-3	6,82401013	0,00023216	grün	3
168	-2	8,57081669	0,00028684	idee	2
158	-7	4,15616507	0,00032818	deutschen	7
158	-7	4,49069797	0,00014353	hessen	7
158	-7	2,87025252	0,00766974	tag	7
170	-1	7,37228932	0,00731161	abstand	1
162	-5	5,74268616	6,772E-05	bund	5
168	-2	6,34559392	0,0022101	bedingungen	2
156	-8	3,10964417	0,00282979	bau	8
168	-2	13,7979526	2,8615E-06	kitas	2
				ministerpräsi-	
170	-1	10,7769738	0,00124888	dent	1
166	-3	5,87025412	0,00078671	beschluss	3
170	-1	8,72691974	0,00358277	kraft	1

170	-1	27,4398009	4,7738E-07	grenzen	1
170	-1	7,31673241	0,00753122	maske	1
158	-7	3,79200798	0,00080662	mutationen	7
158	-7	2,78782131	0,00934983	wachstum	7
166	-3	5,05641546	0,00224622	alexander	3
158	-7	3,92120161	0,00058643	anfang	7
160	-6	3,63905822	0,00209395	tests	6
166	-3	4,35118602	0,00559858	recht	3
152	-10	6,78263497	1,3652E-08	ostern	10
168	-2	5,33356392	0,00568911	leben	2
158	-7	3,26377004	0,00295182	klima	7
166	-3	7,54141498	9,3415E-05	stimme	3
154	-9	2,55724511	0,00930813	praxis	9
166	-3	16,2047965	2,8878E-09	vorsitzenden	3
160	-6	3,43238139	0,00329347	anfrage	6
166	-3	3,92782981	0,009696	europa	3
160	-6	4,49875325	0,00031504	walter	6
158	-7	2,99140377	0,0057248	fall	7
170	-1	7,39864204	0,00720977	mitglieder	1
158	-7	3,03267964	0,00518012	anspruch	7
168	-2	5,97736187	0,00311373	probleme	2
168	-2	8,99931982	0,0001947	transparenz	2
170	-1	7,91956842	0,00547083	position	1

## Anhang 5 Terme mit einer signifikanten ( $\text{Pr}( > F ) < 0.01$ ) reziproken Vorhersagekraft

Res.Df	Df	F	Pr(>F)	node	lag
162	-5	3,15566657	0,00963276	geimpfte	5
156	-8	3,19896413	0,00222673	monate	8
158	-7	2,95774482	0,00621034	urteil	7
166	-3	3,92296897	0,00975735	einkommen	3
162	-5	3,50155823	0,00498823	kanzlerin	5
170	-1	13,5761948	0,00030816	koalition	1
154	-9	3,82505422	0,00023191	ministerpräsidenten	9
162	-5	4,41808361	0,00085984	nawalny	5
158	-7	9,06025336	2,5794E-09	twitter	7
170	-1	9,54198662	0,00234848	wort	1
168	-2	7,25063179	0,00095744	bürger	2
158	-7	9,33207504	1,391E-09	öffnung	7
156	-8	3,36499439	0,00142387	söder	8
156	-8	4,68471585	3,9496E-05	trump	8
166	-3	4,88957139	0,00278719	konsequenzen	3
156	-8	5,71833532	2,4259E-06	rente	8
158	-7	5,78311912	5,9774E-06	schnelltests	7
160	-6	3,49916617	0,00284562	grundrechte	6
168	-2	14,8864621	1,1311E-06	verlängerung	2
154	-9	15,476755	1,7004E-17	merz	9
160	-6	4,39182978	0,00039887	öffnungen	6
158	-7	4,98331759	4,2537E-05	spiel	7
160	-6	2,97707103	0,00886357	maßnahmen	6
158	-7	3,87325172	0,00066012	januar	7
156	-8	3,0267535	0,00353233	diskussion	8
164	-4	15,2984479	1,2941E-10	wähler	4
168	-2	7,90379839	0,00052623	priorität	2
166	-3	5,15261189	0,00198364	sitzung	3
152	-10	3,14193343	0,00117187	mai	10
156	-8	3,33077302	0,00156159	masken	8
152	-10	2,86995456	0,00274143	pandemie	10
158	-7	5,29021083	1,9988E-05	änderung	7
152	-10	4,81808156	5,821E-06	dreyer	10
166	-3	4,83452609	0,00299298	ziel	3
154	-9	3,84871557	0,00021626	afghanistan	9
152	-10	5,70729211	3,6222E-07	juni	10
166	-3	6,63837453	0,00029415	wahlkampf	3

168	-2	11,3717443	2,3529E-05	joe	2
170	-1	18,787804	2,5023E-05	annalena	1
170	-1	7,93029979	0,00543995	kommunen	1
154	-9	3,36307752	0,00090445	ergebnis	9
156	-8	5,05498596	1,4474E-05	homeoffice	8
158	-7	4,87369413	5,5738E-05	klimaschutz	7
154	-9	2,96055599	0,0029281	entscheidung	9
156	-8	2,89325664	0,00504079	woche	8
168	-2	6,77456421	0,00148511	brandenburg	2
166	-3	7,98230042	5,3575E-05	kandidaten	3
158	-7	2,80581408	0,00895482	fragen	7
162	-5	8,02518546	9,2121E-07	antisemitismus	5
170	-1	14,3679741	0,0002089	änderungen	1
156	-8	7,27719518	3,9856E-08	ungarn	8
152	-10	2,94884101	0,00214457	wahlprogramm	10
152	-10	3,21251888	0,00093868	notbremse	10
158	-7	3,34236727	0,00243578	interesse	7
152	-10	5,78550437	2,8447E-07	testpflicht	10
152	-10	4,9069871	4,4001E-06	infektionsschutzge- setz	10