

Automatisierte politische Kommunikation auf Twitter

Popularität und Einfluss automatisierter Accounts in Online-Konversationen zur US-Präsidentschaftswahl 2016

Florian Muhle, Robert Ackland und Timothy Graham

Beitrag zur Veranstaltung »Computational Social Science und Netzwerkforschung« der Sektion Soziologische Netzwerkforschung

Problemhintergrund

Twitter hat sich zu einer bedeutenden Plattform der politischen Online-Kommunikation entwickelt. Nicht nur Politiker/innen und Parteien bedienen sich mittlerweile selbstverständlich des Nachrichtendienstes, um sich direkt an ihr Publikum zu wenden, auch die Wähler/innen selbst nutzen die Möglichkeit, auf Twitter politische Meinungen kundzutun, aktuelles Geschehen zu kommentieren und miteinander zu debattieren (vgl. Thimm et al. 2014). Wie es scheint sind es aber mittlerweile nicht mehr nur menschliche User/innen, die in politische Kommunikation auf Twitter eintreten. Vielmehr setzen staatliche wie nicht-staatliche Akteure zunehmend darauf, politische Debatten und öffentliche Meinungsbildungsprozesse mithilfe automatisierter Accounts zu ihren Gunsten zu unterminieren (vgl. Woolley, Howard 2019). So werden auf Twitter mittlerweile „Maschinen – sog. ‚social bots‘ – eingesetzt, die das Ziel haben, Informationen zu manipulieren und die stattfindenden Interaktionen zu stören oder abbrechen zu lassen“ (Thieltges, Hegelich 2018, S.357), was auch in Deutschland zu öffentlichen Diskussionen über die Manipulation von Wahlen geführt hat. Besonderes Aufsehen hat dabei der US-amerikanische Präsidentschaftswahlkampf 2016 erlangt, da hier bereits kurz vor der Wahl von Forschungsteams auf einen massiven Einsatz von Bots zugunsten des republikanischen Kandidaten Donald Trump hingewiesen wurde (vgl. Bessi, Ferrara 2016; Kollanyi et al. 2016), so dass nach der überraschenden Wahl Trumps öffentlich darüber spekuliert werden konnte, ob Socialbots diese befördert haben.

Ob und inwieweit es Socialbots aber tatsächlich gelingt, öffentliche Debatten auf Twitter zu beeinflussen und damit verbunden möglicherweise auch Wahlverhalten zu manipulieren, ist bisher keineswegs geklärt (vgl. Kind et al. 2017, S.30) – auch nicht für den letzten US-Wahlkampf. Tatsächlich analysieren existierende Studien, die sich mit Socialbots befassen – trotz teils gegenteiliger Behauptungen – gar keine *Online-Debatten*, sondern lediglich isolierte Aktivitäten von Bots oder deren Position in

Retweetnetzwerken. Zudem erweisen sich die eingesetzten (automatisierten) Methoden zur Boterkennung als fehleranfällig, was in der Folge möglicherweise zu einer Überschätzung der Bedeutung von Bots in der politischen Online-Kommunikation führt (vgl. ausführlich Muhle et al. 2018). Vor diesem Hintergrund präsentieren wir im Folgenden einen eigenen Forschungsansatz, den wir im Rahmen des Projektes »Socialbots as Political Actors?« entwickelt haben sowie erste damit gewonnene empirische Einsichten¹. Im Gegensatz zur bisherigen Forschung untersuchen wir dabei tatsächlich reziproke Kommunikationsformen, welche das Potential der Entstehung von Debatten aufweisen und setzen zudem auf die manuelle Erkennung automatisierter Accounts.

Automatisierte Accounts in politischen @Reply Conversations

Während etwa Bessi und Ferrara (2016) behaupten, die „activity of Socialbots involved in the 2016 U.S. Presidential election *conversation* ongoing on social media“ (Bessi, Ferrara 2016, o.S.; Herv. d. A.) zu untersuchen, um dann de facto Prozesse der Nachrichtendiffusion anhand von Retweetnetzwerken in den Blick zu nehmen, setzen wir unseren analytischen Fokus auf sogenannte „@reply conversations“ (Bruns, Moe 2014, S.19). Hierbei handelt es sich um Kommunikationen, in denen die Beteiligten (wechselseitig) aufeinander Bezug nehmen, indem sie in die Nachrichten die Twitternamen der Adressierten mit einem vorangestellten „@“ aufnehmen. @replies stellen in diesem Sinne Diskussionsangebote dar, in denen Konsens oder Dissens gegenüber vorher Mitgeteiltem ausgedrückt wird, was wiederum zum Anlass genommen werden kann, zu reagieren und eine Debatte zu beginnen. Entsprechend entstehen erst durch den Einsatz von @replies bidirektionale Kommunikationsformen, die zumindest das Potential dafür aufweisen, Debatten entstehen zu lassen².

Die @reply conversations, die wir im Folgenden näher untersuchen, entstammen einem größeren Datensatz, den wir am 26.09.2016 während sowie kurz vor und kurz nach der ersten Fernsehdebatte zwischen Hillary Clinton und Donald Trump erhoben haben. Dieser enthält 6,5 Millionen Tweets von 1,44 Millionen User/innen, die im genannten Zeitraum Hashtags benutzten, welche sich auf die Fernsehdebatte und den Wahlkampf bezogen. Aus diesem Datensatz haben wir einen Graphen erstellt, welcher lediglich die in diesem enthaltenen @reply conversations enthält. Aufgenommen in den Graphen wurden all diejenigen User/innen (Knoten) mitsamt ihrer @reply-Aktivitäten (Kanten), die mindestens ein @reply gesendet und/oder empfangen haben³.

Der entsprechend konstruierte Graph enthält 26.564 Knoten und 25.211 Kanten. Dies bedeutet zum einen, dass @reply conversations nur eine untergeordnete Rolle in der Online-Kommunikation zum Wahlkampf spielen, da nur knapp zwei Prozent der User/innen an dieser Kommunikationsform partizipieren. Zum anderen lässt die geringe Zahl an Kanten darauf schließen, dass kaum elaborierte und länger geführte Debatten entstehen, sondern vielmehr knappe Formen des Austauschs oder Kommentierung anderer Beiträge(r/innen). Wenig überraschend ist der Graph daher hochgradig fragmentiert und besteht aus insgesamt 6.073 Komponenten. Die große Mehrzahl der Komponenten

¹ Das Projekt wurde von Januar 2017 bis Dezember 2018 finanziell vom BMBF im Rahmen des DAAD-Programmes „Projektbezogener Personenaustausch Australien 2017“ gefördert.

² Unser Verständnis der Entstehung von Debatten weist hohe Überschneidungen mit kommunikationstheoretischen Überlegungen zur Ausdifferenzierung von Konfliktsystemen auf, vgl. Messmer (2003). Debatten stellen in diesem Sinne *Sachkonflikte* dar.

³ Ausgenommen sind @replies an Donald Trump und Hillary Clinton, die zwar formal Antworten darstellen, pragmatisch aber Erwähnungen der beiden Kandidat/innen sind.

(4.949) besteht lediglich aus zwei Knoten, und es gibt insgesamt nur 19 Komponenten mit mehr als zehn Knoten. Die größte Komponente besteht allerdings aus 12.270 beteiligten Accounts, so dass sich ein Bild zahlreicher kleiner Komponenten auf der einen Seite sowie einer zentralen Komponente auf der anderen Seite ergibt. Abbildung 1 veranschaulicht dies. Im Zentrum der Darstellung finden sich solche Knoten, die stark vernetzt sind und zusammen die größte Komponente des Graphen bilden. Hierbei sind diejenigen Accounts größer dargestellt, welche viele @replies anderer generieren. Die Punkte, die sich am Rande um das Zentrum herum verteilen, stellen die Accounts dar, die kaum vernetzt sind und so auch keine größere öffentliche Resonanz erzeugen.

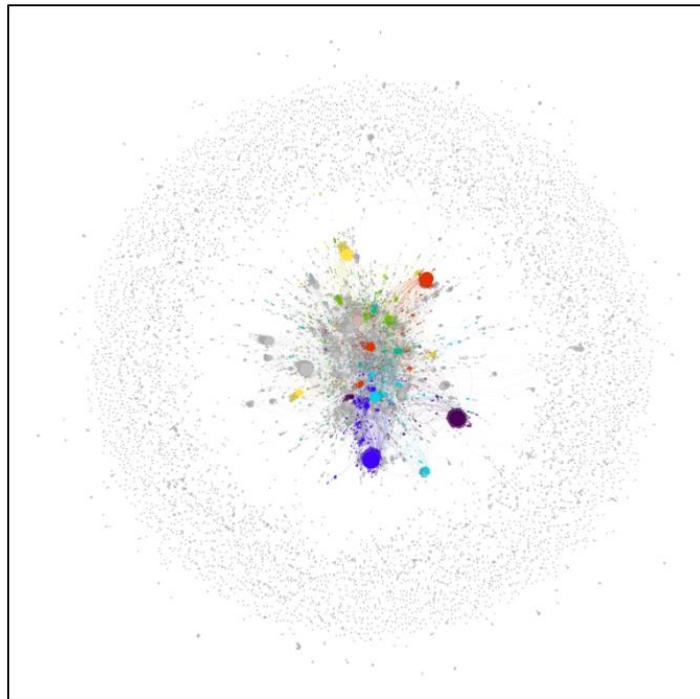


Abbildung 1: Reply-Graph

Aufmerksamkeit, Grad der Vernetzung und damit verbunden die Fähigkeit Responsivität (im Sinne generierter @replies) zu erzeugen, erscheinen also stark ungleich verteilt, was die Frage aufwirft wie automatisierte Accounts innerhalb dieser ungleichen Verteilung positioniert sind. Um diese Frage zu beantworten ist es notwendig, diese innerhalb des Graphen zu identifizieren, um dann ihre Relevanz sowie ihren Einfluss auf die laufenden Konversationen genauer bestimmen zu können. Dies realisieren wir mithilfe eines Mixed-Methods-Ansatzes, der sich formaler Methoden der sozialen Netzwerkanalyse und qualitativer Methoden zur Kategorisierung der Eigenschaften und Aktivitäten von Twitter-Accounts bedient.

Methoden und Maße zur Bestimmung von Position und Einfluss von Socialbots

Im Unterschied zur Mehrheit der existierenden Forschung setzen wir auf die manuelle Identifizierung automatisierter Accounts. Hierdurch ist es zwar nur möglich, mit verhältnismäßig kleinen Stichproben aus dem Datenmaterial zu arbeiten, die Ergebnisse scheinen aber wesentlich zuverlässiger als automatisiert generierte Ergebnisse (vgl. Muhle et al. 2018, 624 ff), da es Menschen im Unterschied zu

Softwareprogrammen relativ leicht fällt, intuitiv automatisierte Accounts zu erkennen (vgl. Wang et al. 2012; Thielges, Hegelich 2018, S.370)⁴.

Bei der Analyse geht es uns aber nicht darum tatsächlich eindeutig Bots – also Accounts die *komplett* durch Software gesteuert sind – zu identifizieren. Stattdessen legen wir den Fokus darauf, *weitgehend* automatisierte Accounts als solche zu kategorisieren, wodurch wir die Notwendigkeit umgehen, in binärer Weise zwischen »Bot« und »Mensch« zu unterscheiden, was der empirischen Realität bei Twitter gerechter wird, da der Dienst unterschiedliche Formen und Grade der Automatisierung ermöglicht (vgl. Twitter Inc. 2017). Entsprechend behandeln wir auch solche Accounts als automatisiert, bei denen a) Personen oder Organisationen identifizierbar sind, die den Account betreiben oder die b) erkennbar gelegentlich manuell erzeugte Posts beinhalten, aber dennoch zum großen Teil automatisierte Aktivitäten vollziehen.

Konkret gehen wir bei der Kategorisierung von Accounts in Anlehnung an das methodische Vorgehen der (induktiven) qualitativen Inhaltsanalyse vor (vgl. Kuckartz 2016; Mayring 2015) und untersuchen deren Aktivitäten und Profilgestaltung, um sie in einem ersten Schritt bestimmten Accounttypen zuzuordnen. Unterschieden werden hierbei als Hauptkategorien individuelle und organisatorische Accounts, denen jeweils verschiedene Unterkategorien zugeordnet werden. Im zweiten Schritt werden die so klassifizierten Accounts auf Kohärenz und Merkmale der Automatisierung überprüft. So ist etwa bei Accounts von Privatpersonen eine hohe Zahl an Followern oder täglich versendeten Tweets ungewöhnlich, was dafür spricht, dass es sich um weitgehend automatisiert produzierte Follower und Nachrichten handelt. Demgegenüber sind für Accounts von Organisationen in den Bereichen Medien und Politik ein hohes Maß an Aktivitäten und Followern normal, während es »verdächtig« wirkt, wenn entsprechende Organisationen vornehmlich die Nachrichten Anderer weiterverbreiten und kaum eigene Inhalte versenden. Entsprechend können im Abgleich von Accounttyp und damit verbundener erwartbarer Eigenschaften und Aktivitäten auf der einen Seite sowie tatsächlich vorgefundener Eigenschaften und Aktivitäten auf der anderen Seite automatisierte Accounts von rein manuell betriebenen Accounts unterschieden werden. Zudem ist es möglich, unterschiedliche Typen automatisierter Accounts zu differenzieren und neben dezidiert zu politischen Zwecken eingesetzten Accounts auch solche zu erkennen, die etwa primär der automatisierten Weiterverbreitung von Werbung dienen. Dies ermöglicht es im nächsten Schritt automatisierte politische Accounts näher in den Blick zu nehmen, um deren Relevanz sowie ihren Einfluss auf die untersuchten @reply conversations zu untersuchen. Hierzu wenden wir drei Maße an, die in ihrem Zusammenspiel eine differenzierte Perspektive erlauben.

So untersuchen wir zunächst die Verteilung der Popularität der Knoten im Netzwerk um herauszufinden, wie automatisierte politische Accounts hierbei abschneiden. Als Maß nehmen wir den »In-Degree«, der „die Zahl der direkt auf den betrachteten Knoten gerichteten Beziehungen [misst]“ (Mutschke 2010, S.372) und auch in der Twitterforschung als klassischer Indikator für die Popularität eines Accounts begriffen wird (vgl. Riquelme, González-Cantergiani 2016). Doch auch wenn der In-Degree offensichtlich in einem Zusammenhang mit der Fähigkeit eines Knotens steht, Einfluss in konkret ablaufenden Kommunikationsprozessen zu üben (vgl. FN 10), kann er nicht als eindeutiger Indikator für diese Fähigkeit genommen werden (vgl. Cha et al. 2010). Daher untersuchen wir zusätzlich im Anschluss an Ye und Wu (2013) den »Reply Influence« (RI) von Accounts. Dieser wird gemessen, indem

⁴ Tatsächlich basieren auch automatische Methoden der Boterkennung auf manueller Boterkennung. Denn Algorithmen zur Boterkennung werden mit Datensets trainiert, in denen sich Accounts befinden, die zuvor von Menschen entweder als Bots oder als Menschen kategorisiert wurden.

die Zahl der @replies gezählt wird, die ein Account im Rahmen einer Online-Debatte erhält, was als Indikator für dessen Fähigkeit betrachtet wird, Aufmerksamkeit zu erlangen und Reaktionen Anderer hervorzurufen.

Diese beiden in der Twitter-Forschung bereits etablierten Maße ergänzen wir durch ein drittes, von uns definiertes Maß, das wir als »Conversation Influence« (CI) bezeichnen. Im Unterschied zum RI werden hierbei eingehende Antworten eines Accounts nur dann gezählt, wenn dieser selbst auch mindestens eine Nachricht an den antwortenden Account gesendet oder diesen zumindest erwähnt hat. CI entsteht also nur dann, wenn mindestens zwei Accounts in ein *reziprokes* Austauschverhältnis treten, während auch solche Accounts RI besitzen können, die lediglich Inhalte verbreiten, nicht aber konkrete Andere adressieren, um mit ihnen in Konversation zu treten.

Sample und Boterkennung

Wie eingangs beschrieben, ist es nicht möglich, den gesamten Datensatz auf die Anwesenheit automatisierter Accounts (und deren Einfluss) zu untersuchen, wenn diese manuell identifiziert werden müssen. Darum arbeiten wir mit einem Sample. Dieses haben wir nicht (ausschließlich) auf Basis einer Zufallsstichprobe gewonnen. Vielmehr handelt es sich um ein zusammengesetztes Sample, das aus mehreren Stichproben besteht, die wir in Anlehnung an das aus der qualitativen Sozialforschung stammende »Theoretical Sampling« gezogen haben. Die Datenauswahl erfolgte also sukzessive und vor dem Hintergrund des eigenen Erkenntnisinteresses.

Konkret haben wir mit Blick auf die Fragestellung und die zu ihrer Beantwortung eingesetzten Maße die jeweils 50 einflussreichsten Accounts bestimmt und deren Profile einer qualitativen Analyse unterzogen, um zu überprüfen, ob sich automatisierte Accounts unter den einflussreichsten Knoten befinden. Die erste Auswahl erfolgte somit zunächst in Hinblick auf »Extremfälle« im Lichte des Erkenntnisinteresses. Da sich hier aber keine automatisierten politischen Accounts fanden (siehe unten), wurde im Anschluss aus dem Gesamtkorpus eine Zufallsstichprobe bestehend aus 650 Accounts gezogen, die ebenfalls manuell überprüft wurden. Auf diese Weise sollten neben Extremfällen auch typische Fälle in den Blick geraten. Die Analyse der Zufallsstichprobe führte zu zwei weiteren Erhebungen. So haben wir einerseits zusätzlich solche Accounts überprüft, die den in der Zufallsstichprobe identifizierten automatisierten Accounts @replies gesendet haben, um herauszufinden, welche Accounts bzw. Accounttypen auf die Aktivitäten automatisierter Accounts reagieren. Andererseits haben wir auch gezielt nach Accounts gesucht, deren Profil dem eines »Ausreißers« in unserer Zufallsstichprobe entspricht, dessen Popularität die der übrigen Botaccounts bei weitem übertrifft (siehe unten). So haben wir noch einmal etwas mehr als 150 Accounts überprüft, deren Followerzahlen ähnlich oder höher sind als die des Ausreißers, um herauszufinden, ob sich hier weitere automatisierte Accounts finden.

Insgesamt haben wir auf diese Weise bisher über 950 Accounts manuell überprüft, von denen wir 66 Accounts als automatisierte Accounts kategorisieren konnten⁵. Bei 40 dieser Accounts handelt es

⁵ Mit Blick auf die Zufallsstichprobe ist anzumerken, dass wir aus dieser 27 Accounts als automatisiert behandeln. In einer anderen Publikation sind wir – auf Grundlage einer Kategorisierung durch Studierende – noch von mehr Accounts ausgegangen, vgl. Muhle et al. (2018, S.627). Die Ergebnisse der Stichprobe wurden in der Zwischenzeit überprüft und die Zahl der automatisierten Accounts nach unten korrigiert. Ein Dank gilt in diesem Zusammenhang Mareike Müller und Leonhard Koehler, die teilweise sehr aufwändig Informationen über »verdächtige« Accounts zusammengetragen haben.

sich um Accounts, die primär politische Inhalte verschicken, während die Übrigen Business- und Werbe-Accounts, teilweise aber auch private Accounts sind, die automatisiert Inhalte posten.

Ergebnisse

Mit Blick auf den gesamten Datenkorpus fällt zunächst auf, dass die Verteilung der Werte bei allen drei Maßen extrem ungleich ist und sich eine stark rechtsschiefe Verteilung ergibt. Das heißt, der jeweilige Maximalwert liegt um ein Vielfaches über dem Durchschnittswert, der mit Blick auf RI und CI gar gegen Null tendiert. Zudem stellen sich die Höchstwerte bei den drei Maßen sehr unterschiedlich dar. Während der Account mit dem höchsten In-Degree mehr als 90.000.000 Follower besitzt, kann der Account mit dem höchsten RI »nur« 294 eingehende @replies verzeichnen. Noch geringer sind die Werte beim CI. Hier erhält der einflussreichste Account lediglich 52 Antworten, was erneut darauf verweist, dass kaum Konversationen entstehen, die sich über mehrere Züge hinweg vollziehen. Die folgenden Ausführungen gehen detaillierter auf die Ergebnisse zu den jeweiligen Maßen ein.

In-Degree

Mit Blick auf den In-Degree zeigt die Untersuchung der 50 populärsten Accounts im Sample, dass sich unter diesen keine automatisierten Accounts befinden. Stattdessen handelt es sich ausnahmslos um Accounts von Leitmedien und Superstars aus den Bereichen Medien und Unterhaltung. Accounts von Socialbots finden sich hier (wenig überraschend) nicht. Dasselbe gilt für Accounts von Politiker/innen⁶.

Allerdings gibt es einen – durch die Zufallsstichprobe ins Sample geratenen – automatisierten Account, der zwar nicht zu den Top 50 gehört, mit der erstaunlich hohen Zahl an 1.105.842 Followern aber dennoch zu dem einen Prozent mit den höchsten Popularitätswerten im Datenkorpus. Damit findet er sich in unmittelbarer Nähe zu Medienanbietern, die nicht zu den Leitmedien gehören (z.B. Yahoo News und der Fernsehsender MSNBC) und Medienpersönlichkeiten, die der Kategorie »B-Prominenz« zugerechnet werden können. Ein ähnliches Degree-Prestige weisen etwa die Video-Blogger/innen Ingrid Nielsen und Jack Baran oder die Rapperin und Moderatorin Angie Martinez auf. Der von uns identifizierte Botaccount schafft es damit zwar nicht in die Riege der Superstars, die tendenziell über Followerzahlen jenseits der 10.000.000-Grenzen verfügen, aber immerhin kann er trotzdem unerwartete Popularitätswerte aufweisen. Dies erstaunt zumindest insofern, als dass der Account typisches Verhalten eines Bots aufweist, hochgradig aktiv ist und dabei lediglich (teilweise redundante) Retweets versendet. Angesichts dessen ist anzunehmen, dass es sich bei den Followern des Accounts zu einem großen Teil um sogenannte »Fake-Follower« handelt, die im Internet zu günstigen Preisen gekauft werden oder mithilfe von Drittanbietern und »Gegenleistungen« automatisiert gewonnen werden können⁷.

Demgegenüber liegt der In-Degree der Mehrheit der automatisierten Accounts unterhalb von 10.000. Automatisch gesteuerte Accounts schaffen es somit in der Regel nicht, ähnliche Popularitätswerte zu erreichen, wie populäre Menschen oder (Medien-)Organisationen. Vergleicht man aber die In-Degree-Verteilung aller Accounts mit weniger als 500.000 Followern mit der von automatisierten Accounts mit denselben Followerzahlen, fällt auf, dass letztere durchschnittlich mehr Follower besit-

⁶ Der populärste Politiker im Datenkorpus ist Berney Sanders auf Rang 71 mit 3.486.845 Followern.

⁷ Eine genauere Analyse der Follower steht noch aus.

zen als »normale« Accounts. So liegt der durchschnittliche In-Degree der Accounts mit weniger als 500.000 Followern bei 10.610 und damit deutlich unter dem Durchschnitt der entsprechenden automatisierten Accounts (\bar{x} 55.737)⁸.

Es lässt sich somit festhalten, dass automatisierte Accounts nicht (oder nur mithilfe von »Fake Followern«) in der Lage sind, Popularitätswerte zu erreichen, wie sie für prominente Menschen und Organisationen typisch sind. Zugleich gelingt es ihnen aber höhere Popularitätswerte zu erlangen, als dies für den Durchschnitt manuell geführter Accounts der Fall ist, wobei genauer zu untersuchen wäre, inwieweit hierbei fake follower eine wichtige Rolle spielen.

Reply Influence

Mit Blick auf den RI zeigt sich ebenfalls, dass sich keine automatisierten Accounts unter den 50 einflussreichsten Accounts befinden. Stattdessen handelt es sich hier ähnlich wie beim In-Degree ausnahmslos um professionell betriebene Accounts von bekannten Persönlichkeiten oder (Medien-) Organisationen wie den TV-Sendern FoxNews (Platz 1) und CNN (Platz 5). Allerdings tauchen hier nun auch Akteure aus dem Bereich Politik auf. Dies gilt sowohl für die alternativen Präsidentschaftskandidat/innen Gary Johnson (Platz 2) und Jill Stein (Platz 35) als auch für die in den parteiinternen Vorwahlen zur Präsidentschaftswahl unterlegenen Berney Sanders (Platz 8) und Rand Paul (Platz 21). Außerdem befinden sich unter den Top 50 viele Vertreter/innen des Mediensystems, die politische Sendungen moderieren (z.B. Bill Maher (Platz 2)), als politische Kommentator/innen arbeiten (z.B. Ann Coulter (Platz 18)) oder dezidiert für politische Positionen eintreten (z.B. Michael Moore (Platz 13)). Superstars mit extrem hoher Popularität finden sich dagegen kaum. So gibt es unter den Accounts mit dem höchsten RI nur drei Accounts von Personen, die mehr als 10.000.000 Follower besitzen. Dies sind die Sängerin Katy Perry an Platz 9, deren Account die mit Abstand höchsten Popularitätswerte im Korpus aufweist, sowie die Schauspieler Dwayne Johnson (Platz 11) und Seth MacFarlane (Platz 45). RI wird damit zwar auch vornehmlich von populären Persönlichkeiten ausgeübt, im Kontext der laufenden Präsidentschaftsdebatte sind dies aber vor allem solche Persönlichkeiten, die entweder selbst dem politischen System angehören oder die sich als Medienpersönlichkeiten mit politischen Themen befassen.

Während es diesen besonders einflussreichen Accounts gelingt, zwischen 49 und 294 Antworten zu generieren, sieht es bei den von uns identifizierten automatisierten Accounts anders aus. Kein automatisierter Account erhält mehr als sieben Antworten, was bedeutet, dass diese ausnahmslos zu der überwältigenden Mehrheit der Accounts gehören, die nur in sehr geringem bis gar keinem Maße in der Lage sind, mit ihren Aktivitäten Responsivität zu erzeugen⁹. Vergleicht man aber die automatisierten Accounts mit der Gesamtheit der Accounts, die sieben oder weniger Antworten erhalten, ergeben sich weitere interessante Einsichten. So sind es verhältnismäßig wenige automatische Accounts, die gar keine Antworten erhalten (35 Prozent), während es im Durchschnitt aller Accounts 56,2 Prozent und damit mehr als die Hälfte sind. In der Konsequenz erhalten automatisierte Accounts auch durchschnittlich mehr @replies, nämlich 1,03 im Vergleich zu 0,6 in der Population der Accounts mit bis zu sieben Antworten (vgl. Tabelle 1).

⁸ So besitzen knapp 60 Prozent der User/innen einen In-Degree unter 1.000, während dies bei den automatisierten Accounts nur 25 Prozent sind.

⁹ 98,7 Prozent der Accounts im Datensatz erhalten lediglich sieben oder weniger Antworten. Mehr als die Hälfte dieser Accounts erhält gar keine Antwort.

Tabelle 1: Übersicht Reply influence und Antwortquotient

	N	Minimum	Maximum	Durchschnitt
Reply influence Automatisierte Accounts	40	0	7	1,03
Antwortquotient Automatisierte Accounts	40	0	,0031	,000206
Reply Influence 0 – 7 Alle Accounts	26164	0	7	,60
Antwortquotient Alle Accounts	26164	0	1,0000	,002591

Hieraus lässt sich – ähnlich wie beim In-Degree – folgern, dass es automatisierten Accounts gelingt, einen höheren RI zu erlangen als vergleichbaren manuell gesteuerten Accounts. Teilweise ist dies allerdings darauf zurückzuführen, dass es sich bei antwortenden Accounts ebenfalls um automatisierte Accounts handelt. So haben von den in der Zufallsstichprobe identifizierten automatisierten Accounts insgesamt 13 Antworten anderer Accounts erhalten. Unter den Antwortenden befanden sich fünf (teil-)automatisierte Accounts und weitere fünf Accounts waren zum Zeitpunkt der Überprüfung gelöscht oder gesperrt, was dafür sprechen könnte, dass es sich bei diesen ebenfalls um automatisierte Accounts handelte.

Nimmt man zudem einen Zusammenhang zwischen In-Degree und RI an¹⁰, da infolge eines höheren In-Degree ein größeres Publikum erreicht werden kann, zeigt sich, dass automatisierte Accounts offensichtlich einen deutlich höheren In-Degree benötigen, um @replies zu erhalten, als der Durchschnitt der User/innen. So beträgt der »Antwortquotient«, berechnet als Quotient aus der Summe eingehender Antworten und der Summe der Follower bei automatisierten Accounts 0,000206, während er im Gesamtdurchschnitt bei 0,002591 liegt (vgl. Tabelle 1). Automatisierte Accounts benötigen also im Durchschnitt 5.000 Follower um ein @reply zu generieren, während andere Accounts hierfür nur 400 Follower benötigen.

Conversation Influence

Sieht man sich nun die Verteilung des CI an, zeigen sich deutlich andere Ergebnisse als bei In-Degree und RI. Denn unter den Top 50 befinden sich keinerlei Stars oder Superstars, dafür aber verhältnismäßig viele Accounts von Privatpersonen (24). Zudem gibt es lediglich zwei Accounts von Medienanbietern, die jedoch nicht zu den Leitmedien gehören. Dies sind die morgendliche TV-Sendung »CBS This Morning« und das Internetportal »yahoo news«. Zudem kommen neben diesen Medien-Accounts nur zwei weitere Accounts auf mehr als 10.000 Follower. Accounts mit hohem CI weisen also eher geringe Popularitätswerte auf¹¹.

Mit Blick auf automatisierte Accounts gibt es ebenfalls Besonderheiten. So befindet sich zwar erneut kein dezidiert politisch agitierender automatisierter Account unter den Top 50, dafür versammeln sich hier aber gleich zehn anderweitig automatisierte Accounts. Bei diesen handelt es sich einerseits um Accounts, die automatisiert (Produkt-)Werbung verbreiten (6) und andererseits um Accounts von Privatpersonen, die entweder Skripte eingebunden haben, um andere Inhalte (Links auf Facebookbeiträge, Literaturzitate und Horoskope) einzubinden (3) oder hochgradig aktiv sind und offensichtlich

¹⁰ Wir haben diesen Zusammenhang – aufgrund der nicht-normalen Verteilung – nach Spearman berechnet. Für automatisierte Accounts ergab sich eine signifikante starke positive Korrelation von 0.723. Für die Gesamtheit der Accounts ist dieser Zusammenhang etwas schwächer, beträgt aber immer noch 0.497.

¹¹ Tatsächlich ist die durchschnittliche Followerzahl der Accounts im Gesamtkorpus etwa vier Mal höher als die der Accounts, die CI besitzen.

automatisiert Retweets versenden (1). Die Influence-Werte dieser Accounts liegen zwischen 3 und 10, womit es ein automatisierter (Werbe-)Account gar in die Top 10 (Platz 9) schafft.

Auffällig ist zudem, dass die automatisierten Werbe-Accounts weitgehend unter »Ihresgleichen« bleiben. So gilt zumindest für fünf der sechs werbetreibenden Accounts, dass ihre »Konversationspartner« ebenfalls Accounts sind, die primär automatisiert Werbung verbreiten. Ihr jeweiliger CI rührt also daher, dass sie mit anderen automatisierten Accounts interagieren, während es ihnen aber nicht gelingt »normale« User/innen in eine Konversation zu verstricken.

Bei den automatisierten Privataccounts verhält es sich demgegenüber anders. Denn bei deren »Konversationspartnern« handelt es sich nicht ebenfalls um automatische Accounts, sondern um manuell betriebene Accounts, die deren „persönlichen Öffentlichkeiten“ (Schmidt 2018, 27ff.) entspringen. Wie weitere Recherchen zu den jeweiligen Accounts ergeben haben, stehen diese auch heute noch mit den als automatisiert kategorisierten Accounts in Kontakt, was darauf verweist, dass es sich bei letzteren nicht um reine Botaccounts handelt, sondern um Accounts von »echten« Personen, die lediglich beschriebene automatisierte Elemente enthalten.

Sieht man sich nun wiederum die von uns identifizierten automatisierten politischen Accounts an, fällt auf, dass nur ein einziger Accounts überhaupt einen positiven CI-Wert besitzt, der jedoch lediglich 1 beträgt. Wie bei den automatisierten Werbe-Accounts handelt es sich bei dem »Konversationspartner« allerdings wiederum ebenfalls um einen automatisierten Account¹², so dass es keinem automatisierten politischen Account gelingt, »normale« User/innen in eine Konversation zu verstricken, was allerdings auch für 97,9 Prozent der Accounts im Gesamtkorpus zutrifft. Daher lassen sich auch keine vergleichenden Aussagen über die Fähigkeiten automatisierter und manuell betriebener Accounts treffen, Konversationen zu starten und zu beeinflussen. Klar scheint lediglich, dass weder (Super-)Stars noch Leitmedien in Konversationen eintreten. Diese ziehen lediglich Aufmerksamkeit und Reaktionen Anderer auf sich, ohne sich selbst auf reziproke Kommunikationsformen einzulassen. Konversationen entstehen dagegen eher zwischen Accounts, die in persönlichen Öffentlichkeiten miteinander vernetzt sind und vergleichsweise geringe Popularitätswerte aufweisen. Zugleich weisen die Ergebnisse darauf hin, dass automatisierte Accounts – sofern es sich nicht um Privataccounts handelt – dazu neigen, lediglich untereinander in Konversationen miteinander zu treten, ohne aber dabei »normale« User/innen zu erreichen.

Schluss

Auch wenn die präsentierten Ergebnisse noch vorläufig und primär deskriptiv sind, erlauben diese doch bereits einige Aussagen über die untersuchten politischen Online-Konversationen sowie über Popularität und Einfluss automatisierter Accounts in diesen. So ist zunächst einmal festzuhalten, dass offensichtlich insgesamt kaum Konversationen und damit verbunden auch kaum Debatten entstehen, was darauf verweist, dass Twitter als Medium öffentlicher Deliberation möglicherweise überschätzt wird. Entsprechend bleiben die gemessenen CI-Werte insgesamt sehr gering und nur wenige Accounts schaffen es überhaupt CI zu gewinnen. Dies gilt für automatisierte politische Accounts ebenso wie für die große Mehrheit »normaler« Nutzer/innen.

¹² Dies ist ein hochgradig aktiver Privataccount, der Skripte eingebunden hat, um automatisch Inhalte zu posten, die über Aktivitäten des Accountinhabers auf anderen Plattformen Auskunft geben.

Dennoch spielen automatisierte Accounts in den untersuchten Kommunikationsprozessen eine nicht unbedeutende Rolle. So schaffen sie es zwar weder beim In-Degree, noch beim RI und CI absolute Höchstwerte zu erlangen, aber dennoch scheinen sie in allen Bereichen überdurchschnittlich erfolgreich. So besitzen automatisierte politische Accounts sowohl vergleichsweise hohe Popularitätswerte als auch vergleichsweise hohen RI. Beim CI schaffen es zwar keine politischen, dafür aber andere automatisierte Accounts gar in die Top 50 der einflussreichsten Accounts. Anzunehmen ist, dass diese guten Werte zumindest teilweise wiederum auf Automatisierungsprozesse zurückzuführen sind, da Followerzahlen künstlich in die Höhe getrieben werden können und die RI- und CI-Werte der automatisierten Accounts nicht zuletzt auch der Vernetzung und Kommunikation mit anderen automatisierten Accounts geschuldet zu sein scheinen. Diesbezüglich bedarf es aber weiterer Untersuchungen, die auch Auskunft darüber geben können, inwieweit die Maße In-Degree, RI und CI, die zur Messung von Popularität und Einfluss in Online-Konversationen verwendet werden, ebenso wie die Konversationen selbst durch automatische Aktivitäten »korrumpiert« werden und ihre Aussagefähigkeit verlieren. In diesem Sinne regt die Forschung zu Popularität und Einfluss automatisierter Accounts in politischer Online-Kommunikation auch zur Reflexion der Messinstrumente der Twitterforschung an.

Literatur

- Bessi, Alessandro, und Emilio Ferrara. 2016. Social Bots distort the 2016 U.S. Presidential Election Online Discussion. *First Monday* 21.
- Bruns, Axel, und Hallvard Moe. 2014. Structural Layers of Communication on Twitter. In *Twitter and Society*, Hrsg. Jean Burgess, Merja Mahrt, Axel Bruns und Katrin Weller, 15–28. New York [u.a.]: Peter Lang.
- Cha, Meeyoung, Hamed Haddadi, Fabricio Benevenuto und Krishna P. Gummadi. 2010. Measuring user influence in Twitter: The million follower fallacy. In *Proceedings of the Fourth International AAAI Conference on Weblogs and Social Media (ICWSM 2010)*, 10–17. Menlo Park, CA: AAAI Press.
- Kind, Sonja, Tobias Jetzke, Sebastian Weide, Simone Ehrenberg-Silies und Marc Bovenschulte. 2017. *Social Bots. TA-Vorstudie*. TAB-Horizon-Scanning 3: Büro für Technikfolgen-Abschätzung beim Deutschen Bundestag (TAB).
- Kollanyi, Bence, Philip N. Howard und Samuel C. Woolley. 2016. *Bots and Automation over Twitter during the U.S. Election*. Data Memo 2016.4. Oxford, UK: Project on Computational Propaganda.
- Kuckartz, Udo. 2016. *Qualitative Inhaltsanalyse. Methoden, Praxis, Computerunterstützung*. 3., überarbeitete Auflage. Weinheim a.]: Beltz Juventa.
- Mayring, Philipp. 2015. *Qualitative Inhaltsanalyse. Grundlagen und Techniken*. 12., überarbeitete Auflage. Weinheim, Basel: Beltz.
- Messmer, Heinz. 2003. *Der soziale Konflikt. Kommunikative Emergenz und systemische Reproduktion*. Stuttgart: Lucius & Lucius.
- Muhle, Florian, Robert Ackland und Timothy Graham. 2018. Socialbots in politischen Online-Konversationen. Eine (überschätzte) Gefahr für demokratische Willensbildung im Internet? *Zeitschrift für Parlamentsfragen* 49:600–620.
- Mutschke, Peter. 2010. Zentralitäts- und Prestigemaße. In *Handbuch Netzwerkforschung*, Hrsg. Christian Stegbauer und Roger Häußling, 365–378. Wiesbaden: VS Verlag für Sozialwissenschaften.
- Riquelme, Fabián, und Pablo González-Cantergiani. 2016. Measuring user influence on Twitter: A survey. *Information Processing & Management* 52:949–975.
- Schmidt, Jan-Hinrik. 2018. *Social Media*. Wiesbaden: Springer Fachmedien Wiesbaden.

- Thieltges, Andree, und Simon Hegelich. 2018. Falschinformationen und Manipulation durch social bots in sozialen Netzwerken. In *Computational Social Science: Die Analyse von Big Data*, 1. Aufl., Hrsg. Andreas Blätte, Joachim Behnke, Kai-Uwe Schnapp und Claudius Wagemann, 357–378. Baden-Baden: Nomos Verlagsgesellschaft mbH & Co. KG.
- Thimm, Caja, Mark Dang-Anh und Jessica Einspänner. 2014. Mediatized Politics – Structures and Strategies of Discursive Participation and Online Deliberation on Twitter. In *Mediatized Worlds: Culture and Society in a Media Age*, Hrsg. Andreas Hepp und Friedrich Krotz, 253–270. London: Palgrave Macmillan UK.
- Twitter Inc. 2017. Automatisierungsregeln. <https://help.twitter.com/de/managing-your-account/connect-or-revoke-access-to-third-party-apps> (Zugegriffen: 16. Januar 2019).
- Wang, Gang, Manish Mohanlal, Christo Wilson, Xiao Wang, Miriam Metzger, Haitao Zheng und Ben Y. Zhao. 2012. Social Turing Tests. Crowdsourcing Sybil Detection. <http://arxiv.org/pdf/1205.3856>.
- Woolley, Samuel C., und Philip N. Howard, Hrsg. 2019. *Computational Propaganda. Political Parties, Politicians and Political Manipulation on Social Media*. Oxford Studies in Digital Politics. New York, NY: Oxford University Press.
- Ye, Shaozhi, und Felix Wu. 2013. Measuring message propagation and social influence on Twitter.com. *International Journal of Communication Networks and Distributed Systems* 11:59–76.