

Meinungen in Twitterdiskursen

Potenziale der automatisierten Inhaltsanalyse aus der Computerlinguistik für Fragestellungen der Kommunikationswissenschaft

Problemstellung

Die manuelle Inhaltsanalyse, die in der Kommunikationswissenschaft umfassend eingesetzt wird, ist grundsätzlich geeignet, tiefer gehende Kenntnisse über Inhalte und Beziehungen von Textfragmenten in Social Media zu liefern. Sie ist jedoch zeit- und kostenaufwändig und kann deshalb nur auf kleine Stichproben angewandt werden. Um dieser Einschränkung zu begegnen, wird in der vorliegenden Studie in Zusammenarbeit mit der Computerlinguistik untersucht, inwiefern Meinungsäußerungen auf Twitter durch automatisierte Inhaltsanalysen erhoben werden können. Erweist sich die automatisierte Inhaltsanalyse als valide Methode zur Erfassung von Meinungsäußerungen, wären damit forschungspragmatische Vorteile wie Zeit- und Kostenersparnis verbunden. In der Kommunikationswissenschaft könnten öffentliche Diskurse bzw. Teildiskurse, d.h. Meinungsäußerungen zu politischen Streitfragen auf Twitter und anderen Internetplattformen breiter und kontinuierlich erhoben werden. Um dies zu erreichen, muss zunächst die automatisierte Inhaltsanalyse durch Daten der manuellen Inhaltsanalyse von Meinungsäußerungen auf Twitter validiert werden.

Theoretische Relevanz der Problemstellung

Die Analyse von Meinungsäußerungen ist u.a. aus der Perspektive einer integrierten Netzwerköffentlichkeit von Interesse (Benkler 2006). Dabei wird angenommen, dass im Internet verschiedene Öffentlichkeitsebenen (Gerhards/Neidhardt 1990: 19-26; Habermas 1992: 452) in der *vertikalen Dimension* stärker miteinander vernetzt und durchlässiger sind, als dies in den traditionellen Massenmedien der Fall ist. Dies soll auch nicht-organisierten Bürgern und zivilgesellschaftlichen Akteuren ermöglichen, sich folgenreich über Social Media wie z.B. Twitter an öffentlichen Diskursen zu beteiligen. Meinungsbildungsprozesse sollen eher „von unten nach oben“ verlaufen. Bürger sollen eher die Chance haben, den Diskursverlauf (durch größere Resonanz und weiter reichende Diffusion ihrer Beiträge) und letztlich auch politische Entscheidungen zu beeinflussen. In der *horizontalen Dimension* des öffentlichen Raums wird das Spektrum der artikulierten Meinungen betrachtet. Durch die vereinfachte Partizipation im Internet soll sich, so die gängige Annahme, die Meinungsvielfalt im Vergleich zu den traditionellen Massenmedien erweitern. Es wird aber auch befürchtet, dass es zu einer Fragmentierung der Öffentlichkeit im Internet kommt (Marr 2002; Sunstein 2007; Habermas 2008: 162). Nach dieser These wird der Meinungsstreit nicht mehr ausgetragen, weil sich die Internetnutzer in homogene Interessen- und Meinungsgruppen aufspalten. Solche Annahmen können leichter überprüft werden, wenn sich die automatisierte Inhaltsanalyse als valides Instrument für die Erfassung von Meinungen und Akteurstypen erweist.

Forschungsfragen

Wir legen unserer Untersuchung zwei Forschungsfragen zugrunde:

1. Inwieweit ist die manuelle Inhaltsanalyse von Twitterdiskursen aus der Kommunikationswissenschaft durch geeignete Verfahren der Computerlinguistik automatisierbar? (FF1)
2. Wie lässt sich die automatisierte Inhaltsanalyse der Computerlinguistik in der Kommunikationswissenschaft anwenden? (FF2)

Untersuchungsanlage

Auswahl des Untersuchungsmaterials

Es wird eine manuelle Inhaltsanalyse von Meinungen mit einer automatisierten Inhaltsanalyse kombiniert, wobei die Kombination auf die einseitige Validierung der automatisierten Inhaltsanalyse abzielt (Loosen/Scholl 2012). Dies wird am Beispiel von Tweets untersucht, die Teil von Diskussionen auf Twitter sind. Diese Diskussionen wurden beispielhaft aus einem Twitterdiskurs zur Energiewende extrahiert. Dieser Diskurs wurde vorab mit mehr als 180 energiewende-relevanten Keywords definiert und über die Twitter-API getrackt. Ein Tweet ist dann Bestandteil einer Diskussion, wenn er an mindestens einen anderen Akteur adressiert ist und anschließend mindestens eine Antwort auf diesen adressierten Tweet folgt. Solche Diskussionen wurden mit der in-reply-to-Funktion aus allen getrackten Tweets zwischen 20. November und 01. Dezember 2013 extrahiert. Insgesamt wurden 3101 Diskussionen (bestehend aus 11.587 Tweets) in diesem Zeitraum für den Energiewende-Diskurs extrahiert und rückwärts vervollständigt.

Erhebungskategorien für manuelle und automatisierte Inhaltsanalyse

Das Untersuchungsmaterial wurde zunächst manuell auf zwei Ebenen annotiert: (1) auf Ebene kompletter Diskussionen (z.B. Relevanz einer Diskussion für das Thema „Energiewende“) und (2) auf Ebene einzelner Tweets. Auf der zweiten Ebene wurden folgende Aspekte zunächst manuell erhoben:

1. formale Kategorien: Stellung eines Tweets in der Diskussion, Relevanz des Tweets für die Energiewende
2. geäußerte Meinungen: Vorhandensein einer/mehrerer Meinung pro Tweet, Objekt bzw. Gegenstand der Meinung, positive oder negative Polarität der Meinung, Intensität der Meinung
3. Kontext geäußerter Meinungen: Autorentyp für Tweeturheber und für adressierten bzw. erwähnten Autor im Tweet (z.B. private Einzelakteure, nicht-profitorientierte Interessengruppen, profitorientierte Interessengruppen, politische Akteure und Journalisten)

Insgesamt wurden 2.655 Tweets in 729 Diskussionen manuell annotiert. Darin wurden 1.243 polare Meinungen identifiziert (positiv: $n = 330$; negativ: $n = 896$).

Validierungsmaße für den Vergleich der manuellen und der automatisierten Inhaltsanalyse

Für die Validierung jeder erhobenen Kategorie wurde entweder das traditionelle F1-Maß oder zwei weniger restriktive Varianten dieser Metrik verwendet – nämlich das binäre und das proportionale F1-Maß (vgl. Johansson/Moschitti 2010). Der Unterschied zwischen diesen drei Varianten besteht haupt-

sächlich darin, wie korrekt Übereinstimmung zwischen manueller Annotation und automatisierter Klassifizierung berechnet werden soll. Zudem wurden mehrere automatisierte Klassifikationsalgorithmen (Naive Bayes, SVM, LibLinear, AdaBoost und Logistic Regression) auf einem Set Trainingsdaten trainiert und deren Leistungsfähigkeit getestet.

Befunde und Diskussion

Der Vergleich zwischen manueller und automatisierter Inhaltsanalyse hat gezeigt, dass sowohl für die automatisierte Klassifikation von Meinungen als auch für die von Akteurstypen die besten Ergebnisse mit Hilfe des maschinellen Klassifikationsverfahrens LibLinear (Fan et al., 2008) erzielt wurden. Das F1-Maß für die Erkennung von Meinungen betrug 66 Prozent, das für die Erkennung der Akteurstypen des Autors und ggf. des adressierten Benutzers lag bei 41 bzw. 59 Prozent. Wurden neben rein linguistischen auch kommunikationswissenschaftliche Aspekte in den Vergleich einbezogen (z.B. Anzahl der Sprecher in der Diskursion, Akteurstyp des Tweakurhebers oder des Adressaten, wurden sogar 69 Prozent Übereinstimmung zwischen manueller und automatisierter Inhaltsanalyse erreicht (FF1).

Die genannten Befunde der automatisierten Inhaltsanalyse in der Computerlinguistik bergen enormes Potential für die Erforschung von öffentlichen Meinungen in Social Media wie z.B. auf Twitter im Rahmen der Kommunikationswissenschaft. So lassen sich dynamische Meinungsbildungsprozesse großer Textmengen zeit- und kostengünstig in Social Media untersuchen. Dadurch erfahren wir zum Beispiel, inwiefern sich nicht-organisierte Bürger und nicht-profitorientierte Interessengruppen an öffentlichen Diskursen beteiligen, ob Meinungsbildungsprozesse „von unten nach oben“ verlaufen und inwieweit diese Akteurstypen die Chance haben, den Diskursverlauf und letztlich auch politische Entscheidungen zu beeinflussen. Momentan können wir dies nur für kleine Stichproben zeigen (FF2). So illustriert zum Beispiel Tabelle 1 im Anhang, dass 19% aller Akteure als einfache Bürger einen Tweet absetzen, während 25% als einfache Bürger erwähnt oder adressiert werden. Darüber hinaus sieht man zum Beispiel, dass einfache Bürger untereinander weniger negativ bzw. kritisch miteinander diskutieren als Bürger mit Politikern oder Journalisten (Tabelle 2, Anhang). Dies spricht für eine kritische Rolle der Bürger im öffentlichen Diskurs. Um die prozentuale Übereinstimmung zwischen manueller und automatisierter Inhaltsanalyse weiter zu erhöhen, hat die Zusammenarbeit zwischen Kommunikationswissenschaft und Computerlinguistik auch zukünftig großes Potential.

Literatur

- Fan, R. E., Chang K. W., Hsieh Ch. J., Wang X. R., Lin Ch. J. (2008): LIBLINEAR: A Library for Large Linear Classification. In: *Journal of Machine Learning Research* 9, S. 1871-1874.
- Gerhards, J., Neidhardt, F. (1990): *Strukturen und Funktionen moderner Öffentlichkeit. Fragestellungen und Ansätze*. Berlin: Wissenschaftszentrum Berlin für Sozialforschung (= FS III 90-101).
- Habermas, J. (1992): *Faktizität und Geltung. Beiträge zur Diskurstheorie des Rechts und des demokratischen Rechtsstaats*. Frankfurt a. M.: Suhrkamp.
- Habermas, J. (2008): *Hat die Demokratie noch eine epistemische Dimension? Empirische Forschung und normative Theorie*. In: Habermas, Jürgen: *Ach, Europa*. Frankfurt a. M.: Suhrkamp, S. 138-191.
- Johansson, R., Moschitti, A. (2010): *Reranking Models in Fine-grained Opinion Analysis*. In: *23rd International Conference on Computational Linguistics, Proceedings of the Conference, COLING 2010*, S. 519-527.

Landis, J. R., Koch, G. G. (1977): The measurement of observer agreement for categorical data. In: Biometrics. 33, S. 159-174.

Loosen, W., Scholl, A. (2012): Theorie und Praxis von Mehrmethodendesigns in der Kommunikationswissenschaft. In: Loosen, W., Scholl, A. (Hrsg.): Methodenkombinationen in der Kommunikationswissenschaft. Methodologische Herausforderungen und empirische Praxis. Köln: Herbert von Halem, S. 9-25.

Marr, M. (2002): Das Ende der Gemeinsamkeiten? Folgen der Internetnutzung für den medialen Thematisierungsprozess. In: Medien und Kommunikationswissenschaft 50(4), S. 510-532.

Sunstein, C. R. (2007): Republic.com 2.0. Princeton, NJ: Princeton University Press.

Anhang

Tabelle 1: Verteilung der Akteurstypen zwischen Tweet-Autor und Tweet-Adressat/-Erwähnung

Tweet-Autor	Tweet-Adressat oder Tweet-Erwähnung						Gesamt
	Private Personen	Non-Profit Organisationen	Profitorient. Organisationen	Politische Akteure	Journalisten	Sonstige Akteure	
Private Personen	270 10,8%	50 2,0%	27 1,1%	140 5,6%	81 3,2%	53 2,1%	621 24,7%
Non-Profit Organisationen	31 1,2%	97 3,9%	41 1,6%	101 4,0%	52 2,1%	162 6,5%	484 19,3%
Profitorient. Organisationen	18 0,7%	45 1,8%	25 1,0%	34 1,4%	23 0,9%	38 1,5%	183 7,3%
Politische Akteure	74 2,9%	64 2,5%	20 0,8%	208 8,3%	45 1,8%	248 9,9%	659 26,3%
Journalisten	22 0,9%	23 0,9%	16 0,6%	38 1,5%	19 0,8%	167 6,7%	285 11,4%
Sonstige Akteure	61 2,4%	26 1,0%	5 0,2%	89 3,5%	20 0,8%	77 3,1%	278 11,1%
Gesamt	476 19%	305 12,2%	134 5,3%	610 24,3%	240 9,6%	745 29,7%	

Basis: n = 2510 Meinungen (in 2.655 Tweets)

Tabelle 2: Meinungspolarität zwischen Tweet-Autor und Tweet-Adressat/-Erwähnung (Mittelwerte)

Tweet-Autor	Tweet-Adressat oder Tweet-Erwähnung						Gesamt
	Private Personen	Non-Profit Organisationen	Profitorient. Organisationen	Politische Akteure	Journalisten	Sonstige Akteure	
Private Personen	-0,1	-0,1	0,0	-0,3	-0,4	-0,2	-0,2
Non-Profit Organisationen	-0,3	-0,2	-0,1	-0,3	-0,4	-0,3	-0,3
Profitorient. Organisationen	-0,1	0,0	-0,2	-0,1	+0,2	-0,1	0,0
Politische Akteure	-0,1	-0,2	-0,2	-0,2	-0,1	-0,2	-0,2
Journalisten	-0,1	-0,3	-0,3	-0,1	+0,1	-0,2	-0,2
Sonstige Akteure	-0,1	-0,3	-0,4	-0,3	-0,2	-0,3	-0,3
Gesamt	-0,1	-0,2	-0,2	-0,2	-0,2	-0,2	

Basis: n = 2510 Meinungen (in 2.655 Tweets)