

SCHLAGLICHT:

TWITTER ALS POLITISCHE INFORMATIONSQUELLE

ANDREAS JUNGHERR, HARALD SCHOEN UND RALF
GÜLDENZOPF

JUNI 2016

KONRAD-ADENAUER-STIFTUNG

WWW.KAS.DE/POLITISCHEKOMUNIKATION

INHALT

1. TWITTER ALS POLITISCHE INFORMATIONSQUELLE
2. TWITTER IN DER POLITISCHEN KOMMUNIKATION:
WERKZEUG UND INFORMATIONSQUELLE
3. METHODISCHES VORGEHEN
4. POLITISCHE KOMMUNIKATION IM SPIEGEL VON
TWITTER
 - 4.1 *Meinungsbilder und Wahlprognosen*
 - 4.2 *Die Twitter-Agenda*
 - 4.3 *Politische Aufmerksamkeit*
5. TWITTER ALS MESSINSTRUMENT POLITISCHER
KOMMUNIKATION: WIE SOLLTEN WIR DIGITALE
SPURENDATEN NUTZEN?

LITERATUR

ANHANG

1. TWITTER ALS POLITISCHE INFORMATIONSQUELLE

Während immer mehr Aspekte des politischen Lebens und politischer Berichterstattung durch politikbezogene Twitter-Nachrichten begleitet werden, steigt auch stetig das Interesse politischer Akteure, aus diesen Nachrichten Informationen über Politik, politische Erfolgsaussichten und öffentliche Meinung zu gewinnen. Berater werben mit der Erstellung Twitter-basierter Meinungsbilder und die Einbindung einzelner Tweets und die bildliche Darstellung themenbezogener Twitter-Aktivität in der politischen Medienberichterstattung sind inzwischen längst Routine. Allerdings kann die regelmäßige und prominente Nutzung Twitter-basierter Informationen nicht garantieren, dass diese Informationen tatsächlich die behauptete Aussagekraft besitzen. Dazu sind Analysen des tatsächlichen Erkenntnispotentials von Twitter für politische Fragestellungen erforderlich. Bislang sind diese rar, was zu Unsicherheit darüber führen kann, welche Schlussfolgerungen Twitter-gestützte Informationen zulassen. Mit dieser Schrift wollen wir einen Beitrag dazu leisten, einige Unklarheiten auszuräumen.

Anhand von ausgewählten Analysen werden wir zeigen, für welche Fragen Twitter-Daten hilfreiche Informationen für Politiker, Kampagnenmacher, Journalisten und Wissenschaftler versprechen und in welche Fällen Twitter-Daten weniger aufschlussreich sind oder sogar zu irreführenden Folgerungen führen. Hierbei konzentrieren wir uns auf drei Themen: die Erstellung von Meinungsbildern und Wahlprognosen auf der Basis von Twitter-Daten, den Versuch, in der öffentlichen Agenda prominente Themen mit Hilfe des Texts von politikbezogenen Twitter-Nachrichten zu ermitteln, und die Analyse politischer Aufmerksamkeit über das Tagesvolumen politikbezogener Tweets. Als Basis unserer Analysen nutzen wir einen Datensatz von 1.390.571 Nachrichten, die im Verlauf des Bundestagswahlkampf 2013 von 98.149 Nutzern veröffentlicht wurden und mindestens einen von 86 ausgewählten politisch relevanten Begriffen als Wort oder als Hashtag verwendeten.

Unsere Analysen werden zeigen, dass sich Twitter-Daten im betrachteten Fall nicht für die Erstellung korrekter politischer Meinungsbilder oder Wahlprognosen eignen. Auch erweist sich die Analyse der Texte von politikbezogenen Tweets als nicht sehr aussagekräftig in Bezug auf die öffentliche Agenda im Verlauf der Kampagne, also diejenigen Themen, die von Bürgern in repräsentativen Befragungen als die wichtigsten politischen Themen identifiziert worden waren. In Bezug auf die Analyse der

Schwankung politischer Aufmerksamkeit anhand des Tages-Volumens politisch relevanter Twitter-Nachrichten zeigen unsere Analysen ermutigende Ergebnisse. Während alleine die Betrachtung der täglichen Schwankungen im Volumen politikbezogener Tweets keine zuverlässigen Rückschlüsse auf Schlüssel-Ereignisse im Verlauf der Kampagne erlauben, so zeigen die starken Reaktion von Twitter-Nutzern auf ausgewählte politische Kontroversen oder die mediale Berichterstattung über Medienereignisse, dass Ausschnitte des politischen Geschehens eindeutige Spuren auf Twitter hinterlassen. Für die Analyse öffentlicher Diskussionen bietet Twitter also durchaus Erkenntnispotential.

Die Analysen zeigen, dass Twitters Potential als politische Informationsquelle stark von den tatsächlichen Erkenntnisinteressen abhängt. Politiker, Berater, Journalisten und Wissenschaftler, die in Twitter gleichsam eine Glaskugel zukünftiger politischer Geschehnisse oder einen unverzerrten Spiegel gesellschaftlichen Geschehens sehen, werden notwendiger Weise enttäuscht bleiben. Zu entfernt ist die Veröffentlichung eines Tweets von persönlichen oder kollektiven Wahlabsichten oder politischen Überzeugungen, als dass hier eine stabile und in Prognosen belastbare Beziehung zu erwarten wäre. Im Unterschied dazu gibt Twitter Aufschluss über die täglichen Schwankungen in der politischen Aufmerksamkeit seiner Nutzer, die wiederum wichtige gesellschaftliche Ereignisse, Akteure, Themen und Kontroversen spiegeln. Anders gewendet, sind Antworten auf Fragen der folgenden Art möglich: Welche Themen, Akteure oder Inhalte binden wann die Aufmerksamkeit von sich zu Politik äussernden Twitter-Nutzer. Dies sind relevante Fragen. Für ihre Diskussion und Entwicklung analytischer Prozesse und Standards ist es jedoch notwendig, die gegenwärtigen Möglichkeiten und Grenzen Twitter-basierter Daten offen zu diskutieren und die Aufmerksamkeit weg von der Nutzung der Daten als Prognoseinstrument oder Basis für Meinungsbilder hin zu denjenigen Fragen zu lenken, die tatsächlich mit Twitter-Daten sinnvoll beantwortet werden können.

2. TWITTER IN DER POLITISCHEN KOMMUNIKATION: WERKZEUG UND INFORMATIONSQUELLE

Der Mikroblogging-Dienst Twitter ist in westlichen Demokratien zu einem zentralen Instrument politischer Kommunikation geworden (Jungherr, 2016). Dies gilt zunehmend auch für Deutschland. Dies mag auf den ers-

ten Blick überraschen, vor allem wenn man an die vergleichsweise niedrigen Nutzerzahlen des Dienstes in Deutschland denkt. So weist die aktuelle ARD/ZDF-Onlinestudie 2015 sieben Prozent der deutschsprachigen Onlinenutzer über 14 Jahre als zumindest gelegentliche Twitter-Nutzer aus. Mindestens einmal die Woche nutzen nur noch vier Prozent der Onlinenutzer den Dienst (Tippelt und Kupferschmitt, 2015). Die vergleichsweise niedrigen Nutzerzahlen von Twitter dürfen jedoch nicht den Blick auf Twitters tatsächliche Rolle in der politischen Kommunikation verstellen.

Was Twitter an Massenreichweite vermissen lässt, macht der Dienst durch seine zunehmende Bedeutung für politische Akteure und Multiplikatoren wett. Über den Verlauf der letzten Jahre nutzten Politiker und Journalisten den Mikroblogging-Dienst zunehmend. Für Politiker hat Twitter als Werkzeug für die Darstellung und Inszenierung von Politik an Bedeutung gewonnen (Jungherr, 2009, 2013a; Nuernbergk et al., 2016). Für viele Journalisten ist Twitter mittlerweile ein Ort der persönlichen Markenentwicklung und Werbung für ihre Beiträge, aber auch ein Recherchewerkzeug für Artikelideen oder Original-Töne (Broersma und Graham, 2012; Hamby, 2013; Neuberger, vom Hofe und Nuernbergk, 2013). Dies und die inzwischen umfassende Präsenz deutscher und internationaler Medienunternehmen haben Twitter zu einem zentralen Medium im Fluss politischer Kommunikation gemacht. Will man diesen politischen Informationskreislauf und seine Dynamiken besser verstehen, kommt dem Verständnis von Twitter eine zentrale Rolle zu (Chadwick, 2013).

Neben zentralen politischen Akteuren wie Politiker und Journalisten wird Twitter auch zunehmend von politischen Aktivisten genutzt (Papacharissi, 2015; Tufekci und Wilson, 2012). Kritiker verweisen immer wieder spöttisch auf die Grenzen von politischen Aktivismus in Form von 140 Zeichen und Hashtags (Gladwell, 2010). Verschiedene Studien deuten aber inzwischen darauf hin, dass Twitter vielleicht nicht die zentrale Rolle spielt, die einige der optimistischeren Autoren dem Dienst zuschreiben, aber dennoch ein hilfreiches Werkzeug bei der Verbreitung der Anliegen und Sichtweisen von Aktivisten sowie der Organisation von Aktionen darstellt (Howard und Hussain, 2013; Jungherr und Jürgens, 2014b).

Die zunehmende Bedeutung von Twitter für politische Kommunikation wird zudem bei der Nutzung des Mikroblogging-Dienstes für Kommentare und Diskussionen während politischer Großereignisse oder politisch relevanter Fernsehsendungen deutlicher. Entwicklungen wie

Social TV (Klemm und Michel 2014) bzw. second screen (Gil de Zúñiga, Garcia-Perdomo und McGregor, 2015) ermöglichen es Twitter-Nutzern, ihre Reaktionen auf Ereignisse, die große öffentliche Aufmerksamkeit finden, zu veröffentlichen und damit zur kollektiven Meinungsbildung öffentlich beizutragen (Anstead und O'Loughlin, 2011; Jungherr, 2014). Twitter ermöglicht aber natürlich auch politischen Eliten, den Verlauf der öffentlichen Debatte zu diesen Ereignissen zu verfolgen und gegebenenfalls sogar auch zu beeinflussen. Auch Journalisten greifen gezielt auf Nachrichten zurück, die während politischer Großereignisse veröffentlicht wurden. Dies geschieht in Form einzelner Tweets, die exemplarisch für den Diskurs auf Twitter dargestellt werden, oder in Form graphischer Darstellungen automatischer Analysen von Aggregaten thematisch relevanter Twitter-Nachrichten (Anstead und O'Loughlin, 2015). Auch auf diesem Wege beeinflusst Twitter also politische Kommunikationsprozesse unabhängig von den vergleichsweise niedrigen Nutzerzahlen des Dienstes.

Die hier aufgezählten Nutzungsarten von Twitter deuten bereits darauf hin, dass Twitter nicht nur als Dienst für die Verbreitung von Nachrichten oder den öffentlichen Austausch über politische Themen dient, sondern auch als Informationsquelle genutzt wird. Dies geschieht einerseits durch die Nutzung von Twitter als Quelle informeller Meinungsbilder durch Politiker oder Journalisten. Twitters Datenstruktur und der verhältnismäßig einfache und umfangreiche Datenzugang machen andererseits auch die automatisierte Analyse von Aggregaten thematisch relevanter Twitter-Nachrichten möglich. Zunehmend werden diese automatisierten Echtzeitanalysen in die Medienberichterstattung über politische Ereignisse eingebunden (Anstead und O'Loughlin, 2015). Journalisten und Politiker nutzen Twitter also zunehmend als ein Instrument zur Messung öffentlicher Meinung.

Auch Wissenschaftler nutzen Twitter zunehmend als Informationsquelle über politische Einstellungen, Meinungen und Phänomene. Wohl am bekanntesten, und am umstrittensten, ist die Erwartung einiger Wissenschaftler, durch die Analyse von Twitter-Nachrichten Wahlen vorhersagen zu können (DiGrazia et al., 2013; Tumasjan et al., 2010). Auch wenn die These, politische Unterstützung am Wahltag könnten an Twitter-Nachrichten abgelesen werden, weit verbreitet ist und vor Wahlen regelmäßig öffentlichkeitswirksam in Medien diskutiert wird, äußern zahlreiche Studien grundlegende Zweifel an der politischen Vorhersagekraft Twitters (Diaz et al., 2016; Gayo-Avello, 2012; Huberty, 2015; Jungherr et al., 2016; Metaxas, Mustafaraj und Gayo-Avello, 2011).

Als vielversprechender sehen verschiedene Autoren den Versuch an, zeitliche Dynamiken in der Veröffentlichung thematisch bezogener Twitter-Nachrichten als Zeichen von momentanen kollektiven Aufmerksamkeitskonzentrationen zu interpretieren (Jungherr und Jürgens, 2013). Hierin glichen Twitter-Nachrichten anderen textbasierten Daten, mit deren Hilfe außergewöhnliche Ereignisse identifizierbar und in entscheidende Entwicklungsstufen gliederbar seien (Kleinberg, 2003, 2016). Dieser Logik folgend zeigten verschiedene Studien, dass es möglich ist, anhand temporärer Volumenspitzen an thematisch einschlägigen Nachrichten wichtige Ereignisse im Verlauf von Kampagnen zu identifizieren (Jungherr, 2015; Lin et al., 2014), entscheidende Schritte in der Entwicklung von politischen Protesten (Jungherr und Jürgens, 2014a) und thematische Gliederungen von politischen Fernsehsendungen zu erstellen (Shamma, Kennedy und Churchill, 2010, 2011).

Andere Autoren sehen Twitters Diagnosekraft nicht in der Wahrnehmung kollektiver Phänomene oder Aufmerksamkeitsschwankungen. Stattdessen konzentrieren sie sich darauf, auf Basis veröffentlichter Tweets Rückschlüsse auf die Autoren der Textnachrichten zu ziehen. Seien es demographische Merkmale (Barberá und Rivero, 2015), politische Einstellungen (Barberá, 2015) oder auch mentale Gesundheit (Choudhury et al., 2013), zahlreiche Studien illustrieren das Interesse von Forschern, auf Basis von Twitter-Nachrichten Schlüsse auf Eigenschaften der Autoren abzuleiten.

Zusammengenommen zeigen diese Entwicklungen, dass für unterschiedliche gesellschaftliche Gruppen Twitter zunehmend zu einer Quelle von Informationen über politische Phänomene wird (Klašnja et al., 2016; Murphy et al., 2014; Schober et al., 2016). In diesem Prozess dominieren zurzeit optimistische Meinungsbeiträge und isolierte Fallstudien, die Potentiale illustrieren sollen. Wenn Twitter-Daten oder auch auf anderen Diensten gesammelte digitale Spurendaten (Howison, Wiggins und Crowston, 2011) zu standardisierten Quellen von öffentlich genutzten Informationen zu politischen Phänomenen oder Meinungsbildungsprozessen werden sollen, ist es jedoch erforderlich, dieses Potential kritisch zu analysieren und in unterschiedlichen Kontexten systematisch zu testen (Jungherr, 2015; Jungherr, Schoen und Jürgens, 2016).

In dieser Schrift untersuchen wir Twitters analytisches Potential für die Analyse von drei unterschiedlichen Aspekten politischer Kommunikation im Verlauf des Bundestagswahlkampfes 2013. Wir betrachten das Potential

von Twitter als verlässliche Informationsquelle über die Unterstützung politischer Parteien, über die relative Bedeutung politischer Themen und den zeitlichen Verlauf des Volumens politisch relevanter Nachrichten. Auf diese Weise soll verdeutlicht werden, für welche Aspekte politischer Kommunikation Twitter eine vielversprechende Informationsquelle ist und in welchen Fällen erhebliche Probleme auftreten. Ziel ist es somit, einen Beitrag zur Ausdifferenzierung der Diskussion zu Twitters politischer Erkenntnispotentiale zu leisten und Politiker, Journalisten und die kritische Öffentlichkeit bei der Diskussion über die Aussagekraft Twitter-basierter Analysen zu unterstützen.

3. METHODISCHES VORGEHEN

In den folgenden Analysen setzen wir Twitter-basierte Informationen über politische Kommunikation mit anderen Datenquellen in Bezug. Hierfür nutzen wir vier unterschiedliche Datensätze. Der erste Datensatz beinhaltet alle Nachrichten, die vor der Bundestagswahl von deutschsprachigen Twitter-Nutzern veröffentlicht wurden, die in dem Untersuchungszeitraum mindestens einmal ein politisch relevantes Wort oder #hashtag verwendeten. Zwei weitere Datensätze wurden im Rahmen der German Longitudinal Election Study (GLES) erhoben. Sie basieren auf einer Repräsentativbefragung der deutschen Wahlbevölkerung im Verlauf der Kampagne (Rattinger et al., 2014) und einer Inhaltsanalyse deutscher Zeitungen, denen die Funktion als politische Leitmedien zugeschrieben wird (Rattinger et al., 2015a), und Fernsehnachrichtensendungen (Rattinger et al., 2015b). Der letzte Datensatz dokumentiert den Verlauf von veröffentlichten Umfrageergebnissen prominenter Umfrageinstitute, die auf der Webseite „Wahlen, Wahlrecht und Wahlsysteme“¹ öffentlich verfügbar sind.

Für die Sammlung von Twitter-Daten nutzten wir Twitters offiziellen Datenhändler Gnip² und Twitters API. Wir begannen unsere Datensammlung, indem wir über Gnip alle Nachrichten suchten, die zwischen dem 1. Juli und dem 22. September 2013 Namen politischer Parteien oder Kandidaten oder auf den Wahlkampf bezogene Begriffe enthielten (siehe für eine Übersicht Anhang 1). Mit dieser Vorgehensweise wurden 6.677.795 Nachrichten identifiziert, die von 1.248.667 Nutzern veröffentlicht

¹ <http://www.wahlrecht.de>

² <http://gnip.com>

worden sind und die mindestens einen der von uns gesuchten Begriffe enthielten. Dieser Datensatz enthielt zahlreiche Nachrichten, die sich nicht auf den deutschen Bundestagswahlkampf bezogen.

Um unsere Analyse auf möglichst relevante Nachrichten zu beschränken, wählten wir diejenigen Nachrichten aus, die sich mit hoher Wahrscheinlichkeit auf deutsche Politik beziehen. Wir bezogen daher nur Nachrichten in die Analyse ein, deren Autoren „deutsch“ als Interfacesprache für Twitter angegeben hatten. Dieses Vorgehen ist nicht optimal und unterschätzt mit hoher Wahrscheinlichkeit die Zahl relevanter Nachrichten, da auch nicht deutschsprachige Nutzer Bezug auf deutsche Politik nehmen und nicht jeder deutschsprachige Nutzer Deutsch als Interfacesprache nutzt. Die Wahl dieser Methode erlaubt jedoch die exakte Reproduktion unserer Datenselektion und ist anderen nichtdeterministischen Verfahren – wie zum Beispiel der Nutzung von Twitters automatischer Sprachidentifizierung – vorzuziehen, da sich hinter diesen Verfahren häufig für Außenstehende undurchsichtige Prozeduren verbergen, die Analyseergebnisse in unbekannter Art beeinflussen können (Ruths und Pfeffer, 2014). Nach Anwendung dieses Filters verblieben 1.390.571 Nachrichten, die von 98.149 Nutzern veröffentlicht wurden. Sie bilden die Grundlage der im Folgenden vorgestellten Analysen.

Nach der Sammlung relevanter Nachrichten identifizierten und zählten wir thematisch relevante Begriffe. In Anhang 2 sind die Begriffe aufgelistet, die wir den in unserer Untersuchung verwendeten Parteien, Kandidaten und Themen zuordneten. Wir zählten dabei jede Nachricht als eine Nennung, in der mindestens eine dieser Zeichenketten genutzt wurde. Zum Beispiel zählten wir eine Nachricht, die die Zeichenketten #grüne und #bündnis90 beinhaltet als eine Nennung der Partei Bündnis 90/Die Grünen, obwohl in diesem Fall zwei Zeichenketten auf sie Bezug nahmen. In unserer Sammlung berücksichtigten wir die am häufigsten auftretenden Schreibweisen (z.B. grüne, gruene, bündnis, buendnis). Wenn eine der in Anhang 2 aufgelisteten Schreibweisen in einer Nachricht auftrat, werteten wir diese also als eine Nennung einer Partei, eines Kandidaten oder Themas.

Für die Messung politischer Unterstützung auf Twitter zählten wir Nennungen von Parteien und Kandidaten in Worten und Hashtags. Diese Nennungen summierten wir daraufhin in Tagesaggregaten und auch über den gesamten Untersuchungszeitraum zwischen dem 1. Juli und dem 22. September 2013. In der Analyse der Nennung politischer Themen konzentrierten wir uns hinge-

gen auf deren Nennung in Hashtags. Hashtags werden auf Twitter stark genutzt, um Nachrichten in einem thematischen Kontext zu verankern (Jungherr, 2015).

Die Analyse von Hashtags gibt also Aufschluss darüber, welche Themen Twitter-Nutzer in ihren Nachrichten bewusst ansprachen. Für die Analysen von auf Twitter prominenten politischen Themen betrachten wir die 1.000 am häufigsten genutzten Hashtags in den als politisch relevant identifizierten Nachrichten. Um die Ergebnisse mit jenen auf der Basis der GLES-Daten vergleichen zu können, beschränken wir in diesem Abschnitt die Analyse auf Nachrichten, die zwischen dem 8. Juli und 21. September 2013 veröffentlicht wurden. Für diese identifizierten wir die am häufigsten angesprochenen Themen und codierten die Hashtags hinsichtlich des politischen Gehalts. Auf dieser Grundlage ermittelten wir Nutzungshäufigkeit der Hashtags und deren Anteil an allen Hashtagnennungen, um deren relative Prominenz festzustellen.

Zur Identifizierung der aus der Perspektive der Bevölkerung relevanten politischen Themen nutzten wir die Ergebnisse der Rolling-Cross-Section-Befragung (RCS) im Rahmen der GLES. Es handelt sich dabei um eine CATI (Computer-assisted telephone interview)-Befragung einer zufällig ausgewählten Stichprobe von 7.882 Befragten, die zwischen dem 8. Juli und 21. September 2013 durchgeführt wurde (Rattinger et al., 2014). Für die folgenden Analysen nutzten wir die Antworten auf die Fragen nach dem wichtigsten und zweitwichtigsten Problem der deutschen Politik. Wir gewichteten diese Antworten und ordneten die Themen nach ihrem Anteil an allen Nennungen. Um prominente Themen in der politischen Berichterstattung zu identifizieren, verwendeten wir die Medieninhaltsanalyse der GLES, die Nennungen politischer Themen in prominenten Zeitungen und Nachrichtensendungen zwischen dem 23. Juni und 21. September 2013 dokumentiert. Die Wahlkampf-Medieninhaltsanalyse: Zeitungen (GLES 2013) bietet handcodierte Inhaltsanalysen von sechs wichtigen deutschen Tageszeitungen: Frankfurter Rundschau (FR), Süddeutsche Zeitung (SZ), Frankfurter Allgemeine Zeitung (FAZ), Die Welt (Welt), Die Tageszeitung (TAZ) und Bild-Zeitung (BILD) (Rattinger et al., 2015a). Die Wahlkampf-Medieninhaltsanalyse „Fernsehen“ (GLES 2013) bietet handcodierte Inhaltsanalysen der wichtigsten deutschen Nachrichtensendungen von vier großen Fernsehsendern: ARD, ZDF, RTL und Sat.1 (Rattinger et al., 2015b).

Als Vergleichsgröße für die auf Twitter gemessenen Nennungen politischer Akteure verwendeten wir die offiziellen Wahlergebnisse der Parteien und ihre Ergebnisse in während des Wahlkampfes veröffentlichten Umfragen. Als Quelle für die Stimmergebnisse der Parteien nutzten wir die offiziell vom Bundeswahlleiter³ dokumentierten Ergebnisse. Die Ergebnisse veröffentlichter Umfragen sammelten wir auf der Webseite „Wahlen, Wahlrecht und Wahlsysteme“⁴. In unserer Analyse griffen wir auf alle dort veröffentlichten Umfragen zurück, deren Feldzeiten zwischen dem 1. Juli und dem 22. September lagen. Damit stützen wir uns auf Umfragen, die von sechs Instituten veröffentlicht worden sind: Forsa, Forschungsgruppe Wahlen, Gesellschaft für Markt- und Sozialforschung (GMS), Infratest dimap, INSA-Consulere (INSA)-Meinungstrend und dem Institut für Demoskopie Allensbach. Überlappten die Feldzeiten von Umfragen, so bildeten wir trotz einiger methodischen Bedenken die Durchschnittswerte für die entsprechenden Tage.

Für unsere Analysen nutzten wir die statistische Programmiersprache R (R Core Team, 2014) und für die graphischen Darstellungen das Software-Paket ggplot2 (Wickham, 2009).

4. POLITISCHE KOMMUNIKATION IM SPIEGEL VON TWITTER

Politische Kommunikation findet zunehmend über Twitter statt und wird auf Twitter von interessierten Nutzern kommentiert. Aber was können wir über politische Kommunikation und das politische Geschehen aus der Analyse von Twitter-Nachrichten lernen?

In den folgenden Abschnitten werden wir diese Frage untersuchen, indem wir im Bundestagswahlkampf 2013 veröffentlichte politikbezogene Tweets analysieren. Dabei stehen die folgenden Themen im Zentrum der Untersuchung: Meinungsbilder und Wahlprognosen basierend auf Twitter-Daten; der Versuch, prominente Themen der öffentlichen Agenda im Text von politikbezogenen Twitter-Nachrichten zu identifizieren; und die Analyse von Schwankungen in der politischen Aufmerksamkeit mit Hilfe von Informationen über die zeitliche Variation der Anzahl politikbezogener Tweets.

4.1 MEINUNGSBILDER UND WAHLPROGNOSEN

Die wahrscheinlich bekannteste Erwartung an Twitter-Daten im politischen Kontext bezieht sich auf ihr vermutetes Potential, Wahlergebnisse vorherzusagen oder valide Folgerungen über die gegenwärtige Verbreitung politischer Vorlieben in der Bevölkerung zu ermöglichen. Diese Erwartung nimmt ihren Anfang mit zwei frühen Studien. Eine fand in den USA Zusammenhänge in den Dynamiken von Nennungen politischer Spitzenkandidaten und ihren Umfrageergebnissen (O'Connor et al., 2010). Die Autoren der zweiten Studie meinten sogar, zeigen zu können, dass die Zahl der relativen Nennungen von Parteien in einem Zeitraum vor der Wahl deren Wahlergebnisse spiegeln würde (Tumasjan et al., 2010). Diesen frühen Studien folgten bald viele weitere, die diese Ergebnisse für andere Wahlen zu bestätigen schienen (Contractor und Faruque, 2013; DiGrazia et al., 2013; Tsakalidis et al., 2015).

Bei näherer Betrachtung erweist sich diese Erwartung jedoch als nicht ganz so fundiert, wie ihre Popularität suggeriert (Jungherr et al., 2016). Einerseits variieren die Studien stark in der Wahl der verwendeten Twitter-Metriken und Kennzahlen für Wahlerfolg. Andererseits gibt es zahlreiche Studien, die nicht nur Fälle aufzeigen, in denen Twitter-Daten offensichtlich nicht mit Umfrage- oder Wahlergebnissen zusammenhängen, sondern auch direkte Schwächen in vorliegenden Untersuchungen aufzeigten (Diaz et al., 2016; Gayo-Avello, 2011, 2012, 2013; Gayo-Avello, Metaxas und Mustafaraj, 2011; Huberty, 2015; Jungherr, 2013b; Jungherr, Jürgens und Schoen, 2012; Jungherr et al., 2016; Metaxas, Mustafaraj und Gayo-Avello, 2011).

Ungeachtet dieser Kontroverse sind Twitter-basierte Stimmungsbilder zunehmend Teil der politischen Berichterstattung, in der sie Journalisten als Aufhänger, symbolische Platzhalter und Trend-Illustration dienen (Anstead und O'Loughlin, 2015; Hamby, 2013; Kreiss, 2014; Kreiss, Meadows und Remensperger, 2015). Auch Politiker selbst scheinen zunehmend auf Twitter zurückzugreifen, um Reaktionen auf ihre Auftritte und Original-Töne unmittelbar einzuschätzen (Anstead und O'Loughlin, 2015). Zusätzlich finden sich in jedem Wahljahr Anbieter Twitter-basierter Analysen öffentlicher Meinung, die Medien und Politiker von ihrem Nutzen in der politischen Berichterstattung oder für die Kampagnenführung zu überzeugen versuchen. Vor dem Hintergrund dieser Entwicklungen ist die Frage nach der Gültigkeit Twitter-basierter Rückschlüsse auf öffentliche

³ <http://www.bundeswahlleiter.de>

⁴ <http://www.wahlrecht.de>

Meinung also schon längst mehr als eine rein akademische Spitzfindigkeit.

Deutsche Wahlen bieten einen spannenden Hintergrund für die Untersuchung der Gültigkeit von Twitter-basierten Meinungsbildern oder Prognosen. Die deutsche Bundestagswahl 2009 bildete den Hintergrund einer der ersten Studien, die die Vorhersagbarkeit von Wahlen anhand von Twitter-Daten erklärte (Tumasjan et al., 2010). Kurze Zeit später wurden allerdings an derselben

Wahl fundamentale Schwächen dieses Vorgehens illustriert (Jungherr, Jürgens und Schoen, 2012). Die deutsche Bundestagswahl 2013 bietet also einen interessanten Hintergrund, um die Qualität Twitter-basierter Meinungsbilder oder Wahlprognosen zu testen. Für diesen Test vergleichen wir hier, wie in der Literatur vorgeschlagen, den Anteil relativer Nennungen politischer Parteien auf Twitter im Aggregat und über Zeit mit ihren Wahl- und Umfrageergebnissen.

Tabelle 1: Qualität Twitter-basierter Vorhersagen für die Bundestagswahl 2013

	Stimmanteil	Differenz Anteil Wort-Nennungen – Stimmanteil	Differenz Anteil Hashtag-Nennungen - Stimmanteil
CDU	34,1	-18,02	-20,45
SPD	25,7	-8,35	-11,85
Die LINKE	8,6	+2,43	-2,33
Die Grünen	8,4	-0,59	-1,04
CSU	7,4	-0,42	-1,00
FDP	4,8	+11,85	+8,38
AfD	4,7	+5,44	+5,53
Piraten	2,2	+11,76	+26,87
Mean Absolute Error (MAE)	-	7,36	9,68

Tabelle 1 zeigt deutlich, dass Twitter-basierte Vorhersagen des Wahlergebnisses 2013 der wichtigsten Parteien überwiegend nicht ins Schwarze trafen. In der Tabelle vergleichen wir die Stimmanteile der acht größten deutschen Parteien mit den Anteilen ihrer Nennungen auf Twitter, sei es in Worten oder in Hashtags. In der Spalte „Stimmanteil“ zeigen wir den Anteil aller Stimmen, den jede Partei an allen auf diese acht Parteien entfallenen Stimmen erhielt. Die hier dokumentierten Prozentzahlen weichen also etwas vom offiziellen Wahlergebnis ab. In den beiden folgenden Spalten berechnen wir die Differenz zwischen den Anteilen der Wort- und Hashtagnennungen, die auf die betrachteten Parteien entfielen, und ihrem Stimmanteil. Negative Werte zeigen hier, dass der Anteil von Twitter-basierten Nennungen kleiner war als der Stimmanteil, Twitter-basierte Prognosen also das Ergebnis der jeweiligen Partei unterschätzten. Positive Zahlen bedeuten, dass der Anteil Twitter-basierter Nennungen größer war als ihr Stimmanteil, Twitter-basierte Prognosen führen also zu einer Überschätzung. Um die Qualität von Prognosen zu beurteilen, wird häufig der

mittlere absolute Fehler („Mean Absolute Error“ [MAE]) berechnet (Hyndman und Koehler, 2006). In unserem Fall dokumentiert der MAE den durchschnittlichen Fehler von Twitter-basierten Prognosen der Wahlergebnisse der von uns ausgewählten acht Parteien. Ihn dokumentieren wir in der letzten Zeile der Tabelle.

Der MAE von Prognosen des Wahlergebnisses der untersuchten Parteien, die auf Wort- oder Hashtagnennungen basieren, liegen demnach im Schnitt 7,36 bzw. 9,68 Prozentpunkte neben dem tatsächlichen Stimmanteil. Dies ist eine schlechte Bilanz. Zum Vergleich: nutzte man den Median-Wert der Umfrageergebnisse von Parteien zwischen dem 1. Juli und dem 21. September als Prognosegrundlage, läge der MAE bei 1,07 Prozentpunkten. Selbst eine Prognose des Wahlergebnisses in 2013 basierend auf dem Ergebnis der letzten Bundestagswahl in 2009 hätte zu einem deutlich niedrigeren MAE von 3,58 Prozentpunkten geführt als Twitter-basierte Prognosen.

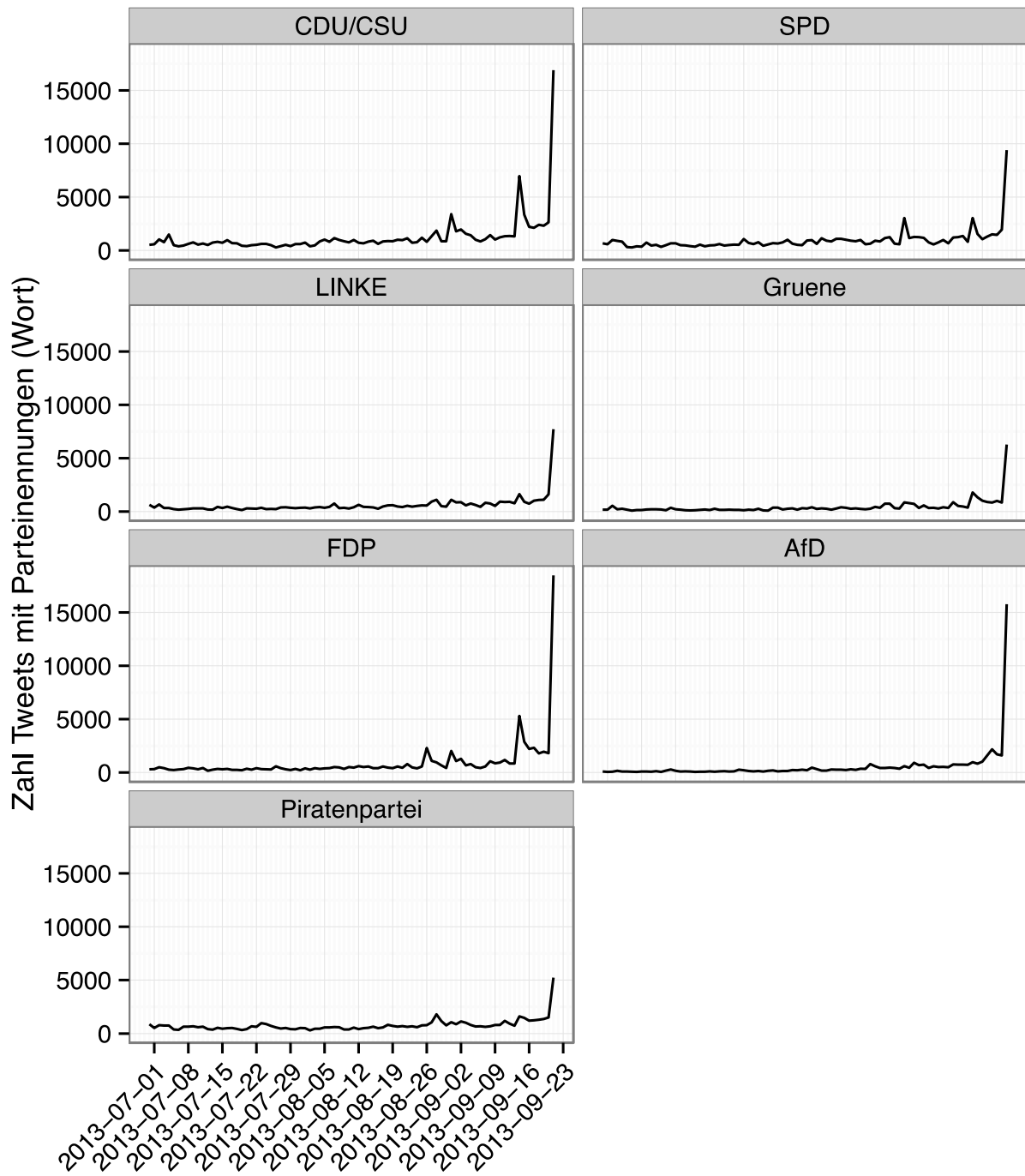


Abbildung 1: Zahl Twitter-Nennungen je Partei (Wort)

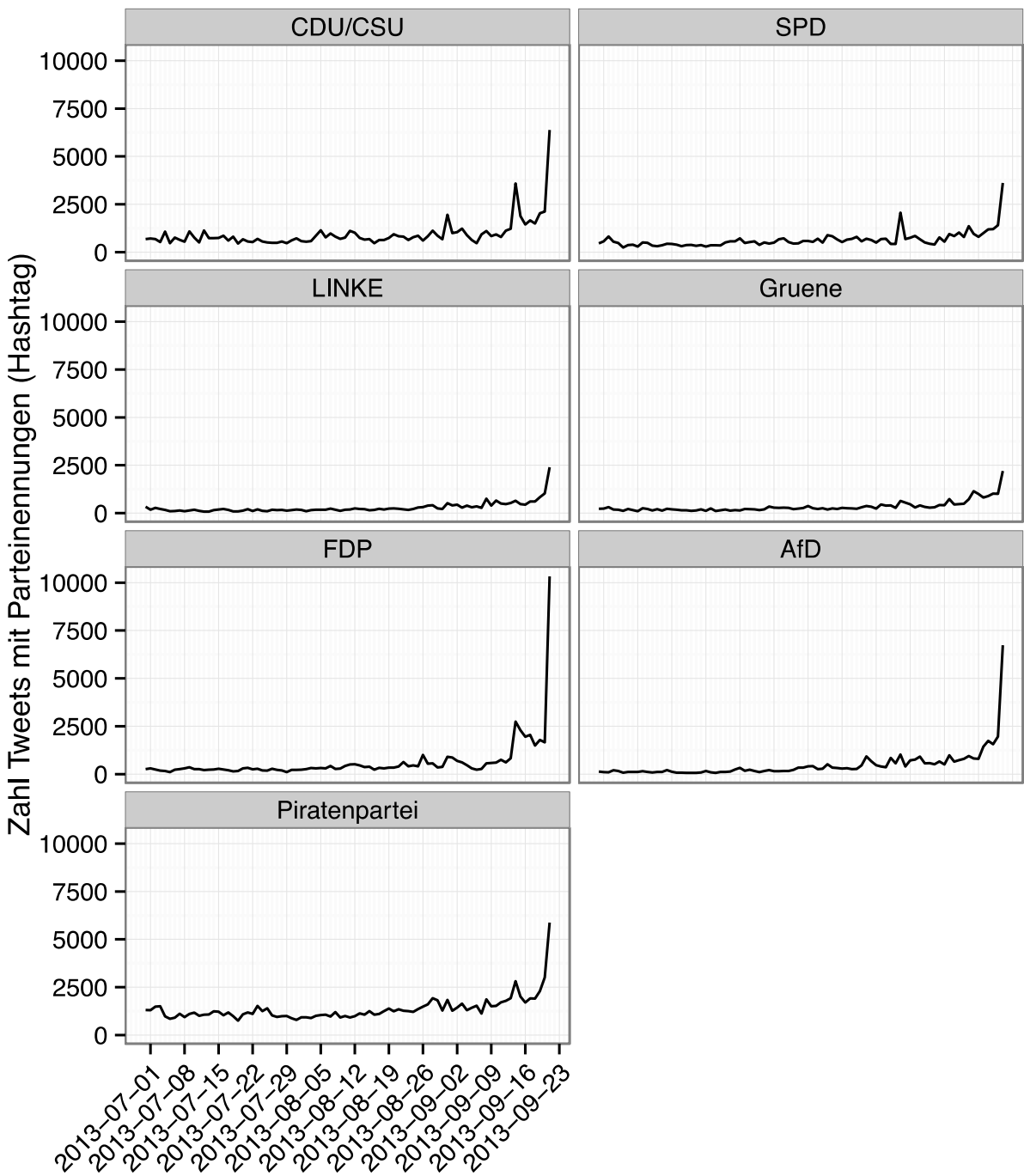


Abbildung 2: Zahl Twitter-Nennungen je Partei (Hashtag)

Die Fehler Twitter-basierter Prognosen wurden in diesem Fall durch die deutliche Unterschätzung der großen etablierten Parteien CDU und SPD und die deutliche Überschätzung der kleinen Parteien FDP, Piraten und AfD verursacht. Ein detaillierter Blick auf die Nennungen von FDP, Piraten und AfD in den Abbildungen 1 und 2 zeigt unterschiedliche Gründe für ihre Prominenz auf Twitter. Die FDP erhielt den Großteil ihrer Nennungen auf Twitter in der letzten Woche der Kampagne. Am 15.9.2013, also eine Woche vor der Bundestagswahl, fand in Bayern die Landtagswahl statt, bei der es der FDP nicht gelang, die Fünfprozenthürde zu überspringen und damit in den Landtag einzuziehen. Vom Wahlabend an stiegen die Nennungen der FDP deutlich im Vergleich zu dem Zeitraum vor der bayerischen Landtagswahl. Dieses Nachrichtenvolumen wurde hauptsächlich von Spekulationen und Spott über die Frage getrieben, ob die FDP auch bei der kommenden Bundestagswahl an der Fünfprozenthürde scheitern würde.

Betrachtet man die Nennungen der Piraten, wird deutlich, dass sich die Zahl der Nennungen im gesamten Kampagnenverlauf auf einem höheren Niveau bewegte

tagnennungen der Parteien besonders deutlich. Die Prominenz der Piraten auf Twitter scheint also unabhängig von spezifischen Anlässen wie Medienereignissen oder Kontroversen zu sein. Die Häufigkeit ihrer Nennungen ist höchst wahrscheinlich der starken Überrepräsentation von Piratenanhängern im Jahr 2013 auf Twitter im Vergleich zu den Anhängern anderer Parteien geschuldet. Die Erklärung der relativen Stärke der AfD lässt sich nicht im Zeitverlauf ihrer Nennungen finden. Stattdessen müssen wir uns hier die Nachrichten im Detail ansehen. Dabei zeigt sich, dass die Nennungen von einem sehr aktiven Unterstützerkern getrieben werden, die Partei aber auch sehr starke und kontinuierliche negative Reaktionen auf sich zog.

Schwächen Twitter-basierter Prognosen wurden also durch zwei unterschiedliche Gründe verursacht. Nennungen von Parteien folgten Aufmerksamkeitsschwankungen, die auf politische Ereignisse und Kontroversen reagierten (FDP, AfD), und spiegelten die überproportionale Präsenz und Aktivität von Unterstützern bestimmter Parteien (Piraten, AfD) wider. Keine dieser Ursachen ist systematisch mit Schwankungen in Wahlabsichten oder po-

Tabelle 2: Vergleich von Twitter-Nennungen von Parteien und ihrer Umfrageergebnisse über den Verlauf der Kampagne

Partei	Kennzahl	Achsenabschnitt	Steigung	Varianz
CDU/CSU	Umfrageergebnisse	40,608	-,016	1,107
	Nennungen, Wort	19,210	-,013	7,584
	Nennungen, Hashtags	19,850	-,062	9,568
SPD	Umfrageergebnisse	24,320	,013	2,268
	Nennungen, Wort	18,420	-,058	14,580
	Nennungen, Hashtags	13,030	-,020	9,402
Die LINKE	Umfrageergebnisse	7,211	,016	0,821
	Nennungen, Wort	9,506	-,001	4,320
	Nennungen, Hashtags	3,702	,030	2,158
Die Grünen	Umfrageergebnisse	14,520	-,054	2,843
	Nennungen, Wort	5,218	,019	2,344
	Nennungen, Hashtags	4,483	,033	2,001
FDP	Umfrageergebnisse	5,062	,007	0,355
	Nennungen, Wort	8,604	,065	15,640
	Nennungen, Hashtags	4,733	,093	14,330
AfD	Umfrageergebnisse	2,497	,019	0,534
	Nennungen, Wort	1,384	,106	12,000
	Nennungen, Hashtags	1,345	,131	16,130
Piraten	Umfrageergebnisse	2,699	-,0001	0,322
	Nennungen, Wort	18,490	-,105	18,270
	Nennungen, Hashtags	33,110	-,144	32,830

als die Nennungen anderer Parteien. Dies wird bei Hash-

litischer Unterstützung verbunden. Dies zeigt ein Ver-

gleich der Dynamik der Nennungen von Parteien auf Twitter und der Dynamik ihrer Umfrageergebnisse.

In Tabelle 2 zeigen wir die Ergebnisse einfacher linearer Regressionsanalysen, die das tägliche Volumen von Parteienennungen auf Twitter und ihre Umfrageergebnisse in dem Zeitraum zwischen dem 1. Juli und dem 22. September über Zeit analysieren. Der Vergleich der Werte in der Spalte „Achsenabschnitt“ zeigt, dass Umfrageergebnisse von Parteien und ihre Twitter-Nennungen in der Regel deutlich auseinanderliegen. Wenn dies der einzige Unterschied zwischen Umfrageergebnissen und Twitter-Nennungen wäre, ließe sich dies einfach über statistische Gewichte lösen. Allerdings zeigen die Werte in der Spalte „Steigung“, dass auch die Trends der Umfrageergebnisse von Parteien und ihre Twitter-Nennungen unterschiedlichen Dynamiken folgen. Hier wird also deutlich, dass Zeitreihen von Twitter-Nennungen von Parteien weder im generellen Niveau noch in ihrer Dynamik systematisch Zeitreihen von Umfrageergebnissen entsprechen.

Einen Hinweis auf die Gründe dafür geben die Befunde, die in der Spalte „Varianz“ zusammengestellt sind. Hier dokumentieren wir die Varianz der jeweiligen Zeitreihen. Ein Blick auf die Spalte zeigt, dass Umfrageergebnisse von Parteien über den Verlauf der Kampagne nur sehr geringe Varianz-Werte aufweisen, also sehr stabil bleiben. Twitter-basierte Zeitreihen fluktuieren hingegen sehr stark. Der Grund für diese Fluktuationen ist sehr wahrscheinlich in Schwankungen in der politischen Aufmerksamkeit von Twitter-Nutzern zu suchen.

Prüfungen weiterer Twitter-basierter Metriken belegen, dass diese im Fall der Bundestagswahl 2013 also weder systematische Schlüsse auf Wahlergebnisse von Parteien noch ihre Umfrageergebnisse erlaubten (Jungherr et al., 2016). Dies entspricht Ergebnissen zur Bundestagswahl 2009 (Jungherr, Jürgens und Schoen, 2012). Die Qualität von Twitter-basierten Meinungsbildern und Wahlprognosen muss also bezweifelt werden.

4.2 DIE TWITTER-AGENDA

Eine andere Möglichkeit, aus Twitter-basierten Daten Informationen über die öffentliche Meinung zu gewinnen, wird darin gesehen, aus den Themen, über die Twitter-Nutzer sprechen, Folgerungen über gesellschaftlich relevante Themen abzuleiten (Murphy et al., 2014; Neuberger et al., 2013). Ähnliche Hoffnungen wurden auch mit anderen Diensten wie zum Beispiel Google verbunden (Lee, Kim und Scheufele, 2015; Scharnow und Vogelgesang, 2011). In diesen Fällen zeigte sich jedoch immer

wieder, dass die auf diesen Diensten gesammelten Daten, zwar Zusammenhänge mit öffentlich diskutierten Themen aufzeigten, allerdings auch kanalspezifische Besonderheiten aufzeigten.

Ähnliche Verzerrungen sind auch im Fall der Messung prominenter Themen auf Twitter zu erwarten. Ein wahrscheinlicher Grund dafür ist die Zusammensetzung der Personen, die sich auf Twitter zu politischen Fragen äußern. Verschiedene internationale Studien zeigen, dass Twitter-Nutzer, die sich politisch äußern, im Vergleich zur Gesamtbevölkerung tendenziell jünger und stärker an Politik interessiert sind und sich auch mit hoher Wahrscheinlichkeit stärker politisch engagieren (Barberá und Rivero, 2015; Bekafigo und McBride, 2013; Bode und Dalrymple, 2014; McKinney, Houston und Hawthorne, 2014; Park, 2013; Vaccari et al., 2015, 2013). Wenn Twitter also tatsächlich ein Spiegelbild politisch wichtiger Themen bieten würde, so sollten Themen stärkere Sichtbarkeit haben, die für diese Nutzergruppe von Bedeutung sind. Politische Themen, die auf Twitter Prominenz erhalten, könnten damit unter Umständen von den Interessen der Gesamtbevölkerung abweichen.

Ein weiterer und wahrscheinlich schwerwiegender Grund dafür, Abweichungen der politischen Agenda auf Twitter von der Bevölkerungsagenda zu erwarten, liegt im datengenerierenden Prozess von Twitter. Twitter-Daten dokumentieren öffentlich verfügbare Nachrichten von Nutzern. Um zu einer gültigen Interpretation dieser Daten zu gelangen, muss man die Nutzungsmuster und -motive in Betracht ziehen. Aus dieser Perspektive dürften Twitter-Daten von den Erkenntniszielen an der politischen Problemwahrnehmung interessierter Forscher stärker abweichen als Daten, die mit Instrumenten erhoben, die bewusst zur Messung des interessierenden Phänomens entwickelt wurden – also etwa Umfragen. Dies verkompliziert die Arbeit mit diesen Daten (Diaz et al., 2016; Lazer et al., 2014; Schoen et al., 2013). Im Fall der Analyse wichtiger politischer Themen in Twitter-Nachrichten im Vergleich zu in Umfragen identifizierten wichtigen politischen Themen ist dies besonders relevant. In der Regel wird die politische Agenda der Bevölkerung in Umfragen über eine Variation der Frage „Was ist in Ihren Augen das wichtigste politische Problem in Deutschland?“ erhoben. Dies stellt einen verhältnismäßig klar definierten Stimulus für alle Befragten dar, auf den sie mit ihrer Antwort reagieren (Torangeau, Rips und Rasinski, 2000). Im Unterschied dazu folgen Themenennungen in Twitter-Nachrichten vielen unterschiedlichen Stimuli (Jungherr, 2015). So können Nutzer zum Beispiel auf Medienberichte, Politiker-Aussagen, Gesprä-

che im Bekanntenkreis oder auf andere Twitter-Nachrichten mit der Nennung bestimmter Themen in ihren Nachrichten reagieren. Dieser fundamentale Unterschied im datengenerierenden Prozess legt die Folgerung nahe, dass sich aggregierte Themennennungen in Umfragen und aus auf Politik bezogenen Twitter-Nachrichten unterscheiden sollten. Die umfragegestützte Agenda sollte mehr oder weniger reflektierte Antworten von Befragten auf Fragen nach von ihnen als wichtig erachteten politischen Problemen widerspiegeln, während

ne Studien haben gezeigt, dass das Volumen auf Politik bezogener Twitter-Nachrichten in Reaktion auf politische Medienberichte steigt (Jungherr, 2014; Lin et al., 2014). Dieser grundsätzliche Befund überrascht wenig, wenn man bedenkt, wie sehr politische Medienereignisse wie Fernsehdebatten von Spitzenkandidaten, Nachrichten-Ereignisse und populäre politische Talk-Shows die kollektive Aufmerksamkeit bündeln können. Dennoch ist es nicht klar, ob sich dieser generelle Zusammenhang auch auf die in beiden Formaten – Medienberichten und Twit-

Tabelle 3: Themen-Agenden zwischen 8. Juli und 21. September

Rang	Öffentliche Agenda (GLES, RCS gewichtet)	Zeitungs-Agenda (GLES)	TV-Agenda (GLES)	Twitter-Agenda
1	Finanzkrise/Eurokrise (11,7%)	NSA (12,9%)	Internationale Krisen (17,4%)	NSA (37,8%)
2	Arbeitslosigkeit (10,7%)	Internationale Krisen (9,8%)	NSA (15,6%)	Vorratsdatenspeicherung/ Datenschutz/ Privatsphäre (7,5%)
3	Bildungswesen (6,7%)	Finanzkrise/Eurokrise (6,5%)	Verkehrspolitik/ Öffentliche Infrastruktur (7,8%)	Verkehrspolitik/ Öffentliche Infrastruktur (7,3%)
4	Arbeitsmarktpolitik (6,2%)	Energie (5,2%)	Verteidigung (5,6%)	Innenpolitik/ Rechtsstaat (5,4%)
5	Renten (6,1%)	Verteidigung (4,7%)	Finanzkrise/ Eurokrise (4,5%)	Finanzkrise/ Eurokrise (4,9%)
6	Einkommensverteilung, Gerechtigkeit (5,2%)	Finanzpolitik (4,7%)	Familienpolitik (4,4%)	Internetpolitik (3,8%)
7	Wirtschaft (4,4%)	Verkehrspolitik/ Öffentliche Infrastruktur (4,5%)	Energie (4,0%)	Energie (3,4%)
8	Familienpolitik (4,3%)	Außenpolitik (4,2%)	Außenpolitik (3,2%)	Internationale Krisen (3,0%)
9	Zuwanderung (4,3%)	Kindesmissbrauch (3,7%)	Mindestlohn (3,2%)	Europa (2,1%)
10	Energie (4,2%)	Innenpolitik/ Rechtsstaat (3,5%)	Gesundheitspolitik (3,0%)	Arbeitsmarktpolitik (1,8%)

thematische Nennungen in Twitter-Nachrichten ein Abbild der politischen Themen bieten sollten, die im Aggregationszeitraum aus unterschiedlichen Gründen im Fokus der Aufmerksamkeit politisch lautstarken Twitter-Nutzer standen.

Auch wenn der Rückschluss auf die öffentliche Agenda auf Basis von Twitter-Nachrichten schwierig sein mag, könnte es zumindest möglich sein, die Medienagenda anhand von Twitter-Nachrichten zu messen. Verschiede-

ter-Nachrichten – diskutierten Themen überträgt. Die hierzu verfügbare Literatur kommt zu unterschiedlichen Ergebnissen. Während einige Studien Verbindungen zwischen Themen der politischen Medienberichterstattung und in Twitter-Nachrichten finden (Vargo et al., 2014), identifizieren andere Autoren nur schwache oder auch gar keine systematischen Zusammenhänge (Guggenheim et al., 2015; Murthy und Petto, 2015; Trilling, 2015). Wieder andere fanden zwar Verbindungen zwischen Medienberichterstattung und Twitter, zeigten aber

auch, dass hierbei nicht ein deterministisches Spiegeln von Medienberichterstattung auf Twitter stattfand, sondern auf Twitter kanalspezifisch bestimmte Arten von Themen über- oder unterrepräsentiert werden (Groshek und Groshek, 2013; Jungherr, 2014; Neuman et al., 2014).

Zwischen dem 8. Juli und dem 21. September 2013 entfielen 1.404.640 Nennungen auf die 1.000 Hashtags, die am häufigsten in politikbezogenen Nachrichten verwendet wurden. Diese Nachrichten sind identifiziert worden, indem wir feststellten, dass sie die in Anhang 1 aufgelisteten Begriffe enthalten. Von diesen Nennungen entfallen 34,5% auf Parteienennungen, 17,5% beziehen sich auf politische Medienberichterstattung, 16,5% auf die Kampagne, 11,2% auf Kandidaten, während lediglich 10,4% auf politische Themen Bezug nehmen. Bereits dieser erste Überblick zeigt, dass sich politikbezogene Twitter-Nachrichten hauptsächlich auf Parteien und politische Medienberichterstattung bezogen. Politische Themen wurden deutlich seltener erwähnt.

Der direkte Vergleich zwischen den zehn prominentesten Themen über die vier verglichenen Agenden in Tabelle 3 zeigt viel Variation. Die öffentliche Agenda wird von Sorgen über Finanz- und Euro-Krisen, Arbeitslosigkeit, das Bildungssystem und Arbeitsmarktpolitik dominiert. Im Kontrast hierzu wird die Zeitungs-Agenda von der Berichterstattung über die NSA-Affäre, verschiedene internationale Krisen, die Finanz- und Euro-Krisen und Deutschlands Energieversorgung beherrscht. Auf der Fernsehagenda stehen dagegen internationale Krisen und der NSA-Skandal im Mittelpunkt, gefolgt von Verkehrs- und Verteidigungspolitik. Die Twitter-Agenda ist fokussiert auf den NSA-Skandal und Themen in Zusammenhang mit Vorratsdatenspeicherung, Datenschutz und Privatsphäre sowie Innenpolitik im Allgemeinen. Es fällt zudem ins Auge, dass die Twitter-Agenda deutlich konzentrierter ist als die anderen Themen-Agenden. 37,8% aller Nennungen auf Twitter entfielen auf den NSA-Skandal. Betrachten wir alle internetbezogenen Themen auf Twitter, entfällt fast die Hälfte aller Nennungen auf sie. Dies stützt die Interpretation, dass Twitter-Daten politische Realität widerspiegeln, dies allerdings gefiltert durch die Interessen politisch lautstarker Twitter-Nutzer (Jungherr, 2015; Jungherr, Schoen und Jürgens, 2016).

4.3 POLITISCHE AUFMERKSAMKEIT

Wie wir gezeigt haben, eignen sich im Fall der Bundestagswahlkampfes 2013 Twitter-Daten weder für die Erstellung korrekter Meinungsbilder oder gültiger Wahl-

prognosen noch eigneten sie sich für Rückschlüsse auf die Themen der öffentlichen oder der Medien-Agenda. Die vorangegangenen Beispiele haben gezeigt, dass für Fragestellungen, die deutlich von Twitters datengenerierenden Prozess entfernt sind, das Erkenntnispotential Twitters begrenzt ist. Wie verhält es sich aber mit Fragestellungen, die näher an den Nutzungsmustern und -motiven von Twitter liegen? Ein mögliches Untersuchungsobjekt dieser Art sind Schwankungen in der Aufmerksamkeit, die Twitter-Nutzer politischen Themen entgegenbringen. Dies illustrieren wir im Folgenden an der zeitlichen Dynamik der Zahl politikbezogener Tweets.

Verschiedene Studien haben in unterschiedlichen Kontexten aufgezeigt, dass bestimmte Ereignisse von Anstiegen in thematisch bezogener Twitter-Nachrichten begleitet werden (Atefeh und Khreich, 2015; Chierichetti et al., 2014; Jungherr und Jürgens, 2013; Weng und Lee, 2011). Dies konnte auch im Kontext von Wahlkämpfen (Jungherr, 2015) und politischer Fernsehberichterstattung gezeigt werden (Lin et al., 2014; Shamma, Kennedy und Churchill, 2010, 2011). Auch wenn Twitter so klar Potentiale in der Identifizierung von Ereignissen oder Ereignisschritten in thematischen Kontexten zugeschrieben werden (Chakrabarti und Punera, 2011; Jungherr und Jürgens, 2014a; Sakaki, Okazaki und Matsuo, 2010; Zeitzoff, 2011), ist es wichtig zu berücksichtigen, dass nicht alle Ereignisse oder Ereignisschritte gleichermaßen Spuren in Form von Twitter-Nachrichten hinterlassen. Anstelle eines unverzerrten Abbildes von politischen und anderen Ereignissen bietet Twitter ein Abbild dieser Ereignisse, das durch die Aufmerksamkeit und Beteiligungsmotive thematisch interessierter Twitter-Nutzer gefiltert wird (Jungherr, 2015; Jungherr, Schoen und Jürgens, 2016). Was heißt das im Kontext des Bundestagswahlkampfes 2013? Welche Ereignisse führten im Verlauf der Kampagne zu Veränderungen in der Anzahl politikbezogener Twitter-Nachrichten und welche blieben unsichtbar?

Um diese Frage zu analysieren, ist es nützlich, Ereignistypen zu unterscheiden (Jungherr, 2015). Hier fassen wir Ereignisse zu fünf Typen zusammen (Molotch und Lester, 1974; Dayan und Katz, 1992): 1) unabhängige Ereignisse, deren Auftreten weder von Kampagnen noch von Medien hervorgerufen wird, wie zum Beispiel der G20-Gipfel oder der Rücktritt des brandenburgischen Ministerpräsidenten, 2) politische Kontroversen, wie zum Beispiel die Kontroverse um Peer Steinbrücks provokante Fingergeste auf dem Titelblatt des „Süddeutschen Magazins“, 3) Ereignisse, die von Kampagnen ausgelöst

werden, wie zum Beispiel Parteitage oder Wahlkampfreisen, 4) Ereignisse, die von Medien ausgelöst werden, etwa politische Talkshows, Sondersendungen oder Interviews mit Spitzenpolitikern, sowie 5) mediale Großereignisse

Tabelle 4: Schlüssel-Ereignisse im Verlauf des Bundestagswahl 2013

Datum	Ereignis	Ereignistyp
07.07.2013	ARD-Sommerinterview, Brüderle (FDP)	Medien-initiiertes Ereignis
14.07.2013	ARD-Sommerinterview (CDU) & ZDF Sommerinterview, Trittin (Die Grünen)	Medien-initiiertes Ereignis
18.07.2013 bis 19.07.2013	Parteitag (CDU)	Kampagnen-initiiertes Ereignis
18.07.2013 bis 20.07.2013	Sommerreisen der Spitzenkandidaten der Parteien	Kampagnen-initiiertes Ereignis
21.07.2013	ZDF-Sommerinterview, Brüderle (FDP)	Medien-initiiertes Ereignis
28.07.2013	ZDF-Sommerinterview, Gysi (Die LINKE)	Medien-initiiertes Ereignis
29.07.2013	Brandenburgs Ministerpräsident Platzeck (SPD) erklärt Rücktritt	Unabhängiges Ereignis
30.07.2013	Kampagnenauftritt, Piratenpartei	Kampagnen-initiiertes Ereignis
04.08.2013	ZDF-Sommerinterview, Steinbrück (SPD)	Medien-initiiertes Ereignis
10.08.2013	Beginn einer Kontroverse über die Rolle von Pädophilen in der Gründungsphase Der Grünen	Kontroverse
11.08.2013	ARD-Sommerinterview, Seehofer (CSU)	Medien-initiiertes Ereignis
17.08.2013	Deutschlandfest, SPD	Kampagnen-initiiertes Ereignis
18.08.2013	ARD-Sommerinterview, Gysi (Die LINKE) & ZDF Sommerinterview, Merkel (CDU)	Medien-initiiertes Ereignis
24.08.2013	Angriff auf Lucke (AfD) während Wahlkampfauftritt	Unabhängiges Ereignis
25.08.2013	ARD-Sommerinterview, Steinbrück (SPD) & ZDF-Sommerinterview, Seehofer (CSU)	Medien-initiiertes Ereignis
28.08.2013	Neuer Ministerpräsident von Brandenburg wird vereidigt	Unabhängiges Ereignis
29.08.2013	Steinbrück (SPD) präsentiert Wahlprogramm	Kampagnen-initiiertes Ereignis
01.09.2013	Kanzlerduell	Medienereignis
02.09.2013 bis 06.09.2013	G20-Gipfel in St. Petersburg	Unabhängiges Ereignis
02.09.2013	Fernsehdebatte der Spitzenkandidaten der kleinen Parteien	Medienereignis
05.09.2013	Parteitag, FDP	Kampagnen-initiiertes Ereignis
08.09.2013	Parteitag, CDU & Parteitag, Die Grünen	Kampagnen-initiiertes Ereignis
09.09.2013	Parteitag, Die LINKE	Kampagnen-initiiertes Ereignis
09.09.2013	Wahlarena, Merkel (CDU)	Medien-initiiertes Ereignis
11.09.2013	Wahlarena, Steinbrück (SPD)	Medien-initiiertes Ereignis
12.09.2013	Parteitag, CSU	Kampagnen-initiiertes Ereignis
13.09.2013	Veröffentlichung eines kontroversen Pressefotos von Steinbrück (SPD)	Kontroverse
14.09.2013	Parteitag, AfD	Kampagnen-initiiertes Ereignis
15.09.2013	Landtagswahlen, Bayern	Medienereignis
16.09.2013	Spitzenkandidat Der Grünen, Trittin wird in die Kontroverse um Pädophile in der Gründungsphase seiner Partei gezogen	Kontroverse
19.09.2013	Parteitag, SPD	Kampagnen-initiiertes Ereignis
19.09.2013	TV-total, Spezi­alsendung zur Wahl	Medien-initiiertes Ereignis
20.09.2013 bis 21.09.2013	Online-Parteitag, Piratenpartei	Kampagnen-initiiertes Ereignis
20.09.2013	Parteitag, Die LINKE & Parteitag, Die Grünen & Parteitag, AfD	Kampagnen-initiiertes Ereignis
21.09.2013	Parteitag, CDU & Parteitag, FDP	Kampagnen-initiiertes Ereignis
22.09.2013	Bundestagswahl & Landtagswahl, Hessen	Medienereignis

nisse, sogenannte Medienereignisse, wie zum Beispiel die Fernsehdebatte der Kanzlerkandidaten oder die Berichterstattung an Wahlabenden.

Tabelle 4 zeigt eine Reihe von Schlüsselereignissen im Verlauf des Bundestagswahlkampfes, die nach dieser Typologie gruppiert wurden und die Spuren in politikbezogenen Twitter-Nachrichten hinterlassen haben könnten. Ihre Wirkung auf die Twitter-Nutzung wird folgend näher betrachtet.

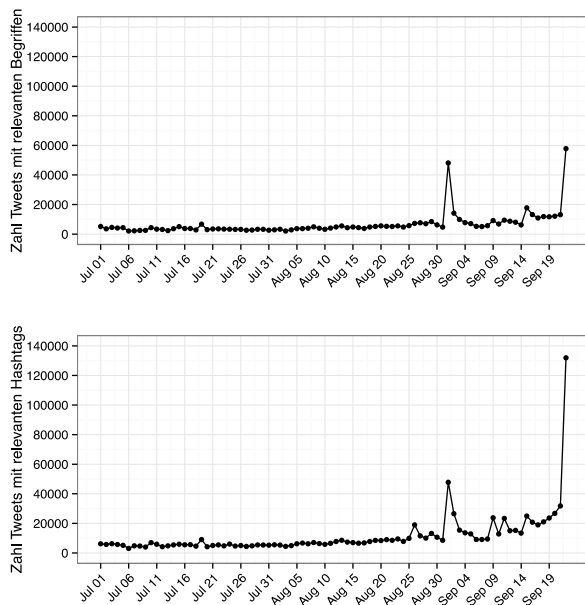


Abbildung 3: Tagesvolumen von Twitter-Nachrichten, die politikrelevante Begriffe oder Hashtags verwendeten

Abbildung 3 zeigt das tägliche Volumen von Twitter-Nachrichten, die eines der von uns in Anhang 1 aufgelisteten politikrelevanten Begriffe als Wort oder als Hashtag verwendeten. Die Abbildung verdeutlicht, dass das Volumen politikbezogener Tweets an bestimmten Tagen deutlich von dem Volumen an den meisten anderen und insoweit „normalen“ Tagen abweicht. An diesen Tagen waren politischer Ereignisse oder Akteure deutlich stärker im Fokus der Aufmerksamkeit von Twitter-Nutzern als an anderen Tagen. Welche Ereignisse führten zu diesen Aufmerksamkeitsgipfeln?

Tabelle 5 zeigt, dass die Ereignisse, die zu Spitzenwerten politikbezogener Tweets führten, hauptsächlich Medienereignisse oder durch Medien ausgelöste Ereignisse wa-

ren. Besonders deutliche Spitzen wurden von der Fernsehdebatte der Kanzlerkandidaten und der medialen Berichterstattung an Wahlabenden ausgelöst. Während fast alle Spitzenwerte auf politisch relevante Ereignisse deuteten, so führten doch bei weitem nicht alle relevanten Ereignisse der Kampagne zu solchen Spitzen. Ein Vergleich von Tabelle 4 und Tabelle 5 verdeutlicht, dass eine Vielzahl unabhängiger Ereignisse, Kontroversen und Kampagnenaktivitäten nicht zu sichtbaren Veränderungen im Volumen politikbezogener Twitter-Nachrichten führten.

5. TWITTER ALS MESSINSTRUMENT POLITISCHER KOMMUNIKATION: WIE SOLLTEN WIR DIGITALE SPURENDATEN NUTZEN?

Der amerikanische Soziologe Duncan Watts hat das stetig wachsende Repertoire an digitalen Spurendaten menschlichen Verhaltens mit der Erfindung des Teleskops verglichen und eine Revolution durch die so neu messbar gemachte soziale Realität vorhergesagt (Watts, 2011). In anderen Bereichen wurde dieses vermutete Erkenntnis- und das damit verbundene Geschäftspotential unter den Begriffen Big Data (González-Bailón, 2013; Mahrt und Scharkow, 2013; Mayer-Schönberger und Cukier, 2013), Computational Social Science (Cioffi-Revilla, 2014; Conte et al., 2012; Lazer et al., 2009) oder Digital Methods (Rogers, 2013) diskutiert. Diese Stimmen mögen mit ihren Prognosen durchaus Recht behalten. Dennoch haben die hier vorgestellten Analysen auch gezeigt, dass allein das Wissen um bestimmte in digitalen Spurendaten identifizierbare Muster noch nicht mit umfassender Erkenntnis über die diesen Mustern vermutlich zugrunde liegenden sozialen oder politischen Phänomene gleichzusetzen ist.

Die Nutzung digitaler Dienste folgt spezifischen Mustern. Will man etwas im Internet suchen, gibt man zum Beispiel relevant erscheinende Suchbegriffe in eine Suchmaschine ein. Die Analyse von Logs dieser Suchbegriffe mag im Aggregat Auskunft darüber geben, wann bestimmte Ereignisse oder Medienberichte Menschen dazu brachten, nach verwandten Begriffen oder Personen im Internet zu suchen.

Tabelle 5: Daten und entsprechende politische Ereignisse identifiziert durch lokale Maxima im täglichen Volumen politisch relevanter Twitter-Nachrichten

Datum	Ereignis	Ereignistyp
19.07.2013	Merkel kommentiert NSA-Kontroverse in Bundespressekonferenz	Kontroverse
26.08.2013	Verschiedene Themen, kein klarer Fokus	-
01.09.2013	Kanzlerduell	Medienereignis
09.09.2013	Wahlarena, Angela Merkel	Medien-initiiertes Ereignis
11.09.2013	Wahlarena, Peer Steinbrück	Medien-initiiertes Ereignis
15.09.2013	Landtagswahl (Bayern)	Medienereignis
22.09.2013	Bundestagswahl, Landtagswahl (Hessen)	Medienereignis

Im Unterschied dazu bietet die Analyse von Twitter-basierten Daten wahrscheinlich andere, wenn auch verwandte Erkenntnispotentiale. Auch hier bestimmen die spezifischen Nutzungsmuster und -motivationen, welche Erkenntnisse aus Twitter-Daten Forscher sinnvollerweise erwarten können. Hier ist es entscheidend, dass Twitter-Nachrichten in der Regel öffentlich sind. Wir können also nicht davon ausgehen, dass tatsächlich alle Themen oder Personen, die Aufmerksamkeit erregten, auch in Aggregaten von Twitter-Nachrichten sichtbar werden. Wir können nur Ereignisse, Themen oder Akteure identifizieren, die Twitter-Nutzer bewusst in ihren Nachrichten nannten. Dies ist natürlich nur ein Ausschnitt aller Ereignisse, Themen oder Akteure, die Aufmerksamkeit erregten. Dieser Filter führt dazu, dass wir in Twitter-Daten zwar auch Muster von politischer Aufmerksamkeit identifizieren können, wie auch in den Spurendaten anderer Dienste wie zum Beispiel Google, Facebook oder Wikipedia. Dennoch können sich die aus Twitter-Daten ablesbaren Ereignisse, Themen, Akteure und Muster von denjenigen unterscheiden, die in Datensätzen zu anderen Onlinediensten erkennbar sind. Wenn wir aus Listen von Suchbegriffen vielleicht in der Lage sind, tatsächlich Einblick in Objekte der Aufmerksamkeit von Google-Nutzern erhalten, da diese den Dienst im Bewusstsein der Privatheit ihrer Anfrage nutzen, so zeigen uns Twitter-Nachrichten nur Objekte der Aufmerksamkeit, die Twitter-Nutzer bewusst öffentlich machten. Die Diskrepanz zwischen beiden Listen sollte intuitiv zu erraten sein.

Damit Watts Prognose einer kommenden Messrevolution tatsächlich eintritt und das häufig von Kommentatoren und Beratern verkündete Potential von Big Data tatsächlich realisiert wird, müssen wir diese Unterschiede ernstnehmen. Interpretationen von Datenspuren ohne Berücksichtigung des Kontexts und der datengenerierenden Prozesse genügen weder für systematische Analysen noch eignen sie sich als Entscheidungsgrundlage (Jungherr, 2015; Jungherr et al., 2016; Jungherr, Schoen und

Jürgens, 2016). Was können wir auf Basis der vorgelegten Befunde über die Nutzung von Twitter für die Analyse politischer Kommunikation sagen?

Die Aussagekraft von Twitter als Informationsquelle über politische Phänomene hängt stark vom Erkenntnisinteresse ab. Politiker, Berater, Journalisten und Wissenschaftler, die in Twitter gleichsam eine Glaskugel zukünftiger politischer Geschehnisse sehen, werden notwendigerweise enttäuscht. Zu weit entfernt ist die Veröffentlichung eines Tweets von individuellen Wahlabsichten, als dass hier eine stabile und in Prognosen belastbare Beziehung zu erwarten wäre. Im Unterschied dazu erwächst Twitter ein Erkenntnispotential aus den täglichen Schwankungen in der politischen Aufmerksamkeit seiner Nutzer: Welche Themen, Akteure oder Inhalte binden wann die Aufmerksamkeit von sich zu Politik äussernden Twitter-Nutzern? Dies sind für Wissenschaftler offensichtlich interessante Fragen – Fragen, deren Bearbeitung zurzeit jedoch zu Gunsten des unrealistischen, aber einfach zu verfolgenden Ziels der Wahlvorhersage noch vernachlässigt werden, die jedoch das eigentliche wissenschaftliche Erkenntnispotential von Twitter-Daten bilden (Jungherr, 2015).

Auch Politikern und Journalisten versprechen Twitter-Daten wertvolle Erkenntnisse. Entscheidend ist jedoch auch für sie, dass sie sich von unrealistischen Erkenntniszielen lösen und stattdessen Antworten auf Fragen suchen, die Twitters datengenerierenden Prozess entsprechen. Dies betrifft am offensichtlichsten die Erwartung, dass Twitter-Daten die Erstellung von politischen Meinungsbildern ermöglichen. Sowohl das Auszählen einfacher Nennungen politischer Akteure in Twitter-Nachrichten als auch die Nutzung unterschiedlicher Verfahren der Sentiment-Analyse eröffnet keine systematischen Rückschlussmöglichkeiten auf öffentliche Meinung oder zukünftiges Wahlverhalten (Jungherr et al., 2016). Die Verwendung solcher Analysen in der Kampagnenpla-

nung und -evaluation oder der politischen Berichterstattung ist also bestenfalls wenig mehr als eine Spielerei, im schlechteren Fall ein irreführendes Störsignal in der Entscheidungsfindung – vergleichbar mit dem wenig repräsentativen Stimmungstest am Stammtisch. Das heißt jedoch nicht, dass Twitter-Daten keine Erkenntnisse bereithalten. Eine Möglichkeit besteht darin, in Twitter-Nachrichten keine repräsentativen Meinungsbilder zu suchen, sondern Twitter-Nachrichten wie Äußerungen von Fokusgruppen zu betrachten (Lin et al., 2013).

Auch wenn der Versuch, auf Basis von Twitter-Nachrichten bevölkerungsweite Phänomene zu erschließen, wenig erfolgsversprechend ist (Diaz et al., 2016), dokumentiert Twitter doch detailliert das Verhalten seiner Nutzer. Es ist einfach, Nutzer zu identifizieren, die regelmäßig oder zu politischen Großereignissen in ihren Nachrichten auf Politik Bezug nehmen. Manche mögen sich auch aufgrund der Nutzung klar in Unterstützung oder Kritik formulierten Hashtags als Unterstützer oder Gegner politischer Parteien oder Kandidaten zu erkennen geben. Auf Basis solcher Informationen lassen sich Gruppen von Nutzern bilden, deren Verhalten und Verhaltensänderungen potentiell Rückschlüsse auf Dynamiken politischer Kommunikation erlauben: Welche Ereignisse aktivieren Kritiker und Unterstützer bestimmter Parteien? Welche Inhalte verlinken sie wann besonders stark in ihren Nachrichten? Reagieren politische Unterstützer auf bestimmte Ereignisse oder Auftritte ihrer Kandidaten mit erhöhter Aktivität oder schweigen sie peinlich berührt? Welche Ereignisse wecken politische Gelegenheitstwitterer, und welche Ereignisse bleiben von ihnen unkommentiert? Diese Fragen können im politischen Alltagsgeschäft und der politischen Berichterstattung interessant sein, erfordern jedoch ein Umdenken.

Die Arbeit mit digitalen Spurendaten im allgemeinen und die Arbeit mit Twitter-Daten im Besonderen steht vor der Herausforderung, robuste Standards für Datenselektion, -sammlung und -aufarbeitung zu erarbeiten und in unterschiedlichen Kontexten zu testen (Jürgens und Jungherr, 2016; Ruths und Pfeffer, 2014). Dies wird dadurch erschwert, dass die Arbeit mit digitalen Spurendaten zunehmend die Arbeit in interdisziplinären Teams erfordert. Die Anforderungen an Datensammlung, -verarbeitung und -analyse erfordern inzwischen Kenntnisse in verschiedenen Spezialgebieten, die immer seltener von einer Person gleichzeitig beherrscht werden können (Freelon, 2015; King, 2011). Zusätzlich gilt es, Fragen in Bezug auf die Privatsphäre von Nutzern von Online-Diensten zu bedenken (Boyd und Crawford, 2012; King, 2011). Auch wenn digitale Spuren der Nut-

zung mancher Dienste – wie zum Beispiel Twitter – öffentlich und damit aggregier- und analysierbar sind, so ist nicht jedem Twitter-Nutzer bewusst, dass er mit seinen Nachrichten Gegenstand politischer Analysen von Teams in Politik, Journalismus und Wissenschaft wird. Mit zunehmender Prominenz dieser Analysen dürfte auch diese Frage größere Aufmerksamkeit auf sich ziehen.

Ein weiteres Problem für die Nutzung von Twitter-Daten für die Analyse von politischer Kommunikation liegt in der zunehmenden Bedeutung von algorithmischen Selektionsmechanismen in der Sortierung und prominenten Anzeige von Nachrichten (Strohmaier und Wagner, 2014). Je mehr algorithmische Eingriffe im Hintergrund des Dienstes stattfinden, die über prominente Platzierungen von Inhalten entscheiden, desto schwieriger wird es für Forscher, Muster in Aggregaten von Twitter-Daten politischen Phänomenen und nicht algorithmisch determinierten Prozessen zuzuschreiben. Das Erkenntnispotential von Twitter wird hierdurch also potentiell verwässert.

Wir haben in diesem Manuskript einige Potentiale, aber auch Grenzen in der Analyse politischer Kommunikation mit Hilfe auf Twitter gesammelter Daten aufgezeigt. Hierbei ist es wichtig, dass wir vor dem Hintergrund vieler allzu enthusiastischer oder allzu kritischer Erwartungen im Blick behalten, für welche Art der Analyse und für welche Art der Fragestellung sich Twitter-Daten eignen. Eine einfache, wenn auch nicht überraschende, Entscheidungshilfe bei dieser Frage stützt sich auf Twitters datengenerierenden Prozess: Was sind die Anlässe und Motive für Nutzer, in ihren Nachrichten auf Politik Bezug zu nehmen?

Analysen, die an Fragen interessiert sind, die eng mit diesem datengenerierenden Prozess zusammenhängen, dürften auf der Basis von Twitter-Daten gewinnbringend durchzuführen sein. Analysen, die von diesem datengenerierenden Prozess weiter entfernt sind, dürften es deutlich schwerer haben, sinnvolle und robuste Erkenntnisse zu erzielen. Auch wenn sich so einige der zurzeit diskutierten Hoffnungen an das Erkenntnispotential von Twitter-Daten im Besonderen und digitalen Spurendaten im Allgemeinen nicht erfüllen sollten, gilt es sich von diesen vorhersagbaren Enttäuschungen nicht den Blick auf das tatsächliche Erkenntnispotential dieser neuen Art von Daten verstellen zu lassen. In der Regel realisieren sich Potentiale von Innovationen, nachdem der erste Hype um sie erloschen ist. Demnach wird es Zeit, sich pragmatisch der Nutzung von Twitter-Daten zur Analyse politischer Kommunikation zuzuwenden.

LITERATUR:

- Anstead, Nick und Ben O'Loughlin. 2011. The emerging Viewertariat and BBC Question Time: Television debate and real-time commenting online. *The International Journal of Press/Politics* 16(4):440–462.
- Anstead, Nick und Ben O'Loughlin. 2015. Social Media Analysis and Public Opinion: The 2010 UK General Election. *Journal of Computer-Mediated Communication* 20(2):204–220.
- Atefeh, Farzindar und Wael Khreich. 2015. A Survey of Techniques for Event Detection in Twitter. *Computational Intelligence* 31(1):132–164.
- Barberá, Pablo. 2015. Birds of the same feather tweet together: Bayesian ideal point estimation using Twitter data. *Political Analysis* 23(1):76–91.
- Barberá, Pablo und Gonzalo Rivero. 2015. Understanding the Political Representativeness of Twitter Users. *Social Science Computer Review* 33(6):712–729.
- Bekafigo, Marija Anna und Allan McBride. 2013. Who tweets about politics? Political participation of Twitter users during the 2011 gubernatorial elections. *Social Science Computer Review* 31(5):625–643.
- Bode, Leticia und Kajsa E. Dalrymple. 2014. Politics in 140 Characters or Less: Campaign Communication, Network Interaction, and Political Participation on Twitter. *Journal of Political Marketing (Online First)* doi: 10.1080/15377857.2014.959686.
- boyd, danah und Kate Crawford. 2012. Critical questions for Big Data: Provocations for a cultural, technological, and scholarly phenomenon. *Information, Communication & Society* 15(5):662–679.
- Broersma, Marcel und Todd Graham. 2012. Social media as beat: Tweets as a news source during the 2010 British and Dutch elections. *Journalism Practice* 6(3):403–419.
- Chadwick, Andrew. 2013. *The Hybrid Media System: Politics und Power*. Oxford, UK: Oxford University Press.
- Chakrabarti, Deepayan und Kunal Punera. 2011. Event summarization using tweets. In *ICWSM 2011: Proceedings of the 5th International AAAI Conference on Weblogs and Social Media*, Hrsg. Nicolas Nicolov, James G. Shanahan, Lada Adamic, Ricardo Baeza-Yates and Scott Counts. Menlo Park, CA: Association for the Advancement of Artificial Intelligence (AAAI) S. 66–73.
- Chierichetti, Flavio, Jon Kleinberg, Ravi Kumar, Mohammad Mahdian und Sandeep Pandey. 2014. Event Detection via Communication Pattern Analysis. In *ICWSM 2014: Proceedings of the 8th International AAAI Conference on Weblogs and Social Media*, Hrsg. Eytan Adar, Paul Resnick, Munmun De Choudhury und Bernie Hogan. Menlo Park, CA: Association for the Advancement of Artificial Intelligence (AAAI) S. 51–60.
- Choudhury, Munmun De, Michael Gamon, Scott Counts und Eric Horvitz. 2013. Predicting Depression via Social Media. In *ICWSM 2013: Proceedings of the 7th international AAAI conference on weblogs and social media*, Hrsg. Emre Kiciman, Nicole B. Ellison, Bernie Hogan, Paul Resnick und Ian Soboroff. Menlo Park, CA: Association for the Advancement of Artificial Intelligence (AAAI) S. 128–137.
- Cioffi-Revilla, Claudio. 2014. *Introduction to Computational Social Science: Principles and Applications*. Heidelberg, DE: Springer.
- Conte, Rosaria, Nigel Gilbert, G. Bonelli, Claudio Cioffi-Revilla, G. Deffuant, J. Kertesz, S. Moat V. Loreto, J. P. Nadal, A. Sanchez, A. Nowak, Andreas Flache, M. San Miguel und Dirk Helbing. 2012. Manifesto of computational social science. *The European Physical Journal Special Topics* 214(1):325–346.
- Contractor, Danish und Tanveer A. Faruque. 2013. Understanding Election Candidate Approval Ratings Using Social Media Data. In *WWW 2013: Proceedings of the 22nd International Conference on World Wide Web*, Hrsg. Daniel Schwabe, Virgílio Almeida, Hartmut Glaser, Ricardo Baeza-Yates and Sue Moon. Geneva, CH: International World Wide Web Conferences Steering Committee S. 189–190.
- Dayan, Daniel und Elihu Katz. 1992. *Media Events: The Live Broadcasting of History*. Cambridge, MA: Harvard University Press.
- Diaz, Fernando, Michael Gamon, Jake M. Hofman, Emre Kiciman und David Rothschild. 2016. Online and Social Media Data As an Imperfect Continuous Panel Survey. *PLoS One* 11(1):e0145406.

- DiGrazia, Joseph, Karissa McKelvey, Johan Bollen und Fabio Rojas. 2013. More tweets, more votes: Social media as a quantitative indicator of political behavior. *PLoS One* 8(11):e79449.
- Freelon, Deen. 2015. On the cutting edge of Big Data: Digital politics research in the social computing literature. In *Handbook of Digital Politics*, Hrsg. Stephen Coleman und Deen Freelon. Northampton, MA: Edward Elgar S. 451–472.
- Freelon, Deen und David Karpf. 2015. Of Big Birds and Bayonets Hybrid Twitter Interactivity in the 2012 Presidential Debates. *Information, Communication & Society* 18(4):390–406.
- Gayo-Avello, Daniel. 2011. Don't turn social media into another 'Literary Digest' poll. *Communications of the ACM* 54(10):121–128.
- Gayo-Avello, Daniel. 2012. No, you cannot predict elections with Twitter. *IEEE Internet Computing* 16(6):91–94.
- Gayo-Avello, Daniel. 2013. A meta-analysis of state-of-the-art electoral prediction from Twitter data. *Social Science Computer Review* 31(6):649–679.
- Gayo-Avello, Daniel, Panagiotis Takis Metaxas und Eni Mustafaraj. 2011. Limits of electoral predictions using Twitter. In *ICWSM 2011: Proceedings of the 5th International AAAI Conference on Weblogs and Social Media*, Hrsg. Nicolas Nicolov, James G. Shanahan, Lada Adamic, Ricardo Baeza-Yates und Scott Counts. Number 490-493 Menlo Park, CA: Association for the Advancement of Artificial Intelligence (AAAI).
- Gil de Zúñiga, Homero, Victor Garcia-Perdomo und Shannon C. McGregor. 2015. What Is Second Screening? Exploring Motivations of Second Screen Use and Its Effect on Online Political Participation. *Journal of Communication* 65(6):793–815.
- Gladwell, Malcolm. 2010. Small change: why the revolution will not be tweeted. *The New Yorker*. URL: http://www.newyorker.com/reporting/2010/10/04/101004fa_fact_gladwell?currentPage=all
- González-Bailón, Sandra. 2013. Social science in the era of big data. *Policy & Internet* 5(2):147–160.
- Groshek, Jacob und Megan Clough Groshek. 2013. Agenda Trending: Reciprocity and the Predictive Capacity of Social Networking Sites in Intermedia Agenda Setting across Topics over Time. *Media and Communication* 1(1):15–27.
- Guggenheim, Lauren, S. Mo Jang, Soo Young Bae und W. Russell Neuman. 2015. The Dynamics of Issue Frame Competition in Traditional and Social Media. *The Annals of the American Academy of Political and Social Science* 659(1):207–224.
- Hamby, Peter. 2013. Did Twitter Kill the Boys on the Bus? Searching for a better way to cover a campaign. Discussion Paper Series #D-80 Joan Shorenstein Center on the Press, Politics and Public Policy. Boston, MA. URL: http://shorensteincenter.org/wp-content/uploads/2013/08/d80_hamby.pdf
- Howard, Philip N. und Muzammil M. Hussain. 2013. *Democracy's Fourth Wave? Digital Media and the Arab Spring*. New York, NY: Oxford University Press.
- Howison, James, Andrea Wiggins und Kevin Crowston. 2011. Validity issues in the use of social network analysis with digital trace data. *Journal of the Association for Information Systems* 12(12):767–797.
- Huberty, Mark Edward. 2015. Can we vote with our tweet? On the perennial difficulty of election forecasting with social media. *International Journal of Forecasting* 31(3):992–1007.
- Hyndman, Rob J. und Anne B. Koehler. 2006. Another look at measures of forecast accuracy. *International Journal of Forecasting* 22(4):679–688.
- Jungherr, Andreas. 2009. Twitternde Politiker: Zwischen buntem Rauschen und Bürgernähe 2.0. In *Soziale Netze in der digitalen Welt: Das Internet zwischen egalitärer Beteiligung und ökonomischer Macht*, Hrsg. Christoph Bieber, Martin Eifert, Thomas Groß und Jörn Lamla. Frankfurt am Main: Campus Verlag S. 99–127.
- Jungherr, Andreas. 2013a. Schleppender Beginn: Deutsche Politiker entdecken Twitter nur zögerlich. *Internationale Politik* (März/April). S. 54–59.
- Jungherr, Andreas. 2013b. Tweets and votes, a special relationship: The 2009 federal election in Germany. In *PLEAD 2013: Proceedings of the 2nd Workshop Politics, Elections and Data*, Hrsg. Ingmar Weber, Ana-Maria Po-

- pescu und Marco Pennacchiotti. New York, NY: ACM S. 5–14.
- Jungherr, Andreas. 2014. The logic of political coverage on Twitter: Temporal dynamics and content. *Journal of Communication* 64(2):239–259.
- Jungherr, Andreas. 2015. Analyzing Political Communication with Digital Trace Data: The Role of Twitter Messages in Social Science Research. Cham, CH: Springer.
- Jungherr, Andreas. 2016. Twitter Use in Election Campaigns: A Systematic Literature Review. *Journal of Information Technology & Politics* 13(1).
- Jungherr, Andreas, Harald Schoen, Oliver Posegga und Pascal Jürgens. 2016. Digital Trace Data in the Study of Public Opinion: An Indicator of Attention Toward Politics Rather Than Political Support. *Social Science Computer Review (Online First)*. doi: 10.1177/0894439316631043.
- Jungherr, Andreas, Harald Schoen und Pascal Jürgens. 2016. The mediation of politics through Twitter: An analysis of messages posted during the campaign for the German federal election 2013. *Journal of Computer-Mediated Communication* 21(1):50–68.
- Jungherr, Andreas und Pascal Jürgens. 2013. Forecasting the pulse: How deviations from regular patterns in online data can identify offline phenomena. *Internet Research* 23(5):589–607.
- Jungherr, Andreas und Pascal Jürgens. 2014a. Stuttgart's Black Thursday on Twitter: Mapping political protests with social media data. In *Analyzing Social Media Data and Web Networks*, Hrsg. Rachel Gibson, Marta Cantijoch und Stephen Ward. New York, NY: Palgrave Macmillan S. 154–196.
- Jungherr, Andreas und Pascal Jürgens. 2014b. Through a glass, darkly: Tactical support and symbolic association in Twitter messages commenting on Stuttgart 21. *Social Science Computer Review* 32(1):74–89.
- Jungherr, Andreas, Pascal Jürgens und Harald Schoen. 2012. Why the Pirate Party won the German election of 2009 or the trouble with predictions: A response to Tumasjan, A., Sprenger, T.O., Sander, P.G. & Welpe, I.M. "Predicting elections with Twitter: What 140 characters reveal about political sentiment". *Social Science Computer Review* 30(2):229–234.
- Jürgens, Pascal und Andreas Jungherr. 2016. A Tutorial for Using Twitter-Data in the Social Sciences: Data Collection, Preparation, and Analysis. *Social Science Research Network (SSRN)*. URL: <http://ssrn.com/abstract=2710146>
- King, Gary. 2011. Ensuring the data-rich future of the social sciences. *Science* 331(6018):719–721.
- Klašnja, Marko, Pablo Barberá, Nick Beauchamp, Jonathan Nagler und Joshua A. Tucker. 2016. Measuring Public Opinion with Social Media Data. In *The Oxford Handbook of Polling and Polling Methods*, Hrsg. Lonna Rae Atkinson und R. Michael Alvarez. New York, NY: Oxford University Press.
- Kleinberg, Jon. 2003. Bursty and hierarchical structure in streams. *Data Mining and Knowledge Discovery* 7(4):373–397.
- Kleinberg, Jon. 2016. Temporal Dynamics of On-Line Information Streams. In *Data Stream Management: Processing High-Speed Data Streams*, Hrsg. Minos Garofalakis, Johannes Gehrke und Rajeev Rastogi. Berlin, DE: Springer.
- Klemm, Michael und Sascha Michel. 2014. Social TV und Politikaneignung. Wie Zuschauer die Inhalte politischer Diskussionssendungen via Twitter kommentieren. *Zeitschrift für angewandte Linguistik* 60(1):3–35.
- Kreiss, Daniel. 2014. Seizing the moment: The presidential campaigns' use of Twitter during the 2012 electoral cycle. *New Media & Society (Online First)*. doi: 10.1177/1461444814562445.
- Kreiss, Daniel, Laura Meadows und John Remensperger. 2015. Political performance, boundary spaces, and active spectatorship: Media production at the 2012 Democratic National Convention. *Journalism* 16(5):577–595.
- Lazer, David, Alex Pentland, Lada Adamic, Sinan Aral, Albert-László Barabási, Devon Brewer, Nicholas Christakis, Noshir Contractor, James Fowler, Myron Gutmann, Tony Jebara, Gary King, Michael W. Macy, Deb Roy und Marshall Van Alstyne. 2009. Computational social science. *Science* 323(5915):721–723.
- Lazer, David, Ryan Kennedy, Gary King und Alessandro Vespignani. 2014. The Parable of Google Flu: Traps in Big Data Analysis. *Science* 343(6176):1203–1205.

- Lee, ByungGu, Jinha Kim und Dietram A. Scheufele. 2015. Agenda Setting in the Internet Age: The Reciprocity Between Online Searches and Issue Salience. *International Journal of Public Opinion Research (Online First)*. doi: 10.1093/ijpor/edv026.
- Lin, Yu-Ru, Brian Keegan, Drew Margolin und David Lazer. 2014. Rising tides or rising stars? Dynamics of shared attention on Twitter during media events. *PLoS One* 9(5):e94093.
- Lin, Yu-Ru, Drew Margolin, Brian Keegan und David Lazer. 2013. Voices of victory: a computational focus group framework for tracking opinion shift in real time. In *WWW 2013: Proceedings of the 22nd international conference on World wide web*, Hrsg. Daniel Schwabe, Virgilio Almeida, Hartmut Glaser, Ricardo Baeza-Yates und Sue Moon. Geneva, CH: International World Wide Web Conferences Steering Committee S. 737–748.
- Mahrt, Merja und Michael Scharkow. 2013. The Value of Big Data in Digital Media Research. *Journal of Broadcasting & Electronic Media* 57(1):20–33.
- Mayer-Schönberger, Viktor und Kenneth Cukier. 2013. *Big Data: A Revolution that Will Transform How We Live, Work, and Think*. New York, NY: Houghton Mifflin.
- McKinney, Mitchell S., J. Brian Houston und Joshua Hawthorne. 2014. Social Watching a 2012 Republican Presidential Primary Debate. *American Behavioral Scientist* 58(4):556– 573.
- Metaxas, Panagiotis Takis, Eni Mustafaraj und Daniel Gayo-Avello. 2011. How (not) to predict elections. In *SocialCom 2011: The 3rd IEEE International Conference on Social Computing*, Hrsg. Alessandro Vinciarelli, Maja Pantic, Elisa Bertino und Justin Zhan. Washington, DC: IEEE S. 165–171.
- Molotch, Harvey und Marilyn Lester. 1974. News as purposive behavior: On the strategic use of routine events, accidents, and scandals. *American Sociological Review* 39(1):101– 112.
- Murphy, Joe, Michael W. Link, Jennifer Hunter Childs, Casey Langer Tesfaye, Elizabeth Dean, Michael Stern, Josh Pasek, Jon Cohen, Mario Callegaro und Paul Harwood. 2014. *Social Media in Public Opinion Research: Executive Summary of the Aapor Task Force on Emerging Technologies in Public Opinion Research*. *Public Opinion Quarterly* 78(4):788–794.
- Murthy, Dhiraj und Laura R. Petto. 2015. Comparing Print Coverage and Tweets in Elections: A Case Study of the 2011–2012 U.S. Republican Primaries. *Social Science Computer Review* 33(3):298–314.
- Neuberger, Christoph, Hanna Jo vom Hofe und Christian Nuernbergk. 2013. The Use of Twitter by Professional Journalists: Results of a Newsroom Survey in Germany. In *Twitter and Society*, Hrsg. Katrin Weller, Axel Bruns, Jean Burgess, Marja Mahrt und Cornelius Puschmann. New York, NY: Peter Lang Publishing S. 345–357.
- Neuberger, Christoph, Stefan Stieglitz, Jennifer Wladarsch, Malte Landwehr und Tobias Brockmann. 2013. *Social Media im Bundestagswahlkampf 2013: Studie in Kooperation mit der Konrad-Adenauer-Stiftung und dem Vodafone Institut für Gesellschaft und Kommunikation*. Vodafone Institut für Gesellschaft und Kommunikation und Konrad-Adenauer-Stiftung. URL: http://www.kas.de/wf/doc/kas_36367-544-1-30.pdf?140106102042
- 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(2):193–214.
- Nuernbergk, Christian, Jennifer Wladarsch, Julia Neubarth und Christoph Neuberger. 2016. *Social Media Use in the German Election Campaign 2013*. In *Routledge Companion to Social Media and Politics*, Hrsg. Axel Bruns, Gunn Enli, Eli Skogerbø, Anders Olof Larsson und Christian Christensen. London, UK: Routledge S. 419–433.
- O'Connor, Brendan, Ramnath Balasubramanyan, Bryan R. Routledge und Noah A. Smith. 2010. From Tweets to Polls: Linking Text Sentiment to Public Opinion Time Series. In *ICWSM 2010: Proceedings of the 4rth International AAAI Conference on Weblogs and Social Media*, Hrsg. Marti Hearst, William Cohen und Samuel Gosling. Menlo Park, CA: Association for the Advancement of Artificial Intelligence (AAAI) S. 122–129.
- Papacharissi, Zizi A. 2015. *Affective Publics: Sentiment, Technology, and Politics*. New York, NY: Oxford University Press.
- Park, Chang Sup. 2013. Does Twitter motivate involvement in politics? Tweeting, opinion leadership, and political engagement. *Computers in Human Behavior* 29(4):1641–1648.

- R Core Team. (2014). R: A language and environment for statistical computing. Vienna, Austria: R Foundation for Statistical Computing. URL: <http://www.R-project.org>
- Rattinger, Hans, Sigrid Roßteutscher, Rüdiger Schmitt-Beck, Bernhard Weßels und Christof Wolf. 2014. Rolling Cross-Section-Wahlkampfstudie mit Nachwahl-Panelwelle (GLES 2013). Data file ZA5703 (Version 2.0.0) GESIS Data Archive.
- Rattinger, Hans, Sigrid Roßteutscher, Rüdiger Schmitt-Beck, Bernhard Weßels und Christof Wolf. 2015a. Campaign Media Content Analysis, Print Media (GLES 2013). Data file ZA5706 (Version 1.0.0) GESIS Data Archive Cologne, DE: .
- Rattinger, Hans, Sigrid Roßteutscher, Rüdiger Schmitt-Beck, Bernhard Weßels und Christof Wolf. 2015b. Wahlkampf-Medieninhaltsanalyse: Fernsehen (GLES 2013). Data file ZA5700 (Version 1.0.0) GESIS Data Archive.
- Rogers, Richard. 2013. Digital Methods. Cambridge, MA: The MIT Press.
- Ruths, Derek und Jürgen Pfeffer. 2014. Social media for large studies of behavior. *Science* 346(6213):1063–1064.
- Sakaki, Takeshi, Makoto Okazaki und Yutaka Matsuo. 2010. Earthquake shakes Twitter users: Real-time event detection by social sensors. In *WWW 2010: Proceedings of the 19th International Conference on the World Wide Web*, Hrsg. Michael Rappa, Paul Jones, Juliana Freire und Soumen Chakrabarti. New York, NY: ACM S. 851–860.
- Scharkow, Michael und Jens Vogelgesang. 2011. Measuring the Public Agenda using Search Engine Queries. *International Journal of Public Opinion Research* 23(1):104–113.
- Schober, Michael F., Josh Pasek, Lauren Guggenheim, Cliff Lampe und Frederick G. Conrad. 2016. Social Media Analyses for Social Measurement. *Public Opinion Quarterly* 80(1):180–211.
- Schoen, Harald, Daniel Gayo-Avello, Panagiotis Takis Metaxas, Markus Strohmaier und Peter Gloor. 2013. The power of prediction with social media. *Internet Research* 23(5):528– 543.
- Shamma, David A., Lyndon Kennedy und Elizabeth F. Churchill. 2010. Conversational shadows: Describing live media events using short messages. In *ICWSM 2010: Proceedings of the 4th International AAAI Conference on Weblogs and Social Media*, Hrsg. Marti Hearst, William Cohen und Samuel Gosling. Menlo Park, CA: Association for the Advancement of Artificial Intelligence (AAAI) S. 331–334.
- Shamma, David A., Lyndon Kennedy und Elizabeth F. Churchill. 2011. Peaks and persistence: Modeling the shape of microblog conversations. In *CSCW 2011: Proceedings of the ACM 2011 Conference on Computer Supported Cooperative Work*, Hrsg. Pamela Hinds, John C. Tang, Jian Wang, Jakob Bardram und Nicolas Ducheneaut. New York, NY: ACM S. 355–358.
- Strohmaier, Markus und Claudia Wagner. 2014. Computational Social Science for the World Wide Web. *IEEE Intelligent Systems* 29(5):84–88.
- Tippelt, Florian und Thomas Kupferschmitt. 2015. Social Web: Ausdifferenzierung der Nutzung – Potenziale für Medienanbieter. *Media Perspektiven* (10):442–452.
- Torangeau, Roger, Lance J. Rips und Kenneth Rasinski. 2000. *The Psychology of Survey Response*. Cambridge, UK: Cambridge University Press.
- Trilling, Damian. 2015. Two Different Debates? Investigating the Relationship Between a Political Debate on TV and Simultaneous Comments on Twitter. *Social Science Computer Review* 33(3):259–276.
- Tsakalidis, Adam, Symeon Papadopoulos, Alexandra I. Cristea und Yiannis Kompatsiaris. 2015. Predicting Elections for Multiple Countries Using Twitter and Polls. *IEEE Intelligent Systems* 30(2):10–17.
- Tufekci, Zeynep und Christopher Wilson. 2012. Social media and the decision to participate in political protest: observations from Tahrir Square. *Journal of Communication* 62(2):363–379.
- Tumasjan, Andranik, Timm O. Sprenger, Philipp G. Sandner und Isabell M. Welp. 2010. Predicting Elections with Twitter: What 140 Characters Reveal about Political Sentiment. In *ICWSM 2010: Proceedings of the 4th International AAAI Conference on Weblogs and Social Media*, Hrsg. Marti Hearst, William Cohen und Samuel Gosling. Menlo Park, CA: Association for the Advancement of Artificial Intelligence (AAAI) S. 178–185.

Vaccari, Cristian, Augusto Valeriani, Pablo Barberá, Rich Bonneau, John T. Jost, Jonathan Nagler und Joshua A. Tucker. 2015. Political Expression and Action on Social Media: Exploring the Relationship Between Lower- and Higher-Threshold Political Activities Among Twitter Users in Italy. *Journal of Computer-Mediated Communication* 20(2):221– 239.

Vaccari, Cristian, Augusto Valeriani, Pablo Barberá, Richard Bonneau, John T. Jost, Jonathan Nagler und Joshua Tucker. 2013. Social media and political communication: A survey of Twitter users during the 2013 Italian general election. *Rivista Italiana di Scienza* 43(3):325–355.

Vargo, Chris J., Lei Guo, Maxwell McCombs und Donald L. Shaw. 2014. Network Issue Agendas on Twitter During the 2012 U.S. Presidential Election. *Journal of Communication* 64(2):296–316.

Watts, Duncan J. 2011. *Everything Is Obvious: How Common Sense Fails Us*. New York, NY: Random House.

Weng, Jianshu und Bu-Sung Lee. 2011. Event Detection in Twitter. In *ICWSM 2011: Proceedings of the 5th International AAAI Conference on Weblogs and Social Media*, Hrsg. Nicolas Nicolov, James G. Shanahan, Lada Adamic, Ricardo Baeza-Yates und Scott Counts. Menlo Park, CA: Association for the Advancement of Artificial Intelligence (AAAI) S. 401–408.

Wickham, Hadley. 2009. *ggplot2: Elegant graphics for data analysis*. New York, NY: Springer.

Zeitsoff, Thomas. 2011. Using Social Media to Measure Conflict Dynamics: An Application to the 2008-2009 Gaza Conflict. *The Journal of Conflict Resolution* 55(6):938–969.

ANHANG 1: GNIP-SELEKTOREN

Wir suchten die folgenden Begriffe über die offizielle API von Gnips Historical Powertrack. Diese Begriffe identifizierten alle Nachrichten, die die folgenden Buchstaben Substrings unabhängig ihrer Groß- oder Kleinschreibung enthielten. Diese Begriffe betreffen Nennungen von Parteien, Kandidaten oder auf den Wahlkampf bezogenen Begriffe in verschiedenen Schreibweisen:

cdu, cducusu, csu, spd, die_linke, dielinke, linke, linkspartei, linken, buendnis90, bündnis90, bündnis90diegrünen, bündnis90grüne, bündnisgrüne, bündnisgrünen, die_gruenen, die_grünen, diegrünen, gruene, grüne, grünen, gruenen, fdp, afd, piraten, piratenpartei, merkel, angie_merkel, angelamerkel, angela_merkel, seehofer, horstseehofer, horst_seehofer, steinbrück, steinbrueck, peer_steinbrück, peer_steinbrueck, gysi, gregor_gysi, gregor_gysi, wagenknecht, sahrawagenknecht, sahra_wagenknecht, göring-eckardt, goering-eckardt, göringeckardt, goeringeckardt, katringöring-eckardt, katringöringeckardt, katringoering-eckardt, katringoeringeckardt, katrin_göring-eckardt, katrin_goering-eckardt, katrin_göringeckardt, katrin_goeringeckardt, katrin_göring_eckardt, katrin_goering_eckardt, katringoering_eckardt, katringöring_eckardt, göring_eckardt, goering_eckardt, trittin, jürgentrittin, juergentrittin, jürgen_trittin, juergen_trittin, brüderle, bruederle, rainerbrüderle, rainerbruederle, rainer_brüderle, rainer_bruederle, lucke, berndlucke, bernd_lucke, btw13, bundestagswahl, wahlkampf, btw2013, wahl13, tv-duell, wahlarena, dreikampf, kanzlerduell.

ANHANG 2: VERWENDETE BEGRIFFE

Um die Nennungen relevanter Parteien, Kandidaten oder Themen zu zählen suchten wir nach den folgenden Buchstabenketten im Text von Nachrichten als Worten oder Hashtags. Die folgende Liste dokumentiert die von uns verwendeten Zeichenketten, die ungeachtet ihrer Groß- und Kleinschreibung als Nennung der jeweiligen Konzepte gezählt wurden:

CDU/CSU: cducusu, union, cdu, cdu-, cdu+, wka13, ju, csu, csu+, csu-, amigos, bayernplan.

SPD: spd, spd-, spd+, jusos, 72hspd, 7tw, 150jahrespd, deutschlandfest.

Die LINKE: die_linke, dielinke, linke, linken, linkspartei, linke+, linke-. Bündnis 90/Die Grünen: buendnis90, bündnis90, bündnis90diegrünen, bündnis90grüne, bündnisgrüne, bündnisgrünen, die_gruenen, die_grünen, diegrünen, gruene, grüne, grünen, gruenen, grüne-, gruene-, 3tw, 200gründe, grün, grünen-, gjontour, grüne+, gruene+.

FDP: fdp, fdp-, fdp+, fdpwatch, nurmituns.

AfD: afd, afd-, afd+, keinealternativefürdeutschland, afd-wähler.

Piratenpartei: piraten, piratenpartei, piraten+, piraten-, moac, 6piraten, entfesselt, pirat, 20piraten, queerkon, piratenbus, euwikon, häkelkon, ppat+, dresdenorange.

Merkel: merkel, angie_merkel, angelamerkel, angela_merkel, muttimachts, kanzlerin, mutti, schlandkette, merkel-, merkelminus, angie, merkels, merkelraute, bundeskanzlerin, merkelmussweg, angela, raute.

Steinbrück: steinbrück, steinbrueck, peer_steinbrück, peer_steinbrueck, peer, fragpeer, steinbrückplus, peersteinbrück, peersteinbrueck, mehrps, spd-kanzlerkandidat.

Kindesmissbrauch: pädophilie, pädophilen.

Euro-Krise: euro, esm, eurokrise, ezb, griechenland.

NSA: prism, nsa, snowden, tempora, bnd, stopwatchingus, nsa-skandal, nsa-affäre, xkeyscore, kryptoparty, kryptoparty, manning, whistleblower, gchq.

Syrien-Krise: syria, syrien.

Autobahnmaut: maut, pkwmaut, pkw-maut.