

Universität Hamburg
Fachbereich: Sozialwissenschaften
Fachgebiet: Politikwissenschaft
Seminar: Einführung in R
Dozentin: Lisa Hehnke
Wintersemester 2017/18



H a u s a r b e i t

Auf den Spuren des Wutbürgers

Emotionen auf den Facebookseiten deutscher Parteien

03.03.2018

Josef Holnburger
Matrikelnummer: XXX
XXX
XXX
E-Mail: josef@holnburger.com

Inhaltsverzeichnis

Abbildungsverzeichnis	ii
Tabellenverzeichnis	ii
1 Einleitung	1
2 Die Facebook-Auftritte deutscher Parteien	2
2.1 Emotionen auf Sozialen Netzwerken	3
2.2 Facebook und rechtspopulistische Parteien	4
3 Reaktionen auf Beiträge der Parteien	5
3.1 Varianzanalyse	7
3.2 Nichtparametrische Varianzanalyse	8
4 Untersuchung der Stimmung in den Beiträgen	9
4.1 Sentimentanalysen	10
4.2 Auswahl des Sentiment-Wörterbuchs	11
4.3 Bewertung der Beiträge	12
5 Fazit	14
Literaturverzeichnis	15

Abbildungsverzeichnis

Abb. 2.1	Übersicht der Likes, Anzahl der Beiträge, Kommentare und kommentierenden Nutzer auf den Facebookseiten der Parteien	2
Abb. 3.1	Durchschnittlich genutzte Facebook-Reaktionen auf Beiträge der Parteien . .	7
Abb. 3.2	Anteil der <i>Wütend</i> -Reaktionen auf Beiträge der Parteien	8
Abb. 4.1	Bewertung der negativen Konnotation in den Beiträgen der Parteien	13

Tabellenverzeichnis

Tab. 3.1	Summe der Reaktionen auf Beiträge der Parteien	6
Tab. 3.2	Post-Hoc Bonferroni-Dunn-Test	9
Tab. 4.1	Beispiele für Tonalitäten von Wörtern des German Political Sentiment Dictionary	12

1 Einleitung

Zieht man Anzahl der *gefällt mir*-Angaben auf Facebook als Indikator für die Ergebnisse der Bundestagswahl heran, wäre am 24. September die Alternative für Deutschland (AfD) als bei weitem stärkste Partei in das deutsche Parlament eingezogen. Zweitstärkste Kraft wäre die Sati-repartei Die PARTEI, dicht gefolgt von die LINKE und der rechtsextremen NPD (Brodnig 2017, S. 21). Das tatsächliche Ergebnis der Bundestagswahl unterschieden sich natürlich deutlich von diesen Verhältnissen. Alleine mit Facebook lassen sich also (noch) keine Wahlen gewinnen.

Dennoch spielen Soziale Netzwerke in der politischen Öffentlichkeit eine zunehmend größere Rolle. Vor allem in der Altersgruppe unter 50 Jahren konnten sie sich als Informationsquelle neben traditionelleren Medien etablieren. Die Generation der Millenials und die Generation X nutzt Facebook, zumindest in den USA, sogar als Hauptquelle für politische Informationen (Schweiger 2017, S. 23). Für einen nicht geringen Teil der Bevölkerung spielen Facebook und Co. also eine durchaus große Rolle; allerdings erklärt dies noch nicht den großen Erfolg der AfD auf Facebook.

Die Journalistin Ingrid Brodnig macht hierfür einen *Empörungswettbewerb* verantwortlich, welcher die Kommunikation auf den Sozialen Netzwerken maßgeblich beeinflusst. Gelesen, geteilt und kommentiert wird, was empört – wer es schafft, Wut zu sähen, wird mit großer Reichweite belohnt. Die Algorithmen und das Klima Facebooks würde deshalb vor allem populistische Parteien begünstigen – durch die Emotionalisierung des politischen Diskurses sind diese dort besonders erfolgreich (vgl. Brodnig 2017).

Im Rahmen dieser Arbeit wird untersucht, ob die von Brodnig formulierten Vermutungen korrekt sind: Empören sich Facebooknutzer signifikant häufiger über Beiträge der AfD und schürt diese die Empörung, indem sie besonders negativ-konnotierte Beiträge veröffentlicht? Im Vorfeld soll zunächst ein genereller Überblick der Facebook-Aktivität deutscher Parteien gegeben werden, ehe sich im spezielleren mit Emotionen und Sozialen Netzwerken beschäftigt wird.

Im Rahmen dieser Arbeit wurde eine Gesamterhebung der Facebookaktivitäten der im Bundestag vertretenen Parteien vorgenommen. Dies umfasst 5.084 Beiträge und 1,8 Millionen Kommentaren, welche 2017 veröffentlicht wurden. Die Daten wurden mittels netvizz (Rieder 2013) heruntergeladen und anschließend mit Hilfe der Programmiersprache R (R Core Team 2013) ausgewertet.

2 Die Facebook-Auftritte deutscher Parteien

Wie eingangs erwähnt, nimmt die Facebookseite der AfD eine dominante Position auf dem Sozialen Netzwerk ein – unter allen Parteien kann sie die meisten *Likes* verzeichnen (siehe Abb. 2.1). Darüber hinaus veröffentlichte sie 2017 auch die meisten Beiträge, auf welche wiederum der größte Anteil an Nutzern mittels Kommentar reagierten. Der Abstand zu den anderen Parteien ist vor allem bei den Kommentaren besonders deutlich – von den insgesamt 1.785.490 Kommentaren, welche im Jahr 2017 auf den Seiten aller im Bundestag vertretenen Parteien veröffentlicht wurden, finden sich 798.221 unter den Beiträgen der Alternative für Deutschland. Parteiübergreifend lässt sich dabei ein sehr unterschiedliches Verhalten der Nutzer beobachten. Während nahezu die Hälfte der Nutzer (49,8 %) innerhalb eines Jahres lediglich ein mal kommentierte, ist nur ein kleiner Teil der Nutzer für einen Großteil der Kommentare verantwortlich. Der aktivste Nutzer kommentierte 2.761 mal auf Beiträge der AfD. Der überwiegende Teil der Nutzer (82,5 %) ist außerdem nur auf einer Seite aktiv, lediglich 107 Nutzer kommentierten auf allen sieben Parteiseiten.

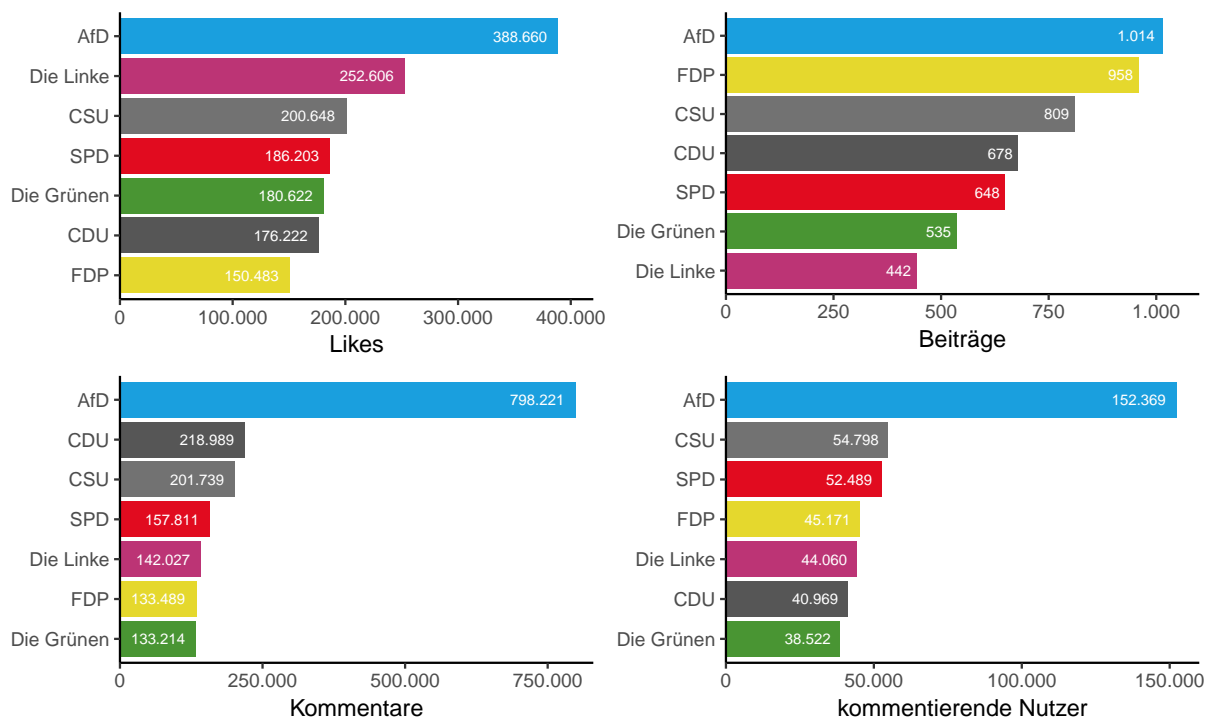


Abbildung 2.1: Übersicht der Likes, Beiträge, Kommentare und kommentierenden Nutzer der Facebookseiten der Parteien. Auswertungszeitraum: 01.01.2017 bis 31.12.2017

Dass sich das Verhalten zwischen den Nutzern derart unterscheidet, konnte auch schon in anderen Studien nachgewiesen werden – etwa 20 bis 30 Prozent sind sogenannte *power user* (PewResearchCenter 2012), die übrigen verwenden die Funktionen, welche von Facebook angeboten werden, eher sporadisch.

Der besondere Erfolg der AfD hängt womöglich mit der Rolle von Emotionen auf Sozialen Netzwerken sowie dem Wesen rechtspopulistischer Parteien zusammen. Im Folgenden sollen deshalb die beiden Themenkomplexe behandelt und anschließend Hypothesen gebildet werden, welche im Laufe dieser Arbeit untersucht werden.

2.1 Emotionen auf Sozialen Netzwerken

Bevor die Rolle von Emotionen auf den Sozialen Netzwerken beleuchtet werden kann, muss zunächst auf unterschiedliche Konzeptionen und Definitionen dieses Themenfelds eingegangen werden. Es überrascht dabei nicht, dass sich die bisherige Forschung nicht auf eine einheitliche Definition und ein Konzept bezüglich dieses schwer zu fassenden Themas einigen konnte (Kappas 2016, S. 37). Oftmals wird in der Literatur zwischen Gefühlen und Emotionen unterschieden (Kappas 2016, S. 39)¹. Während Gefühle wie Hunger, Wärme oder Schmerz zumeist als prekognitive Empfindungen beschrieben werden, werden Emotionen wie Angst, Wut oder Trauer oft als postkognitiv betrachtet. Ihnen gehen mentale Vorgänge voraus; Emotionen resultieren aus der Verarbeitung von Gefühlen. Ein anderer Ansatz findet sich bei Zajonc (1980). Laut Zajonc zeigen viele Experimente, dass sich Emotionen oft unabhängig von bewusster, kognitiver Verarbeitung bilden. Emotionen seien hoch funktionell und erlauben dem Menschen eine schnellere Reaktion auf die Umwelt im Vergleich zu bewusster, kognitiver Verarbeitung.

Dieser These folgend handelt es sich bei Emotionen um Aufmerksamkeit-Regulatoren (*attention regulators*), welche den Umgang mit dem ständig herrschenden Informationsfluss unserer Sinne erleichtern (Ryan 2012, S. 1139f.). Basierend auf dieser Konzeption untersuchte Timothy J. Ryan (2012), ob Menschen (politische) Informationen anders verarbeiten, wenn entsprechende Emotionen bei ihnen geweckt werden. In einem Feldversuch auf Facebook wurde getestet, wie Menschen auf politische Kampagnen reagieren, wenn diese Wut oder Besorgnis auslösen (als Kontrollgruppe wurden die Ergebnisse mit einer neutral gestalteten Kampagne verglichen). Die *wuterzeugende* Kampagne wurde dabei am signifikant häufigsten angeklickt (doppelt so

¹ Teilweise werden die Termini Gefühl und Emotion auch synonym verwendet (vgl. Kappas 2016, S. 39f.)

häufig wie die neutral gestaltete Kampagne) – mit der auf Besorgnis abzielenden Botschaft wurde hingegen nicht signifikant häufiger interagiert (vgl. Ryan 2012). Die Studie konnte zeigen, dass die Emotion *Wut* auf dem Sozialen Netzwerk Facebook am ehesten aktivierend wirkt.²

2.2 Facebook und rechtspopulistische Parteien

Bezüglich der Parteienaktivität lässt sich feststellen, dass die AfD nicht die einzige rechtspopulistische Partei, welche auf Facebook besonders erfolgreich ist. Auch die Freiheitliche Partei Österreichs (FPÖ) und die Schweizerische Volkspartei (SVP) können auf Facebook eine weit größere Reichweite als die übrigen Parteien erzielen (Brodnig 2017, S. 23f.).³ Auch der rechts-extreme Front National kann von allen französischen Parteien die höchste Anzahl an *Likes* vorweisen.

Dies kann möglicherweise durch das Wesen und die Kennzeichen rechtspopulistischer Parteien erklärt werden: Zusammengefasst handelt sich um Bewegungen, welche ein vertikale Achse aus „Volk“ und „Elite“ konstruiert und sich beide antagonistisch gegenüber stehen (Priester 2012, S. 4). Weitere Wesensmerkmale sind: „Berufung auf den common sense, Anti-Elitarismus, Anti-Intellectualismus, Antipolitik, Institutionenfeindlichkeit sowie Moralisation, Polarisierung und Personalisierung der Politik“ (ebd.). Diese Wesensmerkmale erlauben die Konstruktion eines einfachen Gut-Böse-Schemas, welches sich zur Emotionalisierung des politischen Diskurses eignet und gleichzeitig Kompromisse unmöglich macht (Decker 2006, S. 82). In ihrer medialen Taktik zeichnen sich rechtspopulistische Parteien durch „Vereinfachung, Emotionalisierung, Personalisierung, Dramatisierung, Skandalisierung“ der Debatte aus (Decker 2006, S. 84).

Es wird vermutet, dass diese Taktik auch auf dem Sozialen Netzwerk Facebook genutzt wird. Wie in Kapitel 2.1 beschrieben, wird davon ausgegangen, dass die Emotionalisierung auf Facebook, insbesondere mit der Emotion *Wut*, besonders erfolgreich ist. Unter diesen Umständen wird davon ausgegangen, dass auf Beiträge der AfD besonders häufig *wütend* reagiert wird und sich der Ausdruck dieser Emotion signifikant dort häufiger finden lässt, als auf den Facebook-

² Die Studie *What Makes online Content Viral?* von Jonah Berger und Katherine L. Milkman (2012) zeigt allerdings, dass auch besonders positive Nachrichten eine sehr hohe Interaktionsrate aufweisen. Dennoch fungiert auch hier die Emotion *Wut* als Katalysator für Reichweite auf Facebook – wenn auch nur als einer von vielen Faktoren.

³ Der FPÖ-Politiker Heinz-Christian Strache ist sogar, nach Angela Merkel, der zweiterfolgreichste deutschsprachige Politiker auf Facebook (Brodnig 2017, S. 24). In Österreich sind die Auftritte der Spitzenkandidaten generell reichweitenstärker als die Auftritte der Parteien (ebd.).

auftritten anderer Parteien.

Hypothesis 1 (H1): *Auf Beiträge der AfD wird signifikant häufiger wütend reagiert.*

Gleichzeitig wird vermutet, dass sich eine negative Stimmung nicht nur in der Reaktion der Nutzer wiederfindet. Es wird erwartet, dass sich dies auch in den Beiträgen der AfD abbildet. Deshalb wird davon ausgegangen, dass sich die Beiträge der AfD – im Vergleich zu den anderen Parteien – durch eine besonders negative Konnotation auszeichnen.

Hypothesis 2 (H2): *Beiträge der AfD sind negativer konnotiert als Beiträge anderer Parteien.*

Diese beiden Hypothesen sollen in den nachfolgenden Kapiteln operationalisiert und anschließend untersucht werden. Die Auswertung der emotionalen Reaktion auf Beiträge der Parteien wird dabei durch Facebook erheblich erleichtert – die Möglichkeit der Nutzer, Beiträge mittels sogenannter *Facebook Reactions* zu markieren, vereinfacht die Auswertung immens.

3 Reaktionen auf Beiträge der Parteien

Seit Februar 2016 ist es möglich, mittels sogenannter *Reactions* auf Beiträge zu reagieren - somit steht eine individuellere Reaktion auf Statusmitteilungen (später auch Kommentare) zur Verfügung, welche über das generische *gefällt mir* hinaus geht. Symbolisiert durch Emoticons sind die Reaktionen *Love*, *Haha*, *Wow*, *Traurig* und *Wütend* möglich (Zollo et al. 2015).⁴ Facebook begründete diese Individualisierung mit einer Verbesserung der Interaktionsmöglichkeit zwischen den Nutzern – war vorher ein *gefällt mir* unter einer Trauermeldung unangebracht, kann nun durch die Reaktion *Traurig* die Anteilnahme ausgedrückt werden⁵. Die *Reactions* sind vor allem für die Werbeindustrie relevant – die Auswertung der Nutzerreaktionen ermöglicht eine detailliertere Analyse der Social-Media-Kampagnen, die emotionale Anbindung der Nutzer kann besser gemessen werden (vgl. Turnbull und Jenkins 2016). Diese Möglichkeit der Auswertung soll auch in dieser Arbeit genutzt werden, möglicherweise lässt sie Rückschlüsse auf die Kommunikationsstrategien der Parteien zu.

⁴ Zeitweise stehen auch weitere Reaktionen, etwa *dankbar* während Muttertag, zur Verfügung – diese Reaktionen wurden aus der Auswertung entfernt, da ihre temporäre Verfügbarkeit die Untersuchung verfälschen würde.

⁵ Die Interaktion mittels *Reactions* wird von Facebook sogar höher gewichtet als ein *Like*. D. h. Nutzer, welche einen Beitrag mit einer Reaktion versehen, werden zukünftig ähnliche Beiträge gezeigt. Welche Reaktion gewählt wurde, ist dabei irrelevant (Mashable 2017).

Im Rahmen dieser Arbeit wurden die Reaktionen auf die Beiträge der Parteien seit Einführung dieser Funktion untersucht. Hierfür wurden insgesamt 8.315 Beiträge, welche in einem Zeitraum zwischen dem 01. März 2016 und dem 31. Dezember 2017 veröffentlicht wurden, ausgewertet. Insgesamt wurden die Beiträge mit 1.820.877 *Reactions* versehen, 11.797.355-mal wurde auf *gefällt mir* geklickt. Insgesamt wurde auf den Partiseiten am häufigsten die Reaktion *Wütend* genutzt – im Gegensatz hierzu wird auf Facebook insgesamt die *Love*-Reaktion am häufigsten genutzt (Mashable 2017).

Wie aus Tabelle 3.1 hervorgeht, werden die Beiträge der AfD besonders oft mit einer *Reaction* markiert (1.108.940 Reaktionen). Die AfD kann dabei sogar mehr Reaktionen als alle anderen Parteien zusammen verzeichnen.

Tabelle 3.1: Summe der Reaktionen auf Beiträge der Parteien (01.03.2016 bis 31.12.2017)

Partei	Love	Haha	Wow	Traurig	Wütend	Summe
AfD	126.610	249.089	31.561	77.289	624.391	1.108.940
CSU	31.110	115.891	10.783	23.111	72.096	252.991
Die Linke	42.940	13.974	3.953	17.314	34.615	112.796
SPD	42.018	31.928	4.025	17.121	16.565	111.657
CDU	28.403	30.025	2.001	6.832	16.661	83.922
Die Grünen	27.751	20.168	2.569	13.956	16.702	81.146
FDP	28.094	15.336	3.611	11.224	11.160	69.425

Die AfD unterscheidet sich dabei nicht nur in der Summe der Reaktionen stark von den übrigen Parteien – ein Unterschied ist auch bezüglich der anteiligen Nutzung der Reaktionen festzustellen (siehe Abb. 3.1). Wenn eine *Reaction* durch einen Nutzer gewählt wurde, war dies auf der Seite der AfD zu 56,3 % die Reaktion *Wütend* (Abb. 3.1a). Auf den Seiten der FDP, SPD, der Grünen und der Linken wird hingegen am häufigsten die Reaktion *Love* gewählt (Abb. 3.1d, 3.1e, 3.1e, 3.1e). Allerdings heben sich auch die CDU und CSU (Abb. 3.1c und 3.1b) durch einen besonders hohen Anteil an *Haha*-Reaktionen von den übrigen Parteien ab.

Die Ergebnisse der Auswertung⁶ legen eine Annahme der Hypothese 1 nahe, allerdings wurde hier lediglich die Summe der Reaktionen auf alle Beiträge ausgewertet. Da sich Hypothese 1 allerdings auf die anteiligen Reaktionen auf Beiträge bezieht, soll dies in den beiden folgenden Kapiteln genauer untersucht werden. Überprüft wird, ob die Beiträge der AfD signifikant häufiger mit *Wütend*-Reaktionen versehen werden, als die Beiträge anderer Parteien. Zur Überprüfung bieten sich vor allem varianzanalytische Methoden an.

⁶ Eine ähnliche Auswertung findet sich auch über österreichische Politiker während des Wahlkampfes zu den Nationalratswahlen 2017 (ComputationalCommunicationScienceLab 2017).

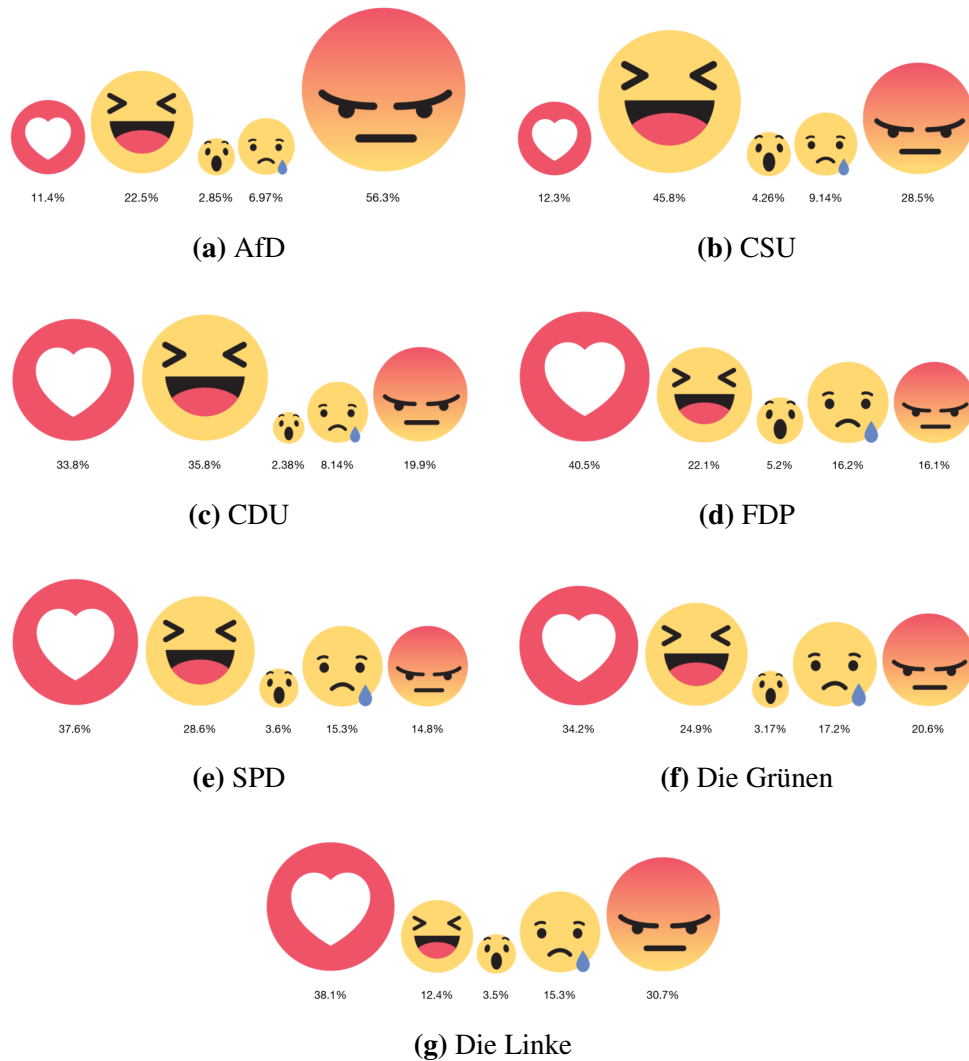


Abbildung 3.1: Durchschnittlich genutzte Facebook-Reaktionen auf Beiträge der Parteien.
Quelle: Eigene Darstellung

3.1 Varianzanalyse

Durch die einfaktorielle Varianzanalyse (ANOVA, analysis of variance) können Unterschiede in der abhängigen Variablen zwischen verschiedenen Gruppen auf Signifikanz untersucht werden (Huber et al. 2014, S. 43). In diesem Fall soll untersucht werden, ob sich der Anteil der Wütend-Reaktionen auf Beiträge zwischen den Parteien signifikant unterscheidet. In einem zweiten Schritt wird untersucht, ob sich insbesondere die AfD von den übrigen Parteien unterscheidet.

Problematisch ist jedoch, dass die ANOVA sensibel auf Ausreißer reagiert. Des weiteren muss eine Varianzhomogenität innerhalb der Gruppen und eine Normalverteilung der abhängigen

Variable bewiesen werden, um die Anwendungsvoraussetzung der ANOVA zu erfüllen (ebd. S. 64). Eine Überprüfung durch den Levene-Test und Bartlett-Test zeigt jedoch, dass nicht von einer Homogenität der Varianzen ausgegangen werden kann. Auch der Boxplot zeigt zahlreiche Ausreißer (siehe Abb. 3.2)⁷. Aus diesen Gründen kann eine klassische ANOVA nicht durchgeführt werden – es wird deshalb auf ein nicht-parametrisches Verfahren zurückgegriffen.

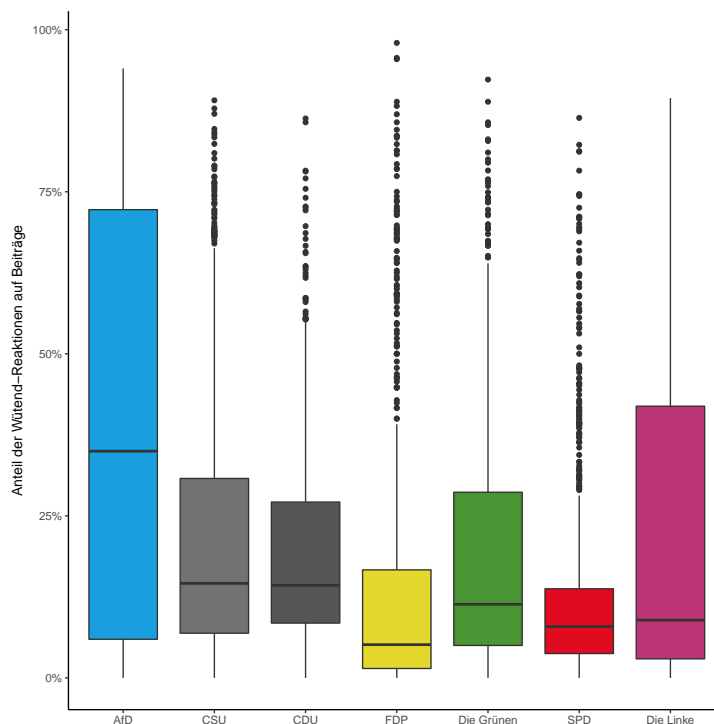


Abbildung 3.2: Anteil der *Wütend*-Reaktionen auf Beiträge der Parteien.
Quelle: Eigene Darstellung

Der Boxplot (Abb. 3.2) zeigt allerdings bereits, dass sich die AfD von den übrigen Parteien bezüglich des Medians und der Größe des Interquartilbereichs stark unterscheidet. Im Mittel ist der Anteil der *Wütend*-Reaktionen auf Beiträge der AfD deutlich höher als bei den übrigen Parteien. Dies deutet ebenfalls auf eine Annahme der Hypothese 1 hin.

3.2 Nichtparametrische Varianzanalyse

Da die Voraussetzungen einer ANOVA nicht gegeben sind, wird stattdessen auf den Kruskal-Wallis-Test zurückgegriffen. Dieser wird üblicherweise bei einer Verletzung der Varianzho-

⁷ Die starke Verteilung der Anteile an *Wütend*-Reaktionen ist auch dadurch zu erklären, dass Beiträge teilweise nur mit sehr wenige Reaktionen markiert wurden. Ein Betrag, welcher nur ein mal mit *Wütend* markiert wurde, würde in einem Anteil von 100% resultieren. Deshalb wurden Beiträge mit weniger als insgesamt 20 Reaktionen aus der Auswertung entfernt.

mogenität herangezogen (Kuhlenkasper 2017, S.339). Im Wesentlichen umgeht der Kruskal-Wallis-Test die Varianzhomogenität, indem er die metrische, abhängige Variable in Ränge umwandelt (Kruskal und Wallis 1952, S. 585ff.).⁸ Im Anschluss werden die Mittelwerte der Rangsummen \bar{R}_j statt der metrischen Mittelwerte zwischen den Gruppen verglichen (Kuhlenkasper 2017, S.340ff.) Es handelt sich, wie auch bei ANOVA, um einen sogenannten Omnibus-Test (Backhaus et al. 2016, S. 184). Es wird also lediglich überprüft, ob ein signifikanter Unterschied zwischen den Gruppen festzustellen ist, nicht jedoch, welche Gruppen sich voneinander unterscheiden (oder ob sich etwa alle Gruppen signifikant unterscheiden). Dies kann nachgelagert mit sogenannten Post-Hoc-Tests überprüft werden (ebd. S. 196).

Tabelle 3.2: Post-Hoc Bonferroni-Dunn-Test. Unterschiedliche Buchstaben (M) weisen auf signifikante Unterschiede ($p < 0.05$) zwischen den Parteien hin.

Partei	\bar{R}_j	M
AfD	3929.2	a
CSU	3287.0	b
CDU	3320.0	b
FDP	2227.0	c
Die Grünen	3005.1	d
SPD	2430.4	c
Die Linke	2880.2	d

Der Kruskal-Wallis-Test zeigt einen signifikanten Unterschied zwischen den Gruppen ($\chi^2 = 635.04$, $p < 0.01$). Die Nullhypothese kann somit abgelehnt werden. Der anschließend durchgeführte Post-Hoc-Test (Bonferroni-Dunn-Test – siehe Tab. 3.2) zeigt, dass sich die AfD signifikant von allen anderen Parteien unterscheidet ($p < 0.05$). Kein signifikanter Unterschied lässt sich zwischen der CSU und CDU, der FDP und SPD sowie den Grünen und den Linken feststellen. Die Gültigkeit der Hypothese 1 kann deshalb angenommen werden – auf Beiträge der AfD wird signifikant häufiger *wütend* reagiert.

4 Untersuchung der Stimmung in den Beiträgen

Um Hypothese 2 (*Beiträge der AfD sind negativer konnotiert als Beiträge anderer Parteien*) prüfen zu können, ist es zunächst notwendig, die in den Beiträgen vermittelte Stimmung

⁸ Es könnte auch Welch's ANOVA statt der klassischen Fisher's ANOVA herangezogen werden – erstere lässt sich auch bei fehlender Varianzhomogenität anwenden, ohne das Skalenniveau der abhängigen Variable senken zu müssen und reagiert noch unempfindlicher auf Heteroskedatizität (vgl. Liu 2015). Beide zeigen in der Auswertung das gleiche Ergebnis.

der Auswertung zugänglich zu machen. Hierfür bietet sich die Sentimentanalyse (oft auch als *sentiment-detection* oder *sentiment-mining*, seltener als Tonalitätsanalyse bezeichnet) an. Mittels dieser ist es möglich, automatisiert die in einem Text geäußerten Haltungen (positiv, negativ) oder vermittelten Emotionen (Wut, Trauer, Angst) sowie Meinungen auszuwerten (Paltoglou und Thelwall 2016, S. 97).⁹ Die Methoden der automatisierten Sentimentanalyse lassen sich dabei in lexikalische Ansätze (vgl. Paltoglou und Thelwall 2016, S. 107ff.) und Machine-Learning-Ansätze (ebd., S. 99ff.) unterteilen.

4.1 Sentimentanalysen

Lexikalische Sentimentanalysen basieren auf der Auswertung von Texten durch das Heranziehen spezieller Wörterbücher (sogenannte *emotional dictionaries*). In diesen werden Begriffe oder Phrasen mit Werten versehen – etwa zu Polarität (positiv, negativ, neutral), Intensität (besonders positiv, besonders negativ) oder auch damit verbundene Emotionen (Paltoglou und Thelwall 2016, S. 107f.). Die Werte werden durch Einschätzung von Wissenschaftlern generiert – beispielsweise bei SentiWS (Remus et al. 2010). Auch sogenannte *crowdbased dictionaries* sind möglich – beispielsweise das Wörterbuch von Haselmayer und Jenny (2017). Hierbei werden durch Umfragetools eine Vielzahl an Personen an der Bewertung von Texten beteiligt – im Anschluss werden die Werte einzelner Wörter auf Basis dieser Einschätzungen errechnet.

Zur Bewertung eines Textes findet ein Abgleich zwischen diesem und den eben beschriebenen Wörterbuch statt – somit lässt sich feststellen, ob ein Text beispielsweise überwiegend positive oder negative Wörter aufweist und, wenn vorhanden, welche Intensität diesen Wörtern innewohnt (Paltoglou und Thelwall 2016, S. 108f.). Überwiegend positiv belegte Wörter in einem Text können darauf hindeuten, dass auch die durch den Text vermittelte Stimmung eine positive ist.

Diese Vorgehensweise birgt jedoch einige Probleme. An einem Beispiel:

„Das ist ja ein total tolles Beispiel 😊“¹⁰

Lexikalische Ansätze scheitern (zumeist) an Ironie, Sarkasmus, mangelnder Rechtschreibung

⁹ Wie sich allerdings die in einem Text detektierten und vermuteten Emotionen wiederum auf den Leser auswirken, wird – trotz der großen Beliebtheit der Sentimentanalyse – seltener untersucht. Ein Beispiel für eine solche Analyse findet sich bei Küster und Kappas (2016), welche die Wirkung solcher Text unter anderem physiologisch untersuchten.

¹⁰ Zur besonderen Problematik und Bedeutung von Emojis in der Sentimentbewertung vgl. Guibon et al. (2016)

und Kontextbezug (Paltoglou und Thelwall 2016, S. 98). Zwar ist es möglich, komplexe lexikalische Sentimentauswertungen zu entwerfen, welche etwa die Grammatik, die Reihenfolge der mit Polarität annotierten Wörter sowie begleitende Partikel (*sehr, kaum, total*) berücksichtigen (Wolfgruber 2015, S. 34) – die Komplexität und Variabilität von Sprache und Emotion bedingen jedoch Fehlinterpretationen durch automatisierte Auswertungen.¹¹

Die bereits angesprochenen Machine-Learning-Ansätze basieren darauf, dass ein Algorithmus anhand großer Datensätze auf das Erkennen von Stimmung trainiert wird und im Anschluss automatisiert eine Sentiment-Bewertung vornimmt (Paltoglou und Thelwall 2016, S. 99f.). Zumeist müssen die Trainingsdatensätze vorher manuell annotiert werden.¹² Der so trainierte Algorithmus erkennt auf Basis der Daten Muster und Häufungen und kann dadurch weitere Texte klassifizieren.¹³

Die so trainierte Software ist allerdings zumeist an einen spezifischen Anwendungsbereich gebunden – ein auf Filmbewertung trainierter Datensatz lässt sich beispielsweise nicht auf Produktbewertungen in einem Onlineshop anwenden (Paltoglou und Thelwall 2016, S. 107). Auch ein auf Tweets trainierter Ansatz lässt sich nicht auf Facebookkommentare übertragen – die „Sprache“ der verschiedenen Netzwerke wäre zu unterschiedlich.

Egal ob lexikalische oder Machine-Learning-Ansätze: Die Popularität von Sentimentanalysen nimmt massiv zu – auch Aufgrund des Anstiegs der zugänglichen Daten (vgl. Giachanou und Crestani 2016). Allerdings unterscheiden sich die zur Verfügung stehenden Auswertungsdatensätze stark in ihrer Qualität und Quantität (Haselmayer und Jenny 2017, S. 2625). Während englischsprachige Wörterbücher weit verbreitet sind, liegen deutschsprachige Datensätze in Masse und Klasse weit hinter diesen zurück (Wolfgruber 2015, S. 133).

4.2 Auswahl des Sentiment-Wörterbuchs

Ihm Rahmen dieser Arbeit bietet sich eine Bewertung der Beiträge mittels des *German Political Sentiment Dictionary* von Haselmayer und Jenny (2017) an. Bei diesem handelt sich um

¹¹ Wobei natürlich auch Menschen nicht immer Sarkasmus als solchen erkennen und sich auch bezüglich der Bewertung von Stimmung in Texten oft nicht einig sind (Paltoglou und Thelwall 2016, S. 98).

¹² Machine-Learning-Ansätze, welche auf vorheriger, manueller Annotation aufbauen, werden als *supervised learning* Ansätze bezeichnet (Paltoglou und Thelwall 2016, S. 99). Es existieren außerdem *unsupervised learning* und *semi-supervised learning* Ansätze – letztere kombinieren lexikalische und Machine-Learning-Methoden.

¹³ Eine Übersicht der verschiedenen Verfahren findet sich beispielsweise bei Giachanou und Crestani (2016) sowie Kolchyna et al. (2015).

ein *negative sentiment dictionary* (ebd., S. 2627), welches ausschließlich negativ konnotierte Wörter beinhaltet. Dieser Datensatz wurde generiert, indem jeweils zehn Nutzer die Tonalität von Sätzen mittels einer fünfstufigen Skala von 0 (nicht negativ) bis 4 (sehr stark negativ) einschätzen mussten (ebd. S. 2628). Aus den so bewerteten Texten wurden wiederum die *tonality scores* der darin vorkommenden Wörter berechnet. Abschließend wurden, neben positiv besetzten Wörtern, auch Artikel, Pronomen sowie Namen aus dem so erstellten Wörterbuch entfernt. Beispiele der so bewerteten Wörter finden sich in Tabelle 4.1.

Tabelle 4.1: Beispiele für Tonalitäten von Wörtern des *German Political Sentiment Dictionary*. Je höher der Wordscore-Wert, desto negativer ist die Tonalität des Begriffs.

Wort	Wordscore (Mittelwert)	Wordscore (SD)
abscheulich	2,85	0,79
aufführen	2,51	0,98
androhen	2,46	0,91
verharmlosung	2,12	1,48
affe	1,80	0,92
defensiv	1,10	1,47
fiktiv	0,36	0,79

Die ursprünglich den Nutzern zur Bewertung vorgelegten Sätze entstammten dabei den Preserveröffentlichungen und Parlamentsdebatten österreichischer Parteien sowie Medienberichte über den Wahlkampf in Österreich (ebd., S. 2627). Auch dies spricht für eine Bewertung der Facebookbeiträge mittels des *German Political Sentiment Dictionary*. Im Rahmen dieser Arbeit wird davon ausgegangen, dass sich die politische Öffentlichkeit Österreichs und Deutschlands ähnlich genug sind, um eine Nutzung des Wörterbuchs von Haselmayer und Jenny zu rechtfertigen; allerdings soll dennoch auf die Problematik hingewiesen werden, dass sich die Sprache zwischen Norden und Süden in ihren Nuancen unterscheiden.

4.3 Bewertung der Beiträge

Wie in Kapitel 4.1 beschrieben, werden die Wörter der Beiträge mit dem vorliegenden Wörterbuch abgeglichen. Dabei wird die *maximum rule* Thelwalls und Buckleys (2013) angewendet. Sie besagt, dass bei mehreren, negativ konnotierten Wörtern das negativste Wort die Stimmung eines Texts trägt. Mittels des *German Political Sentiment Dictionaries* konnten so 2.469 von 5.084 Beiträgen bewertet werden.

Anhand der Abbildung 4.1 lässt sich erkennen, dass die Beiträge der AfD im Mittel negativer

konnotiert sind als Beiträge der übrigen Parteien. Die in Hypothese 2 formulierte Vermutung wird durch die Ergebnisse bestätigt.

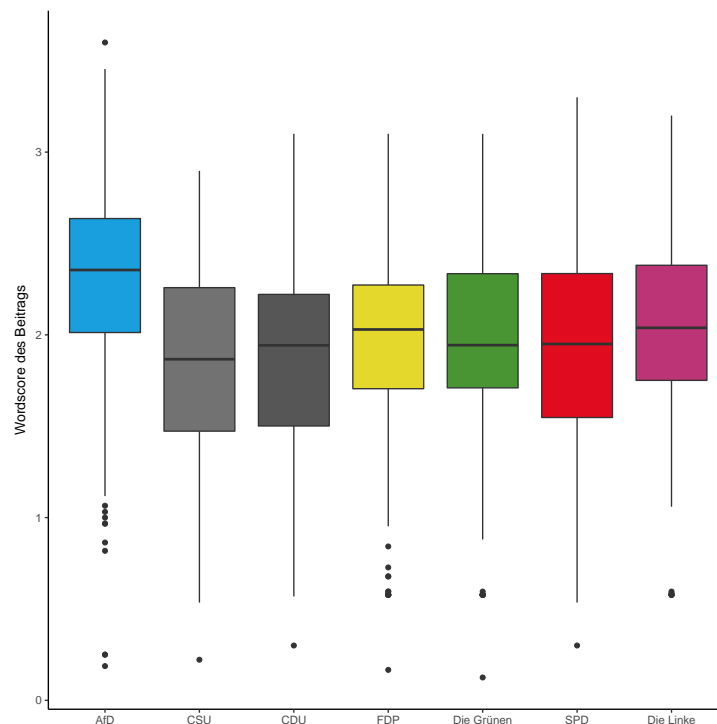


Abbildung 4.1: Bewertung der negativen Konnotation in den Beiträgen der Parteien. Ein höherer Wordscore deutet auf eine negativere Tonalität des Beitrags hin. Auswertungszeitraum: 01.01.2017 bis 31.12.2017

Leider erlaubt der Umfang dieser Arbeit keine tiefgreifendere Analyse und Auswertung, wie sie etwa bei Haselmayer und Jenny (2017) zu finden sind. Dort wurde unter anderem berücksichtigt, ob die Tonalität eines Texts durch Partikel verstärkt wird (beispielsweise: „*extrem* abscheulich“) oder durch Negationen aufgehoben beziehungsweise umgekehrt werden (beispielsweise: „das ist *gar nicht* schlecht“). Auch wenn diesbezüglich keine Auswertung vorgenommen wurde, darf davon ausgegangen werden, dass sie die bisherigen Hypothesen eher bestätigen als widerlegen würden. Dennoch muss eingeräumt werden, dass mittels des vorliegenden, deutschsprachigen Sentiment-Wörterbuchs viele Beiträge nicht bewertet werden konnten. In dieser Auswertung wurden weniger als die Hälfte der untersuchten Beiträge mit einem Wert belegt, obwohl das *German Political Sentiment Dictionary* mit 5.001 Wörtern vergleichsweise groß ist – SentiWS von Remus et al. (2010) weist beispielsweise lediglich Werte für 1.818 Wörter auf. Das Problem intensiviert sich, wenn nicht die Beiträge der Parteien, sondern die Kommentare der Nutzer untersucht werden sollen. Mangelnde Rechtschreibung, *Internetslang* und vor allem die Kürze der Kommentare erschweren die Auswertung über lexikalische Ansätze.

5 Fazit

Der von Ingrid Brodnig vermutete *Empörungswettbewerb* auf Facebook kann im Rahmen dieser Untersuchung bestätigt werden. Unter den Beiträgen der AfD findet sich in Form der *Reactions* eine signifikant höhere Empörung, als auf den Seiten anderer Parteien. Es kann allerdings nicht beantwortet werden, ob diese Empörung hauptsächlich von Anhängern oder Parteigegnern der AfD formuliert wird. So wäre es beispielsweise auch möglich, dass Parteigegner ihren Ärger über die Veröffentlichung mittels der Reaktion *Wütend* öffentlich kundtun.

Ein solches Verhalten würde allerdings die Reichweite der AfD auf dem Sozialen Netzwerk Facebook nur noch weiter erhöhen – der zugrundeliegende Algorithmus würde die Interaktion dadurch belohnen, dass dem Nutzer zukünftig weitere, ähnliche Meldungen angezeigt werden. Dies zeigt auch die Problematik der Sozialen Netzwerke auf – die Nutzer werden laufend in ihrer Wahrnehmung bestätigt, indem ihnen vorwiegend ähnliche Meldungen stets erneut vorgelegt werden.¹⁴ Ein Nutzer, welcher wütend auf Meldungen vermeintlich krimineller Flüchtlinge reagiert, wird sich zukünftig auch über weitere dieser Meldungen aufregen dürfen. Wie diese Auswertung zeigt, gewinnen rechtspopulistische Parteien, wie die AfD, nicht nur den *Empörungswettbewerb*, sie heizen ihn vermutlich durch besonders negative Beiträge weiter an.

Für die weitere Untersuchung wäre es besonders interessant, die Nutzerkommentare (insbesondere die *power user*) bezüglich der dort vermittelten Stimmung zu analysieren – im Rahmen dieser Arbeit wurde jedoch schon auf die besonderen Herausforderungen einer solchen Auswertung hingewiesen. Es erscheint jedoch nicht nur lohnenswert, sondern auch gesellschaftlich notwendig, die hier angerissenen Thematiken noch tiefgreifender zu untersuchen.

¹⁴ Bezüglich der Problematik einer verzerrter Meinungsklimawahrnehmung, resultierend aus einseitiger und manipulativer Information aus sozialen Netzwerken, kann das ausführliche Werk Schweigers (2017) besonders empfohlen werden.

Literaturverzeichnis

- Backhaus, K., B. Erichson, W. Plinke, R. Weiber (2016). *Multivariate Analysemethoden: eine anwendungsorientierte Einführung* (14., überarbeitete und aktualisierte Auflage. Aufl.). Springer Gabler, Berlin Heidelberg. 978-3-662-46075-7.
- Berger, J., K. L. Milkman (2012, April). What Makes Online Content Viral? *Journal of Marketing Research* 49(2), 192–205. 10.1509/jmr.10.0353.
- Brodnig, I. (2017). Ein Sammelbecken für Populisten. In Adrienne Fichter (Hrsg.), *Smartphone-Demokratie: #Fake News, #Facebook, #Bots, #Populismus, #Weibo, #Civic Tech*, NZZ Libro. NZZ Libro, Neue Zürcher Zeitung, Zürich. 978-3-03810-278-6.
- ComputationalCommunicationScienceLab (2017, October). Emotional Reactions on Austrian parties' Facebook pages during the 2017 Austrian Parliamentary election.
- Decker, F. (2006). *Populismus: Gefahr Für Die Demokratie Oder Nützliches Korrektiv?* VS Verlag für Sozialwissenschaften. 978-3-531-14537-2.
- Giachanou, A., F. Crestani (2016, June). Like It or Not: A Survey of Twitter Sentiment Analysis Methods. *ACM Comput. Surv.* 49(2), 28:1–28:41. 10.1145/2938640.
- Guibon, G., M. Ochs, P. Bellot (2016, June). From Emojis to Sentiment Analysis. In *WACAI 2016*.
- Haselmayer, M., M. Jenny (2017, November). Sentiment analysis of political communication: Combining a dictionary approach with crowdcoding. *Quality & Quantity* 51(6), 2623–2646. 10.1007/s11135-016-0412-4.
- Huber, F., F. Meyer, M. Lenzen (2014). *Grundlagen Der Varianzanalyse: Konzeption - Durchführung - Auswertung*. Springer Gabler, Wiesbaden. 978-3-658-05666-7.
- Kappas, A. (2016). The Psychology of (Cyber)Emotions. In Janusz A. Hołyst (Hrsg.), *Cyberemotions: Collective Emotions in Cyberspace*, 37 – 52. Springer Berlin Heidelberg, New York, NY. 978-3-319-43637-1.
- Kolchyna, O., T. T. P. Souza, P. Treleaven, T. Aste (2015, July). Twitter Sentiment Analysis: Lexicon Method, Machine Learning Method and Their Combination. *arXiv:1507.00955 [cs, stat]*.

- Kruskal, W. H., W. A. Wallis (1952, December). Use of Ranks in One-Criterion Variance Analysis. *Journal of the American Statistical Association* 47(260), 583. 10.2307/2280779.
- Kuhlenkasper, T. (2017). *Multivariate Analysemethoden: Theorie Und Praxis Mit R* (3. Aufl.). Statistik und ihre Anwendungen SpringerLink : Bücher. Springer Spektrum, Berlin, Heidelberg. 978-3-662-54754-0.
- Küster, D., A. Kappas (2016). Measuring Emotions Online: Expression and Physiology. In Janusz A. Hołyst (Hrsg.), *Cyberemotions: Collective Emotions in Cyberspace*, 71 – 93. Springer Berlin Heidelberg, New York, NY. 978-3-319-43637-1.
- Liu, H. (2015, April). Comparing Welch’s ANOVA, a Kruskal-Wallis test and traditional ANOVA in case of Heterogeneity of Variance. *VCU Theses and Dissertations* (3985), <https://scholarscompass.vcu.edu/etd/3985/>.
- Mashable (2017, February). You might want to rethink what you’re ‘liking’ on Facebook now. <https://mashable.com/2017/02/27/facebook-reactions-news-feed/>.
- Paltoglou, G., M. Thelwall (2016). Sensing Social Media: A Range of Approaches for Sentiment Analysis. In Janusz A. Hołyst (Hrsg.), *Cyberemotions: Collective Emotions in Cyberspace*, 97 – 117. Springer Berlin Heidelberg, New York, NY. 978-3-319-43637-1.
- PewResearchCenter (2012, February). Why most Facebook users get more than they give. <http://www.pewinternet.org/2012/02/03/why-most-facebook-users-get-more-than-they-give/>.
- Priester, K. (2012, January). Wesensmerkmale des Populismus. *Aus Politik und Zeitgeschichte* 62. Jahrgang(5–6/2012), 3 – 9.
- R Core Team (2013). *R: A Language and Environment for Statistical Computing*. Vienna, Austria.
- Remus, R., U. Quasthoff, G. Heyer (2010). SentiWS – a Publicly Available German-language Resource for Sentiment Analysis. *Proceedings of the 7th International Language Resources and Evaluation (LREC’10)*, 1168–1171.
- Rieder, B. (2013). Studying Facebook via data extraction: The Netvizz application. In *Proceedings of the 5th Annual ACM Web Science Conference*. ACM Press, 346–355. 978-1-4503-1889-1, 10.1145/2464464.2464475.

- Ryan, T. J. (2012). What Makes Us Click? Demonstrating Incentives for Angry Discourse with Digital-Age Field Experiments. *The Journal of Politics* 74(4), 1138–1152. 10.1017/s0022381612000540.
- Schweiger, W. (2017). *Der (des)informierte Bürger im Netz: wie soziale Medien die Meinungsbildung verändern*. Springer VS, Wiesbaden. 978-3-658-16057-9.
- Thelwall, M., K. Buckley (2013, August). Topic-based sentiment analysis for the social web: The role of mood and issue-related words. *Journal of the American Society for Information Science and Technology* 64(8), 1608–1617. 10.1002/asi.22872.
- Turnbull, S., S. Jenkins (2016, February). Why Facebook Reactions are good news for evaluating social media campaigns. *Journal of Direct, Data and Digital Marketing Practice* 17(3), 156–158. 10.1057/dddmp.2015.56.
- Wolfgruber, M. (2015). *Sentiment Analyse mit lokalen Grammatiken: wissensbasierter Ansatz zur Extraktion von Sentiments in Hotelbewertungen*, Volume 3 of *Dissertationen der LMU München*. Verlagshaus Monsenstein und Vannerdat OHG, Münster. 978-3-95925-005-4.
- Zajonc, R. B. (1980). Feeling and thinking: Preferences need no inferences. *American Psychologist* 35(2), 151–175. 10.1037/0003-066X.35.2.151.
- Zollo, F., P. K. Novak, M. Del Vicario, A. Bessi, I. Mozetič, A. Scala, G. Caldarelli, W. Quattrociocchi (2015, September). Emotional Dynamics in the Age of Misinformation. *PLOS ONE* 10(9), e0138740. 10.1371/journal.pone.0138740.