

Analyse der Kommunikation von Schweizer Politikern auf Twitter

Social Network Analysis

FHNW Brugg/ Windisch

Projektnummer: IP813

23.08.2013

Abstract

Politiker in der Schweiz nutzen immer häufiger das Medium Twitter, um einen offenen Draht zur Bevölkerung aufrecht zu erhalten. Bereits über 60 Mitglieder des National- und Ständerates verwenden das soziale Netzwerk und schreiben dabei über 15'000 Mitteilungen pro Jahr. In dieser Datenmenge sind sehr viele Informationen vorhanden, welche sich schwer auslesen lassen, unter anderem aufgrund des Umfangs, aber auch der verschiedenen verwendeten Sprachen.

Für dieses Projekt wurde eine mehrsprachige Sentimentanalyse für Twitter entwickelt, welche sich die häufige Nutzung von Emoticons zunutze macht, um positive und negative Begriffe in verschiedenen Sprachen zu erkennen. Die Mitteilungen der Politiker des Bundeshauses können dadurch klassifiziert und mit der Stärke des Sentiments gewichtet werden. Dies dient als Grundlage für verschiedene Visualisierungen innerhalb eines Java-Applets. Der Anwender kann dadurch bei verschiedenen politischen Themen ein Stimmungsbild der Politiker im sozialen Netzwerk Twitter erhalten.

Die Visualisierungen des Sentiments bieten nicht in jedem Fall Rückschlüsse auf das Abstimmungsverhalten einer Partei, können aber einen Einblick in die Positionen und Argumentationen der einzelnen Politiker geben. Des Weiteren liefert die Analyse der Tweets auch die Möglichkeit, für andere Personen anhand ihrer Aktivität auf Twitter die wahrscheinlichste Parteizugehörigkeit zu berechnen.

Inhaltsverzeichnis

Abstract.....	2
1 Einleitung	4
1.1 Über dieses Dokument	4
1.2 Ausgangslage	4
1.3 Zielsetzung.....	5
2 Vorgehen.....	6
2.1 Sentiment	6
2.1.1 Bestehende Sentimentanalyse Verfahren	6
2.1.2 Emoticons als sprachunabhängige Indikatoren	6
2.1.3 Bilden des mehrsprachigen Modells.....	7
2.1.4 Einstufung in positive / negative Tweets	9
2.1.5 Vorteile des Verfahrens.....	11
2.1.6 Nachteile des Verfahrens.....	11
2.2 Schweizer Politiker.....	12
2.3 Aufbau eines Modells der Parteien.....	12
2.4 Aufbereitung als Java-Applet.....	13
3 Visualisierungen.....	15
3.1 Allgemein.....	15
3.2 Parlamentarier	15
3.3 Wortwolke	17
3.4 Account Vergleich.....	18
3.5 Statistik	19
3.6 Verbindungen	20
4 Ergebnisse.....	21
4.1 Verteilung der Tweets auf Parteien.....	21
4.2 Aktivität und Altersstruktur.....	22
4.3 Offizielle Parteiprofile	23
4.4 Nutzung nach Themen.....	24
4.4.1 Familienartikel.....	25
4.4.2 Volkswahl des Bundesrates	26
4.4.3 Lex USA	26
4.4.4 Schlussfolgerungen	27
5 Ausblick.....	28
6 Literaturverzeichnis	30
7 Abbildungsverzeichnis.....	32
8 Glossar.....	33
9 Ehrlichkeitserklärung	35

1 Einleitung

1.1 Über dieses Dokument

Dieses Dokument beschäftigt sich mit Methoden der Analyse von Kommunikation in sozialen Netzwerken. Hierzu wird insbesondere auf ein System der mehrsprachigen Sentimentanalyse genauer eingegangen, welches verwendet wird um Politiker im Schweizer Parlament bei ihrer Nutzung von Twitter genauer zu untersuchen. Zusätzlich werden geeignete Möglichkeiten der Visualisierung eruiert um eine grosse Menge an Variablen übersichtlich darstellen zu können.

Das Dokument beschreibt die Struktur und Funktionsweise der entwickelten Software zur Analyse von Textdaten. Die Entwicklung der Software, als auch die gefundenen Ergebnisse werden dargelegt und die wichtigen Erkenntnisse analysiert.

Ein Ausblick am Schluss soll für zukünftige Arbeiten und insbesondere das Folgeprojekt wichtige Erkenntnisse mitgeben und aufzeigen, welche Themen noch weiter verfolgt werden sollten.

1.2 Ausgangslage

Schweizer Politiker verwenden oftmals verschiedene Kommunikationskanäle um mit der Bevölkerung in Kontakt zu bleiben. Ein beliebtes Mittel ist dabei Twitter, welches von mehr als 40 Parlamentariern öfters als durchschnittlich zwei Mal wöchentlich verwendet wird. Somit entsteht eine Menge von über 15'000 Tweets pro Jahr, welche in den verschiedenen Landessprachen und teilweise auch in Englisch verfasst werden.

Partei	Mitglieder	Auf Twitter	Tweets / Jahr
SP	56	27	7600
CVP	31	13	2700
FDP	30	11	1050
SVP	46	9	1680
Grüne	15	4	2400
GLP	12	4	280
BDP	9	2	720

Tabelle 1 Unterschiede in der Aktivität auf Twitter je nach Partei

In einer vorgängigen Arbeit wurde eine Softwarelösung entwickelt zur Analyse von Tweets mit Hilfe einer Wortwolke, welche das Sentiment in der Farbdimension abbildet [1]. Diese konnte erfolgreich genutzt werden, um beispielsweise Tweets des amerikanischen Wahlkampfes 2012 darzustellen, oder die aktuelle Konsumentenstimmung zum Thema Iphone genauer zu evaluieren. Ein Teil dieser Arbeit bestand darin, in dem kommerziellen Social Network Analyse Tool Condor von GalaxyAdvisors [2] eine solche Wortwolke mit einer neuen Sentimentanalyse einzu-

binden. Hierbei wurde auch eine neue Sentimentanalyse entwickelt um auch Tweets in anderen Sprachen als Englisch analysieren zu können.

1.3 Zielsetzung

In dieser Arbeit soll das Verhalten von Schweizer Parlamentarier auf dem sozialen Netzwerk Twitter genauer untersucht werden. Hierzu kommt eine eigens entwickelte mehrsprachige Sentimentanalyse zum Einsatz, welche den einzelnen Tweets einen Wert zwischen 0 (sehr negativ) und 1 (sehr positiv) zuweisen kann.

Die Ergebnisse sollen mit verschiedenen Visualisierungsmethoden präsentiert werden können, wobei eine interaktive Form der Visualisierung zu bevorzugen wäre. Zum Einsatz kommt wiederum die bereits erprobte Wortwolke um die wichtigen Themen der einzelnen Parteien in Abhängigkeit der Zeit darzustellen. Weitere Visualisierungen geben einen Einblick in die parteiübergreifenden Kommunikationskanäle, oder präsentieren die einzelnen Parlamentarier direkt mit ihrer Sitzposition im Nationalrat oder Ständerat.

Von Interesse ist auch eine Möglichkeit, verschiedene Accounts miteinander zu vergleichen um ein Modell zu bilden, welches dazu verwendet werden könnte, Politiker anhand ihrer Tweets zu der entsprechenden Partei zuzuordnen.

2 Vorgehen

2.1 Sentiment

Die der verwendeten Sentimentanalyse zu Grunde liegende Idee stammt von Patrick De Boer und basiert auf der Überlegung, dass Tweets mit lachenden/fröhlichen Emoticons geprägt sind von positiven Ausdrücken, während sich in Tweets mit traurigen/wütenden Emoticons eher negative Ausdrücke finden lassen. Dies kann genutzt werden um ein Modell für die Sentimentanalyse zu bilden. Als Vorarbeit für den verwendeten Algorithmus diente eine Projektarbeit an der Fachhochschule Nordwestschweiz von Matthias Brun und Florian Lüscher [3].

2.1.1 Bestehende Sentimentanalyse Verfahren

Sentiment Analyse oder auch Opinion Mining versucht die Emotion eines Textes zu erkennen. Komplexe Algorithmen versuchen die Stimmungslage eines Autors zu erkennen, sei es glücklich, wütend, traurig oder etwas anderes. Von besonderem Interesse ist aber zu bestimmen, ob der Autor positiv oder negativ über ein bestimmtes Thema geschrieben hat, da dies besonders für Marketing Zwecke, aber auch für das Analysieren der Beliebtheit von Produkten, Personen und Meinungen genutzt werden kann [4] [5].

Den meisten dieser Algorithmen steht ein Lexikon mit Features zu Grunde, bestehend aus einer unterschiedlichen Anzahl von Worten, bewertet mit einem Sentiment zwischen positiv und negativ oder etwas ähnlichem. Darin könnte beispielsweise die Wahrscheinlichkeit stehen, mit welcher das Wort in einem Tweet mit einer gegebenen Emotion auftritt [6]. Solche Lexika werden typischerweise erstellt aus einem grossen Korpus von Dokumenten, oder durch das Erweitern von bereits bekannten Wortlisten mit Synonymen und verwandten Worten [7]. Es wurde sehr viel Forschung mit englischen Tweets durchgeführt, insbesondere auch durch das Analysieren der Hash Tags von Twitter [8], aber es muss berücksichtigt werden, dass nur ca. 38% der Tweets in Englisch geschrieben werden [9]. Während zwar weltweit englische Tweets gefunden werden können, so wird der Grossteil in der Nationalsprache des jeweiligen Landes geschrieben.

Da die meisten Prozesse auf englischen Worten basieren, sind sie nicht geeignet um Texte in anderen Sprachen zu analysieren. Um sich von dieser Abhängigkeit der englischen Sprache zu lösen wird ein Weg benötigt, zwischen positiven und negativen Tweets sprachunabhängig unterscheiden zu können.

2.1.2 Emoticons als sprachunabhängige Indikatoren

Bei einem zufällig gewählten Datensatz von Tweets finden sich durchschnittlich zwischen 5 und 10% Texte welche ein Emoticon beinhalten. Diese können in den meisten Fällen korrekt das Sentiment bestimmen, welches der Autor mit seiner Aussage vermitteln wollte und sind somit geeignete Features für Machine Learning Algorithmen [10]. Von besonderem Interesse sind Emoticons die auf eine positive oder negative Aussage hinweisen. Die verwendete Sentimentanalyse

benutzt hierzu die Liste aus Tabelle 2. Zu beachten ist, dass östliche Sprachen häufiger nicht-rotierte Symbole verwenden, welche auch berücksichtigt werden müssen, wenn diese Sprachen analysiert werden sollen.

Negativ	:(:- (:{ :- :@ :'(:/ D:< ☹ _ ☹
Positiv	:-) :) :o) :-D :D 8-D XD =)

Tabelle 2 Typische Emoticons um positives oder negatives Sentiment darzustellen

Die in diesem Projekt benutzte Sentimentanalyse besitzt einen Korpus von ca. 1.6 Millionen deutschen Tweets, 3 Millionen französische Tweets, 4 Millionen italienischen Tweets und 40 Millionen englischen Tweets, welche aus einem Set von 150 Millionen Tweets mit Emoticons extrahiert wurden. Ein Raspberry Pi sammelte zu diesem Zweck die entsprechenden Daten im Zeitraum von März bis Juni 2013 und kombinierte die Daten mit bereits bestehenden aus dem Zeitraum Dezember 2012 bis Januar 2013.

Für die Spracherkennung wurde die Java Library „Language Detection“ von Shuyo Nakatani [11] verwendet, welche 53 verschiedene Sprachen erkennen kann. Nachrichten auf Twitter sind allerdings relativ kurz, weshalb die Erkennungsrate etwas tiefer als die theoretisch möglichen 99% liegt, welche von Nakatani angegeben werden. Dennoch ist dieses Vorgehen besser geeignet, als sich auf die Sprachklassifikation von Twitter zu verlassen, da nur ein geringer Teil der Tweets diese Information beinhaltet und auch diese nicht immer korrekt sind.

2.1.3 Bilden des mehrsprachigen Modells

Mit Hilfe des neu erstellten Korpus sollen nun Features gefunden werden, um Tweets als positiv oder negativ einstufen zu können. Hierzu gibt es verschiedene Ansätze, aber es kann gezeigt werden, dass bereits simple Unigramm Analysen eine hohe Genauigkeit erreichen können [3] [10]. Dies bedeutet, die Texte des Korpus müssen tokenisiert werden und die Frequenz jedes Wortes gezählt werden. Daraus ergeben sich für jede Sprache aus dem Korpus eine Liste von einzelnen Worten und die Menge mit der sie in positiven Kontext, bzw. in negativen Kontext aufgetreten sind.

Tabelle 3 zeigt einen Ausschnitt aus einem durch diesen Prozess entstandenen Dokument mit ein paar ausgesuchten Beispielen. Die meisten Wörter treten ungefähr gleich häufig positiv wie negativ auf und sind somit für die Sentimentanalyse nicht entscheidend. Oftmals werden die häufigsten Wörter als Stopwörter ignoriert [12], es kann aber durchaus sein, dass auch diese eine gewisse, wenn auch geringere Information bezüglich des Sentiments beinhalten. Die entscheidenden Informationen liegen in den Wörtern mit einem höheren Ungleichgewicht, wie beispielsweise dem Wort „wunderbar“, welches, wie in der Tabelle ersichtlich ist, 109 Mal positiv und gerade mal 19 Mal negativ auftrat.

Wort	Negativ	Positiv
rt	97'148	109'008
ich	30'090	30'713
wunderbar	19	109
Valentinstag	7	570
herzlich	6	134
erfolgreich	15	58
Bauchschmerzen	55	2
verzweifelt	24	1
weint	46	3

Tabelle 3 Auszug aus der erstellten Tabelle der positiven und negativen Worte

Der nächste Schritt nennt sich pruning. Die Liste wird unbrauchbare Wörter wie „8ilZsnP7rD“ beinhalten, wobei es sich um Teile von Links zu einem Bild oder einer Webseite handelt. Zusätzlich sind sehr viele Worte vorhanden, die nur ein oder zweimal in den gesammelten Tweets auftauchen, wie auch Worte mit Tippfehlern. Für eine genaue Bestimmung des Sentiments ist dies nicht geeignet, weshalb diese gelöscht werden können. Es muss aber beachtet werden, dass ein Vergleich mit einem Wörterbuch der entsprechenden Sprache nicht sinnvoll ist, da sich die Sprache auf Twitter aufgrund von Abkürzungen und häufig auftretenden Schreibfehlern doch deutlich von der durchschnittlichen Sprache unterscheiden kann.

Um den Einfluss von selten genutzten Wörtern zu senken, bei welchen das Verhältnis unsicherer ist, ist es sinnvoll eine fixe Anzahl bei allen positiven und negativen Auftreten der Worte hinzuzufügen. In der Praxis hat sich ein Wert von ca. $1/100'000$ * die gesamte Menge an Tweets pro Sprache bewährt. Dies verhindert auch, dass bei zukünftigen Berechnungen Divisionen durch Null auftreten können.

Im nächsten Schritt können sprachspezifische Informationen hinzugefügt werden. Es gibt mehrere manuell erstellte Listen von positiven und negativen Wörtern bereits verfügbar, welche für diese Zwecke berücksichtigt werden können, insbesondere die Liste von Hu und Liu [13], welche nicht Domänen-spezifisch ist und somit für verschiedene Anwendungen sinnvoll ist. Eine teilweise automatisierte Übersetzung dieser Liste in die Zielsprache kann ebenfalls sehr nützlich sein. Andere nützliche Erweiterungen können sprachspezifische Liste von Beleidigungen oder Fluchworte sein, welche ein negatives Sentiment weiter verstärken können. Wenn das Wort bereits im Lexikon existiert, so kann eine festgelegte Zahl zu der positiven oder negativen bestehenden Anzahl hinzugefügt werden.

Bei einer gleich grossen Menge von positiven und negativen Trainingsdaten gibt es eine weitere Problematik die im Auge behalten werden muss, nämlich die Art mit der Emoticons verwendet werden. Positive Smileys sind ca. 4-mal häufiger als negative. Viele Menschen nutzen positive Smileys um anzudeuten, dass sie glücklich sind ohne dass der Text selbst in irgendeiner Art darauf hindeuten würde. Dies bedeutet, die negative Klassifikation eines Wortes ist stärker als die positive. Um den Effekt zu messen kann ein Testsatz mit einer gleich grossen Menge von positiven und negativen Tweets verwendet werden. Die false positives für die negativen Tweets

werden ohne Eingriff bis zu doppelt so hoch sein wie diejenigen der positiven Tweets. Die einfachste Variante dies auszugleichen ist, die angegebene Menge an total vorhandenen positiven Texten (alle Texte mit positiven Emoticons) künstlich um einen geringen Faktor anzuheben. In der englischen Sprache liegt dieser Faktor ca. bei 1.2, kann sich aber je nach Sprache leicht unterscheiden.

2.1.4 Einstufung in positive / negative Tweets

Die Existenz eines Wort-Sentiment Lexikons alleine ist noch nicht genug, aber es ist eines der wichtigsten Faktoren für eine gute Sentiment Analyse. Auch simple Algorithmen können eine hohe Genauigkeit mit einem guten Modell erreichen [14]. Das Vergleichen verschiedener Ansätze führte schliesslich zur Entscheid, den naiven Bayes Algorithmus einzusetzen. Für dieses Projekt wird somit folgendes Verfahren verwendet um von einem neuen Tweet zu der finalen Klassifikation zu kommen:

- 1) Spracherkennung. Wenn kein passendes Modell für die Sprache vorhanden ist, wird der Tweet verworfen.
- 2) Text in einzelne Worte aufteilen
- 3) Naiver Bayes Algorithmus weist dem Text einen Wert zwischen 0 und 1 zu
- 4) Text wird als positiv, negativ oder neutral klassifiziert mit vordefinierten Bereichen für die Klassen.

Während eine Support Vektor Maschine oftmals leicht bessere Resultate als der naive Bayes Algorithmus liefert [10] [15], würde diese auch deutlich mehr Zeit benötigen um trainiert zu werden und auch anschliessend die Tweets zu klassifizieren, insbesondere wenn mehrere Millionen Tweets als Trainingsset genommen werden. Ein weiterer Vorteil des naiven Bayes ist die einfache Verwendung, es kann direkt das Sentiment Lexikon mit den Werten für die Frequenz des Auftretens eines bestimmten Wortes in positivem / negativem Kontext verwenden, ohne dass teure Konvertierungen nötig wären. Das Resultat dieses Prozesses ist zudem ein Wert zwischen 0 und 1, was deutlich mehr Information beinhaltet als nur eine simple Klassifizierung in „positiv“ oder „negativ“. Somit kann die Stärke des Sentiments eines Tweets bestimmt werden und auch neutrale Tweets können erkannt werden ohne dass solche bewusst in das Trainingsdataset eingefügt worden sind.

Der Parameter für den definierbaren Bereich für neutrale Werte erlaubt das Verschieben des Fokus zwischen Precision und Recall. Je mehr Tweets als neutral definiert werden, umso höher wird die Präzision der Klassifikation der anderen Tweets. Ohne diesen Bereich könnte kein Text als neutral klassifiziert werden. Dies wäre fatal, da die meisten Texte auf Twitter in keinerlei Form ein Sentiment beinhalten und lediglich simple Tatsachen oder Fragen formulieren.

Abbildung 1 zeigt, wie sich die Genauigkeit bei steigender Grösse des Bereiches für die neutralen Werte verbessert, während dafür aber immer weniger Tweets klassifiziert werden können. Ein Wert von 0 bedeutet dabei, dass keine Tweets als neutral definiert werden und ein Wert von 1 definiert alle Tweets als neutral. Dieses Experiment basiert auf 1165 manuell klassifizierten englischen Tweets und soll dazu dienen einen geeigneten Bereich zu definieren. Werte von 0.3 bis 0.7 für neutrale Texte scheinen angemessen zu sein, wobei 0.0 bis 0.3 als negativ und 0.7 bis 1.0 als positiv definiert wird. Dies ist aber von der Anwendung abhängig und es ist kaum möglich einen „perfekten“ Wert zu definieren. Mit den angegebenen Werten werden im englischen Test-

satz gut 20% der Daten fälschlicherweise als neutral klassifiziert, dafür erkennt der Algorithmus aber 81% der restlichen Daten korrekt als positiv / negativ.

Es lassen sich auch Tweets finden, welche mit 98% Sicherheit als positiv oder negativ klassifizierbar sind, indem Werte höher als 0.999 oder tiefer als 0.001 genommen werden. Dies trifft zwar nur auf ca. 5% der Tweets aus dem Testsatz zu, doch diese Tweets können für den Einsatz in anderen Verfahren, welche garantiert korrekt bewertete Tweets erfordern, sehr nützlich sein.

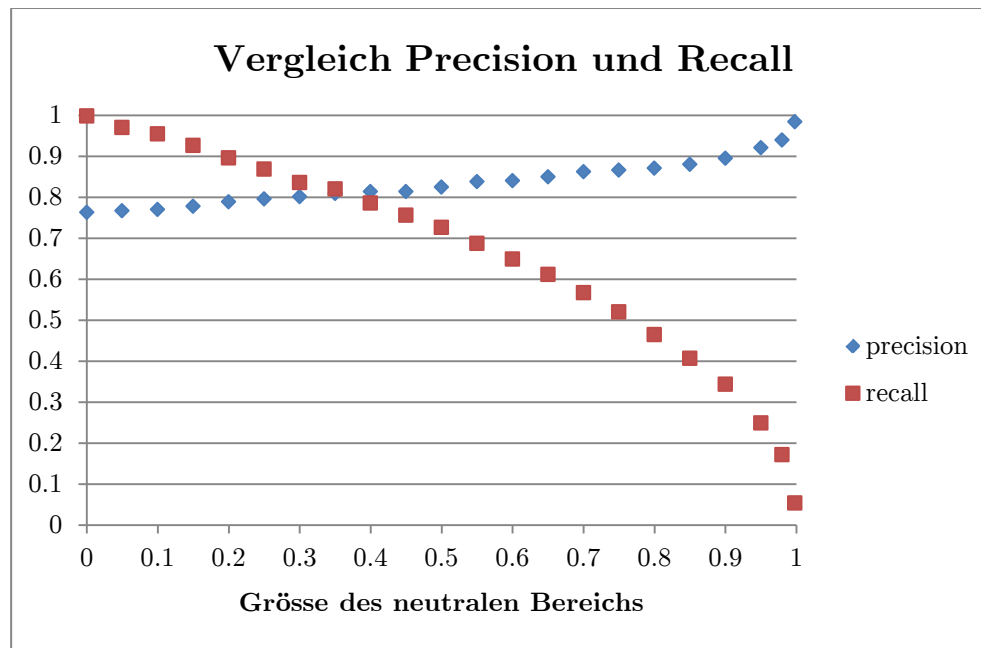


Abbildung 1 Je mehr Tweets als neutral eingestuft werden, umso genauer wird der Algorithmus, doch umso weniger Tweets werden noch bewertet.

Neben dem englischen Testdatensatz kommt auch ein deutsches und italienisches zum Einsatz, allerdings mit nur jeweils 200 Tweets. Innerhalb dieser Testsatzes erzielt oben beschriebener Klassifizierer 81.4% Genauigkeit in Englisch und 75% in Deutsch und 71,6% in Italienisch. Der Wert im Englischen stimmt interessanterweise sehr exakt mit den Resultaten von Go, Bhayani und Huang [10] überein, welche 81.3% Genauigkeit mit einem naiven Bayes Klassifizierer auf einem Testsatz von 359 manuell bewerteten Tweets erreicht haben.

Der Unterschied in den Sprachen kann teilweise erklärt werden durch das mehr als 20-mal grössere Trainingsdatensatz in Englisch. Zusätzlich sind auch viele bereits existierende Sentiment Lexika in Englisch erstellt worden und verlieren an Wert wenn sie in andere Sprachen übersetzt werden. Des Weiteren existieren aber auch deutliche Unterschiede in den Testdatensets, hauptsächlich basierend auf der simplen Tatsache, dass sich auch Menschen nicht immer über das Sentiment eines gegebenen Tweets einig sind. Für eine genauere Analyse der Genauigkeit wäre es empfehlenswert, eine grössere Gruppe von Menschen zu verwenden und nur Tweets zu dem Set hinzuzufügen, wenn diese sich einstimmig einig sind über das Sentiment.

2.1.5 Vorteile des Verfahrens

Mehrsprachigkeit

Da Twitter in sehr vielen Sprachen verwendet wird, Emoticons aber sprachübergreifend fast immer die gleiche Bedeutung haben, lassen sich mit diesem Verfahren sehr einfach Modelle für jede beliebige Sprache erstellen, sofern diese von einer automatischen Spracherkennungssoftware identifiziert werden kann.

Gewichtung des Sentiments anstelle von Klassifizierung

Während oftmals Verfahren eingesetzt werden, die nur eine Klassifizierung in vorher festgelegte Abstufungen liefern, bietet das hier beschriebene Verfahren eine beliebig feine Abstufung zwischen extrem negativ und extrem positiv an. Dies verfeinert auch die Präzision, da bei unsicheren Entscheiden der Tweet verworfen werden kann.

Lernbarkeit

Ist das Modell für eine Sprache gebildet, so besteht es aus einem sehr einfachen, tabellarischen Dokument mit 3 Spalten, bestehend aus dem Wort, positiven Vorkommen und negativen Vorkommen. Wenn neue Texte dazu kommen, die sicher als positiv oder negativ eingestuft werden sollen, so können diese einfach in Worte aufgeteilt werden und diese dem Modell hinzugefügt werden.

2.1.6 Nachteile des Verfahrens

Grösse des Trainingssets

Um zuverlässig unterscheiden zu können zwischen Worten, die tatsächlich entscheidend sind und Worten, bei denen nur zufällig mehr Texte mit positiven / negativen Emoticons gefunden wurde, ist ein sehr grosses Trainingsdatenset vonnöten. Da Emoticons nicht eine absolute Garantie für eine korrekte Einstufung ist, muss dies kompensiert werden mit einer grösseren Trainingsdatenmenge.

Bewertung von neutralen Worten

Auch wenn die meisten Worte etwa gleich häufig in positivem wie in negativem Kontext erscheinen, kann es zufallsbedingt zu grösseren Ausreissern kommen. Dies bewirkt dass teilweise Texte aufgrund von solchen Ausreissern falsch eingestuft werden.

Abhängigkeit der Sprachdetektion

Da jede Sprache ihr eigenes Modell hat für die Analyse, ist es wichtig dass auch der zu bewertende Text die richtige Sprache zugewiesen bekommt. Geschieht dies nicht, kann beispielsweise das deutsche Wort „die“ ausschlaggebend sein für eine negative Klassifikation wenn der Text fälschlicherweise als Englisch eingestuft wurde.

2.2 Schweizer Politiker

Die relevanten Daten der Parlamentarier lassen sich mit Hilfe der Twitter-API sehr gut auslesen und in einem Textfile speichern. Hierzu diente ein eigens eingerichteter Twitter Account „parlamenttweets“ welcher jedem Parlamentarier mit eigenem Account auf Twitter folgte. Dieser speicherte folgende Daten:

Pro Parlamentarier:

- Account ID
- ScreenName
- Name
- Anzahl Follower
- Anzahl Tweets total

Pro Tweet:

- Tweet ID
- Zeitpunkt
- Tweet Empfänger (wenn vorhanden)
- Tweet Sender
- Text

Zusätzlich ist noch manuell bei jedem Parlamentarier die Partei, National- oder Ständerat Zugehörigkeit und die Sitzposition eingetragen. Die Sentimentanalyse berechnet für alle Tweets ein Sentiment zwischen 0 und 1 aus dem untersuchten Text, was bei jedem Start der Software automatisch durchgeführt wird.

Diese Daten bilden tabellarisch im CSV-Format abgespeichert die Grundlage für das Modell zur anschliessenden Visualisierung. Die Dateien können einfach ausgetauscht werden um beispielsweise auch Lokalpolitiker hinzuzufügen. In einem Testfall wurden auch österreichische Politiker mit den gleichen Methoden verglichen, wofür nur minime weitere Anpassungen vorzunehmen waren.

2.3 Aufbau eines Modells der Parteien

Es kann angenommen werden, dass zwischen den Mitgliedern einer Partei gewisse Ähnlichkeiten in der Verwendung von Twitter und den diskutierten Themen bestehen. Dies kann ausgenutzt werden, um ein Modell zu bilden, welches für die Klassifikation von Twitter Accounts zu der zugehörigen Partei genutzt werden kann. Die Sentimentanalyse von wichtigen Themen spielt dabei eine unterstützende Rolle.

Die genaue Funktionsweise dieser Klassifikation ist im Paper „Swiss politicians on Twitter“ [16] beschrieben, welches sich mit der Fragestellung auseinandersetzt, ob Sentimentanalyse benutzt werden kann, um die Genauigkeit eines Klassifizierungssystem für politische Parteien zu erhöhen. Es handelt sich um eine Kombination von TF-IDF und einem Vector Space Model für die wichtigsten Themen einer Partei mit zugehörigem Sentiment.

Während eine zufällige Klassifizierung bei 7 Parteien gerade mal ca. 14% Genauigkeit erreichen würde bei einem gleich grossen Test / Trainingsset pro Partei, so erreicht der im Paper beschriebene Ansatz bis zu 51% Korrektheit bei der Klassifizierung.

2.4 Aufbereitung als Java-Applet

Für die interaktive Analyse dient die Seite www.twitterpolitiker.ch [17]. Das Applet selbst befindet sich dort auf einer eigenen Seite mit Erklärung der möglichen Visualisierungen, wie sie auch im nächsten Kapitel genauer erläutert werden.

Beim Start lädt das Applet über die AppletMain Klasse zunächst die beiden im Kapitel 2.2 genauer erläuterten Textfiles der Parlamentarier und der Tweets und bildet daraus einen Graph, wobei die Klasse Person einen Knoten und die Klasse Tweet eine Kante darstellt. Die Klassen im Analyze-Package dienen dann dazu, den Graph mit zusätzlichen Informationen zu versehen, wie beispielsweise Sentiment und erkannte Sprache der Tweets. Zudem braucht es eine Gruppierung in die jeweiligen Parteien. Dieser angereicherte Graph dient später als Model für die verschiedenen Visualisierungen.

Sind die die Vorbereitungen abgeschlossen, zeigt die Benutzeroberfläche eine Auswahl der Visualisierungen an und wartet auf eine Auswahl des Benutzers. Hat sich der Benutzer entschieden, wird eine neue View geladen, welche das JPanel der Benutzeroberfläche ersetzt. Diese View zeigt dann je nach Art der Visualisierung bestimmte Daten des vorher aufbereiteten Models an. Im Falle der Visualisierungen mit integriertem Zeitslider ist zudem ein eigener Controller vorhanden, welcher die Auswahl des Benutzers entgegen nimmt, um damit die neuen Werte aus dem ausgewählten Zeitfenster berechnen zu lassen.

Die wichtigsten Komponenten der Software sind somit in den Packages View, Model und Analyze zu finden. Abbildung 2 zeigt ein vereinfachtes Klassendiagramm mit diesen Teilen und den wichtigsten Details der einzelnen Klassen.

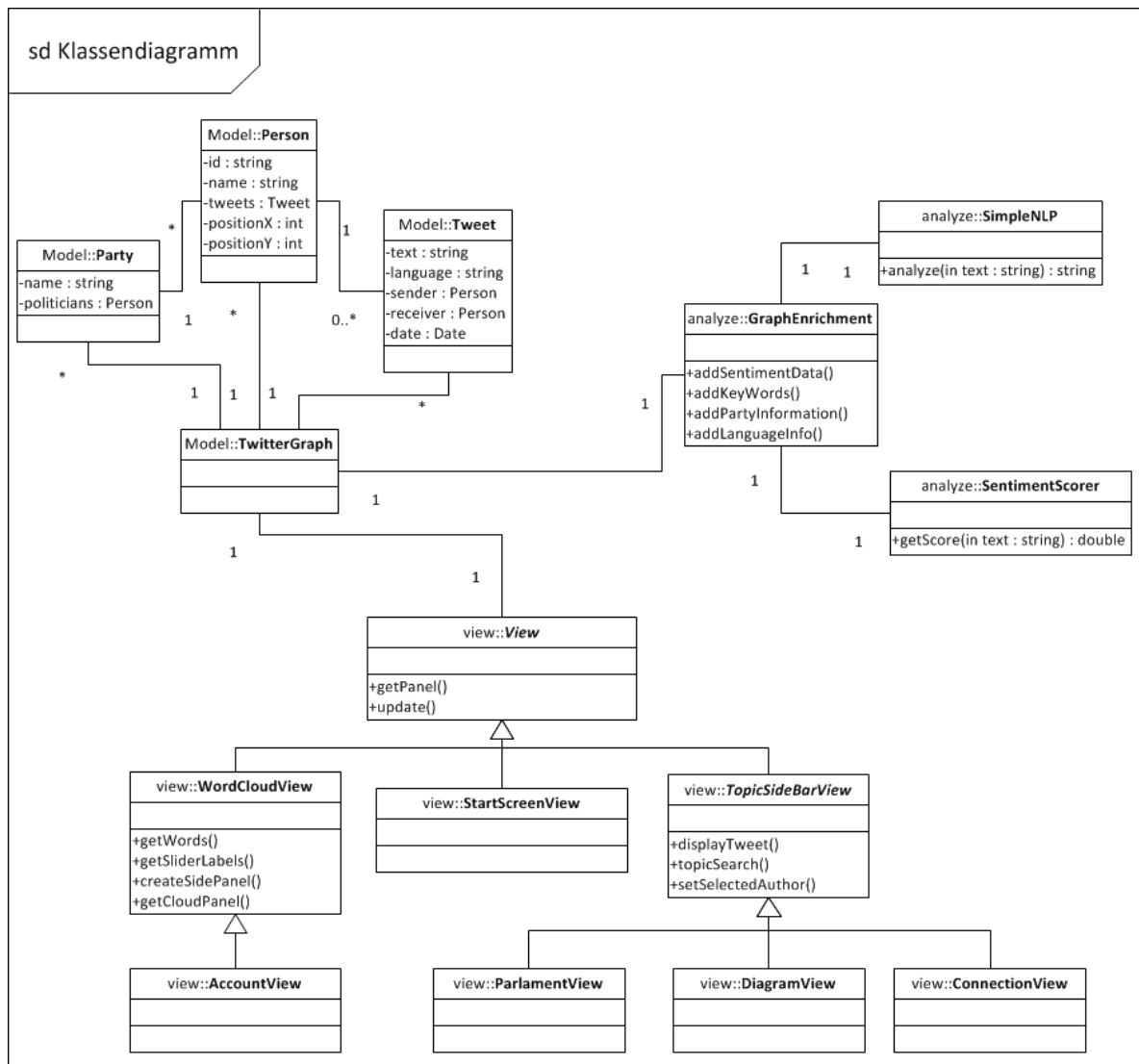


Abbildung 2 Das vereinfachte Klassendiagramm zeigt die wichtigsten Teile der Applikation.

3 Visualisierungen

Die aufbereiteten Daten der Parlamentarier lassen sich in einem Java-Applet darstellen. Eine eigens eingerichtete Webseite auf www.twitterpolitiker.ch bietet Zugang zu dieser Anwendung und fasst auch einige der wichtigen Ergebnisse zusammen. Dieses Kapitel beschreibt die verschiedenen Ansichten und welches die dargestellten Zielvariablen sind.

3.1 Allgemein

Beim Starten zeigt die Anwendung direkt nach dem Laden der Daten einen Überblick über die verschiedenen Möglichkeiten der Visualisierung an. Abbildung 3 zeigt, wie dies dem Benutzer angezeigt wird, welcher nun die Möglichkeit hat, eine der Darstellungen anzuwählen. Ist eine Ansicht geladen, so kann danach im Menü oben links zu einer anderen gewechselt werden.

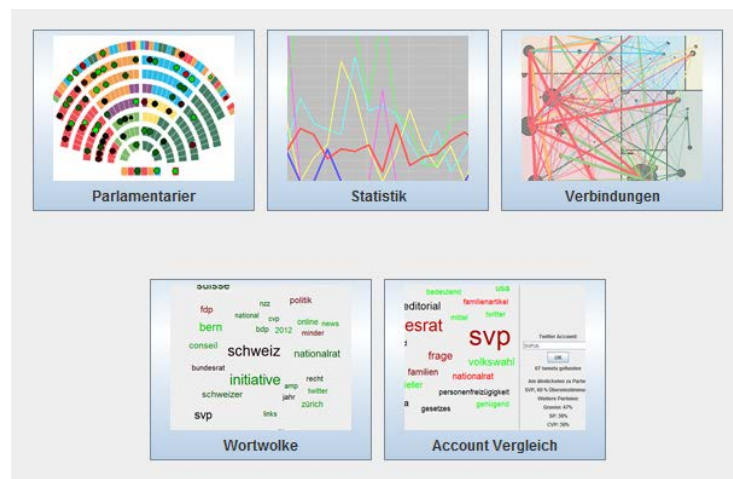


Abbildung 3 Der Startbildschirm der Anwendung bietet einen Überblick der Visualisierungen

Die Visualisierungen bestehen jeweils aus einem grösseren Bereich für die Visualisierung auf der linken Seite und Kontrollelemente mit zusätzlichen Informationen auf der rechten Seite. Manche Visualisierungen besitzen rechts oben eine Textbox in welcher Themen angegeben werden können. Geeignete Beispiele lassen sich mit der Wortwolke finden, aber es können beliebige Themen oder Hashtags angegeben werden. Das angegebene Wort wird jeweils mit einem erweiterten Porter-Stemmer Algorithmus [18] auf den Wortstamm reduziert und die Applikation sucht dann Tweets, in welchen ebenfalls ein Wort mit genau diesem Wortstamm vorkommt.

3.2 Parlamentarier

Die Hauptansicht der Anwendung bietet einen Gesamtüberblick über die Situation im Bundeshaus. Sie visualisiert die Tweets mit ihrem durchschnittlichen Sentiment und Anzahl pro Person oder Partei in Abhängigkeit der Zeit und des Themas.

Es werden sämtliche Mitglieder des Nationalrates und des Ständerates gemäss ihrer Sitzordnung auf dem Stand des 6.8.2013 abgebildet. Bei der Darstellung des Nationalratsaaes mit den ein-

zelen Sitzplätzen handelt es sich um eine angepasste Aufbereitung des offiziellen Dokuments zur Sitzordnung im Nationalrat des Schweizer Parlamentes [19].

Jede Person mit einem Account auf Twitter ist mit einem Kreis gekennzeichnet und der Name wird angezeigt, wenn der Mauszeiger über dem Kreis positioniert wird. Per Mausklick können auch die spezifischen Tweets dieser Person unten rechts angezeigt werden. Die Farbe des Kreises berechnet sich aus dem Verhältnis von positiven und negativen Tweets, wobei rot für negative Meldungen steht und grün für positive. Die Grösse des Kreises gibt die Menge an, wobei aus Übersichtlichkeitsgründen bereits bei 10 Tweets im entsprechenden Zeitraum die maximale Grösse erreicht wird.

Der Schieberegler unten, welcher von der bestehenden Wortwolke übernommen wurde, definiert den Zeitraum der analysiert werden soll. Neben den beiden Eckpunkten lässt sich auch der grüne Balken selbst greifen und verschieben um dadurch die Entwicklung der einzelnen Themen beobachten zu können. Auf der rechten Seite wird jeweils die Tabelle mit der Aufteilung nach Partei automatisch aktualisiert.

Diese Ansicht verfügt auch über ein Eingabefeld für das Thema und rechts unten eine Ansicht der aktuell analysierten Tweets. Hierbei ist zu beachten dass die angezeigten Tweets wechseln, wenn eine Person angeklickt wird, um nur noch Meldungen von der gewünschten Person anzuzeigen. Ein Klick auf einen leeren Bereich der Ansicht setzt die Box wieder zurück.

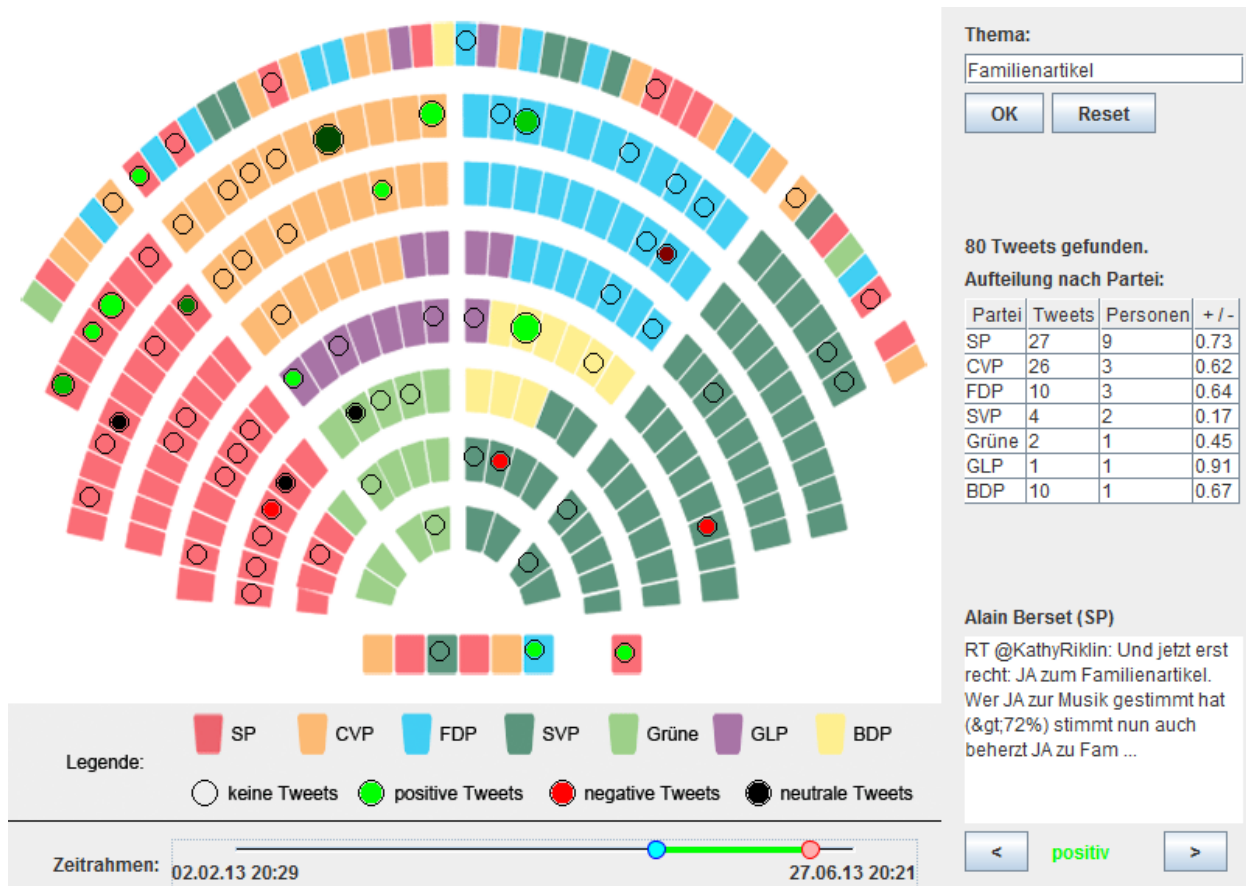


Abbildung 4 Ansicht des Parlamentes beim Thema Familienartikel im Zeitraum von 4 Monaten

Visualisierte Variablen:

Zeit, Sentiment, Sitzposition, Text, Themenhäufigkeit

3.3 Wortwolke

Mittels Wortwolken lassen sich die wichtigsten Themen der Parteien sehr einfach visualisieren. Die Grösse eines Begriffes gibt an, wie häufig er in den Tweets vorgekommen ist und die Farbe weist auf das Sentiment hin. Es ist auch möglich, Wörter durch zusammenschieben zu kombinieren, z.B. für Begriffe wie "Minder" und "Abzocker Initiative" und per Rechtsklick können diese wieder aufgeteilt werden. Auch bei der Wortwolkenansicht steht ein Zeitslider zur Verfügung.

Abbildung 5 zeigt eine mögliche Darstellung der Wortwolke, wenn sämtliche Tweets des analysierten Zeitraumes berücksichtigt werden sollen. Zu beachten ist, dass die Initialposition der Worte zufällig ist, wobei lediglich darauf geachtet wird dass sie nicht aufeinander liegen. Auf der rechten Seite befindet sich ein Auswahlmenü für die Parlamentarier um beispielsweise nur die französischen Tweets von Personen aus dem Ständerat anzuzeigen.

Ein Klick auf ein Wort bringt jeweils eine Übersicht der Tweets in einem neuen Fenster hervor. In diesem Fenster findet sich ein Kreisdiagramm bei welchem das Verhältnis zwischen neutralen, positiven und negativen Tweets dargestellt wird. Die Tweets selbst werden tabellarisch aufgelistet.

Die Funktionsweise der Wortwolke ist einer früheren Arbeit entnommen und wird in der entsprechenden Arbeit genauer erläutert [1].



Abbildung 5 Wortwolkenansicht mit sämtlichen verfügbaren Daten

Gegenüber früherer Implementationen bestehen leichte Unterschiede, so beispielsweise in der Grösse der einzelnen Schlagworte. Die Schriftgrösse kann sich zwischen 11 und 65 Punkten befinden und berechnet sich gemäss der folgenden Formel:

$$p_i = 11 + 420 * \frac{w_i}{n}$$

$$n = \sum_{i=0}^a w_i$$

Der Wert a steht für die Gesamtanzahl der Worte die in der Wortwolke dargestellt werden sollen. w_i entspricht der Häufigkeit des Vorkommens des i -ten Wortes und n entspricht somit der Summe über alle angezeigten Worte. p_i steht für die Schriftgrösse, gerechnet in Punkten.

3.4 Account Vergleich

Eine Variante der Wortwolkenansicht ist die Ansicht für die Zuordnung von Twitter Accounts zu der wahrscheinlichsten Partei, welche auf Abbildung 6 ersichtlich ist. Die Ansicht auf der linken Seite zeigt zunächst eine Wortwolke gebildet aus der Gesamtmenge der analysierten Tweets. Rechts lässt sich aber eine beliebige Person auf Twitter angeben, wobei der Account Name von Twitter verwendet werden soll. Die Anwendung kann bis zu 1'200 Tweets des angegebenen Accounts laden, was allerdings abhängig ist von Aktivität des entsprechenden Nutzers. Eine Übersicht erscheint nach der Eingabe unterhalb des Suchfensters, welche die ähnlichsten Parteien in absteigender Reihenfolge auflistet.

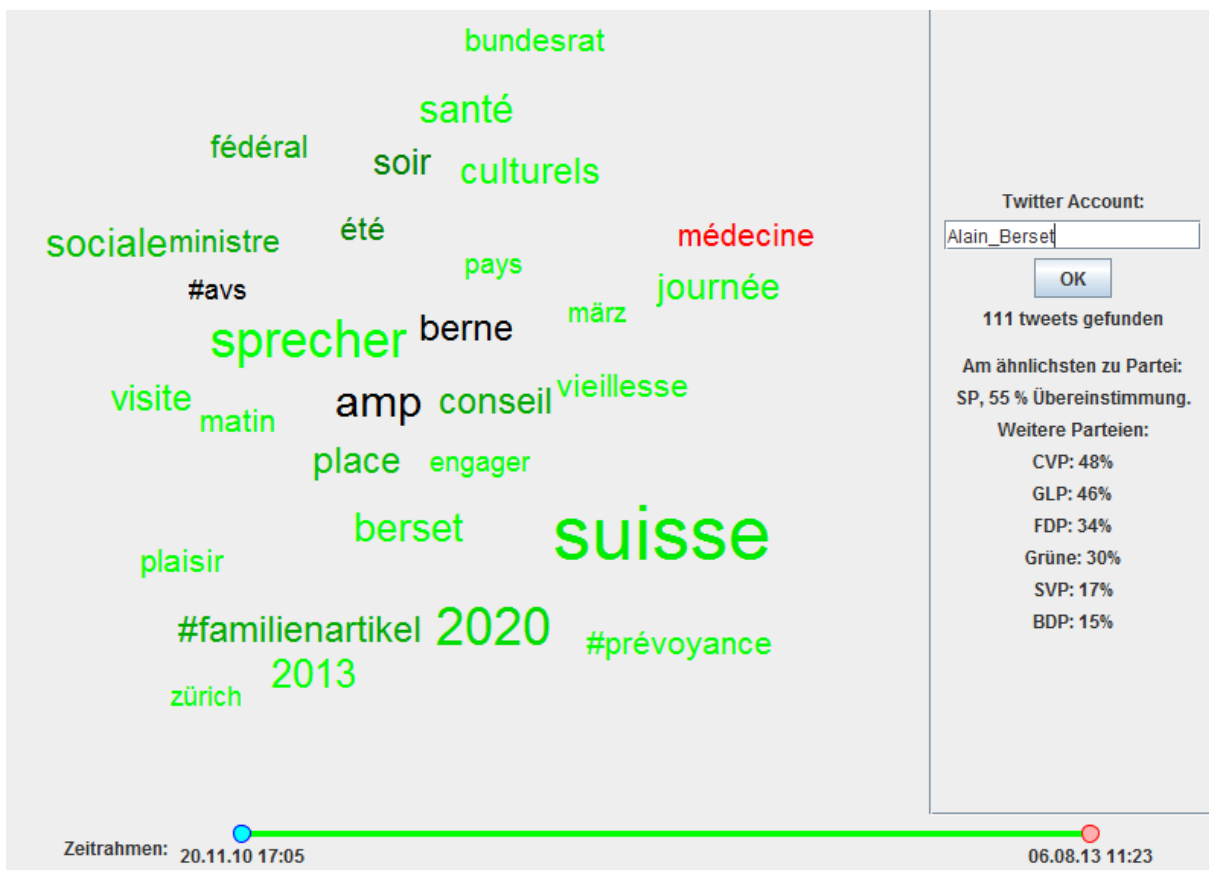


Abbildung 6 Wortwolke für Alain Berset, zusammen mit den wahrscheinlichsten Parteizugehörigkeiten

Visualisierte Variablen:

Themenhäufigkeit und Sentiment, Zeit

3.5 Statistik

Die Statistik-Ansicht präsentiert in Form eines Liniendiagramms die Menge an Tweets pro Monat der einzelnen Parteien, optional auch über bestimmte Themen. Für einen direkten Vergleich darüber, wie oft die Themen aber tatsächlich behandelt wurden, ist zusätzlich die Möglichkeit vorhanden, auf eine relative Ansicht zu wechseln. Dabei wird das Verhältnis zwischen den Tweets zum gewählten Thema und der Gesamtmenge an Tweets der Partei in diesem Monat berechnet.

Abbildung 7 zeigt eine Ansicht zum Thema SVP, bei welcher sich ablesen lässt, dass nebst der SVP auch bei den Grünen und der CVP ein grosser Teil der Tweets das Stichwort „SVP“ beinhalten.

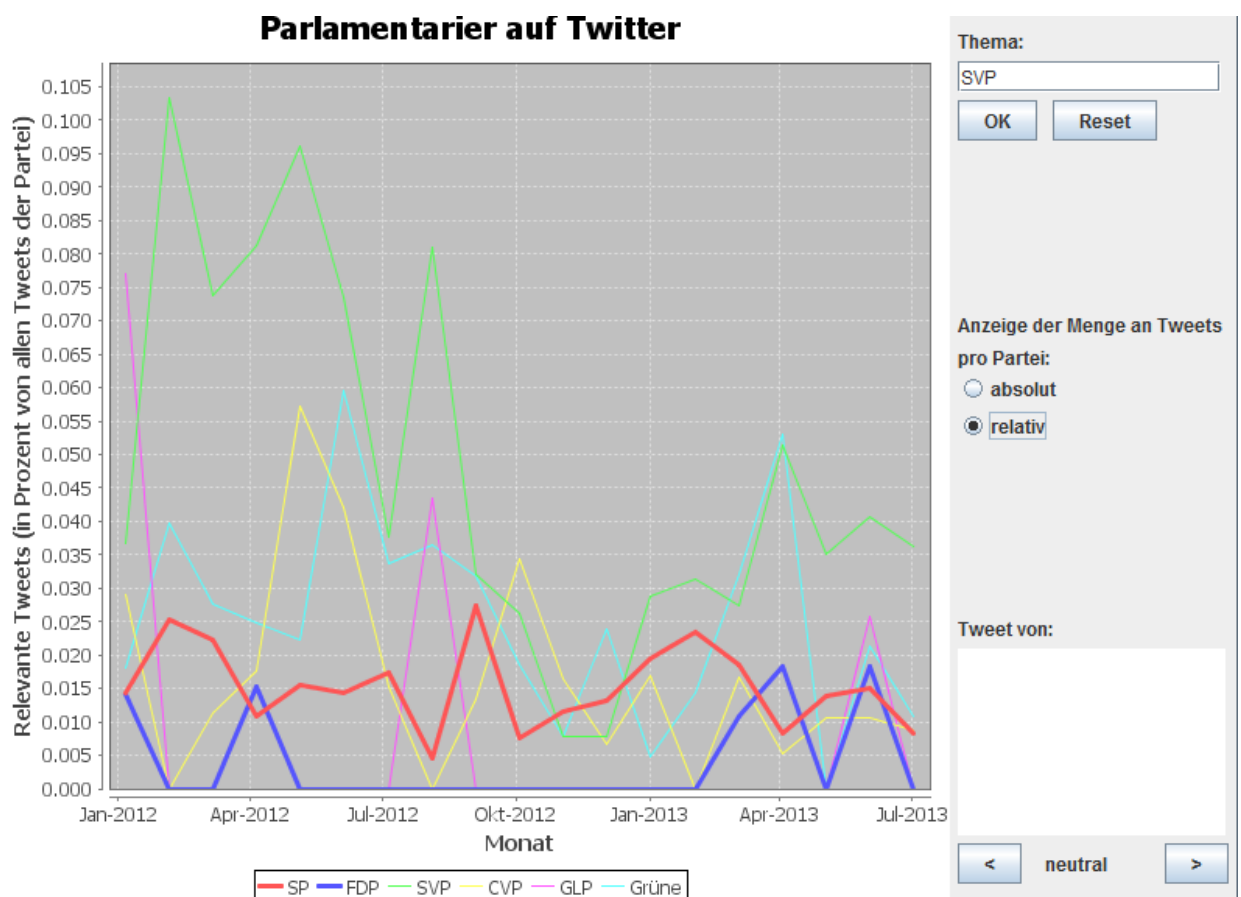


Abbildung 7 Tweets pro Monat dargestellt als Liniendiagramm

Visualisierte Variablen:

Tweets pro Partei und Zeit

3.6 Verbindungen

Die Ansicht des politischen Netzwerkes gibt Ausschluss darüber, wer mit welchen anderen Personen gesprochen hat. Hierfür werden Retweets und @twitterName Nennungen betrachtet und zusammengerechnet. Die Farben der Linien stehen jeweils für die Parteien. Je grösser der zufällig platzierte Kreis einer Person gezeichnet wird, umso mehr hat diese Person geschrieben. Linien die zu einer Person führen und in der Farbe der Partei sind, deuten darauf hin, dass diese Person sehr viele Tweets von der anderen Person erhalten hat. Beispielsweise bedeuten viele grüne Linien bei der SP dass diese Personen oft mit einem Parteimitglied der Grünen gesprochen haben, also Meldungen an diese geschickt haben oder ihre Tweets retweetet haben.

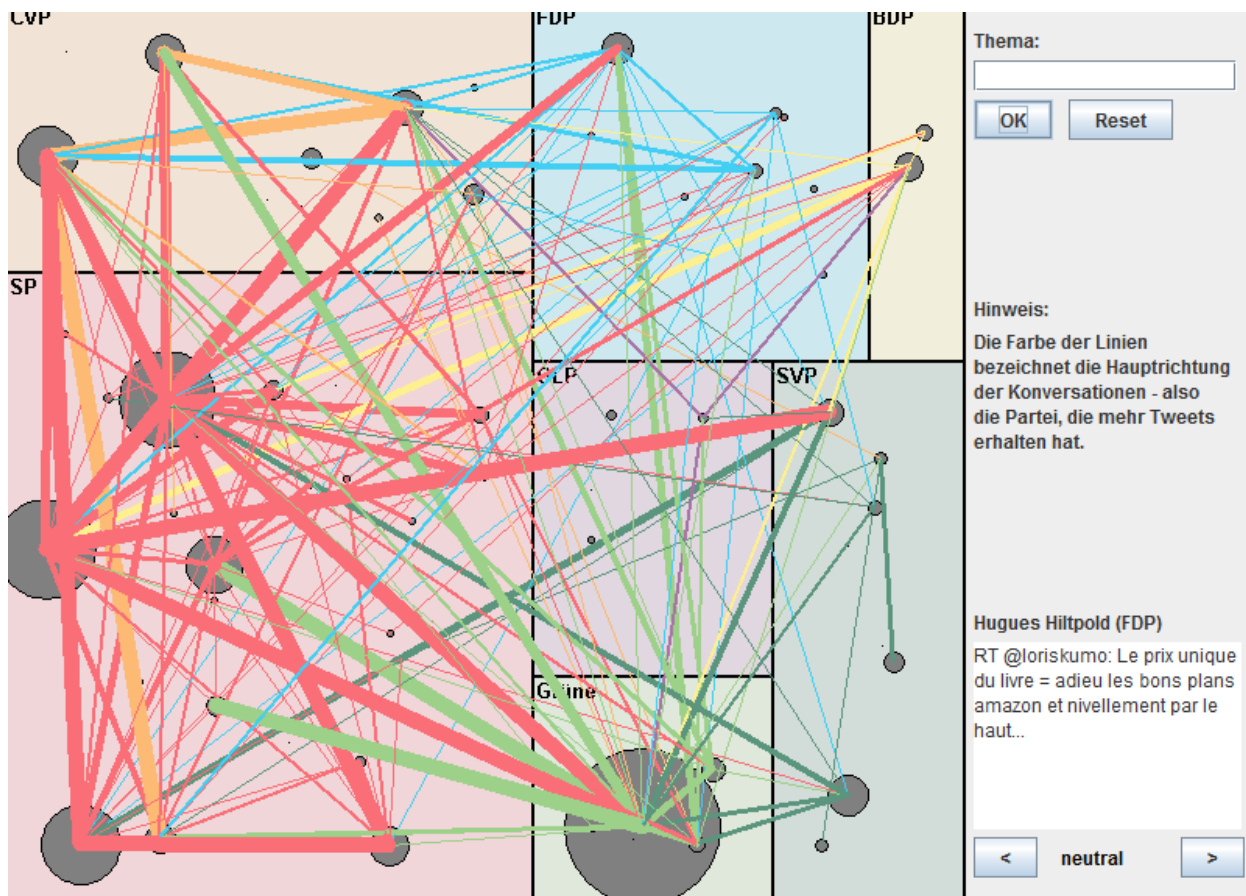


Abbildung 8 Eine Betrachtung der Kommunikationen führt zu dem dargestellten Bild

Visualisierte Variablen:

Tweets pro Person, Kommunikation zwischen Personen

4 Ergebnisse

Die erstellten Visualisierungen können nun genutzt werden, um die verschiedensten Fragestellungen zu beantworten. Da sich aufgrund der grossen Menge an Daten und Kombinationsmöglichkeiten von Darstellungsoptionen eine Vielzahl von nützlichen Informationen ablesen lassen, fokussiert sich dieses Kapitel auf die wichtigsten Ergebnisse der Parteien, einzelner Politiker und bietet einen Gesamtüberblick wie Twitter von den Parlamentariern der Schweiz genutzt wird.

4.1 Verteilung der Tweets auf Parteien

Im Zeitraum von Januar 2012 bis Juli 2013 stammten fast 45% der Tweets aus dem Bundeshaus von Politikern der SP. Täglich kommen durchschnittlich über 20 Tweets der SP zusammen, während andere Parteien verglichen mit ihrem Anteil im Parlament deutlich weniger aktiv sind. Abbildung 9 zeigt die durchschnittliche Verteilung der Tweets pro Partei und Monat.

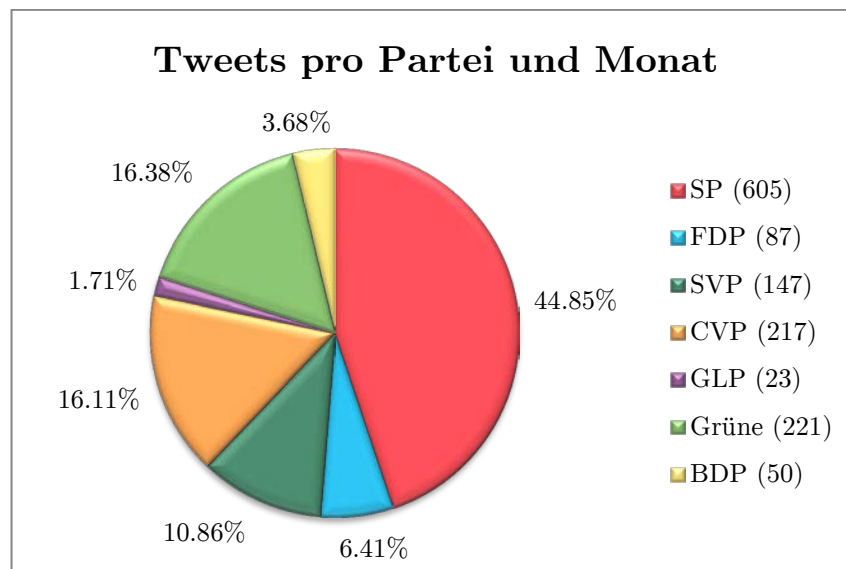


Abbildung 9 Das Kreisdiagramm zeigt die durchschnittliche Verteilung der Tweets auf die Parteien pro Monat.

Berücksichtigt man die Menge an Mitgliedern der jeweiligen Fraktion im Bundeshaus unabhängig davon wie viele Personen einen Twitter Account haben, lässt sich die Darstellung von Abbildung 10 bilden. Im Verhältnis zur Parteigrösse sind also die Grünen mit 13 Tweets pro Monat und Parteimitglied am aktivsten, was insbesondere mit der hohen Aktivität von Balthasar Glättli erklärt werden kann.

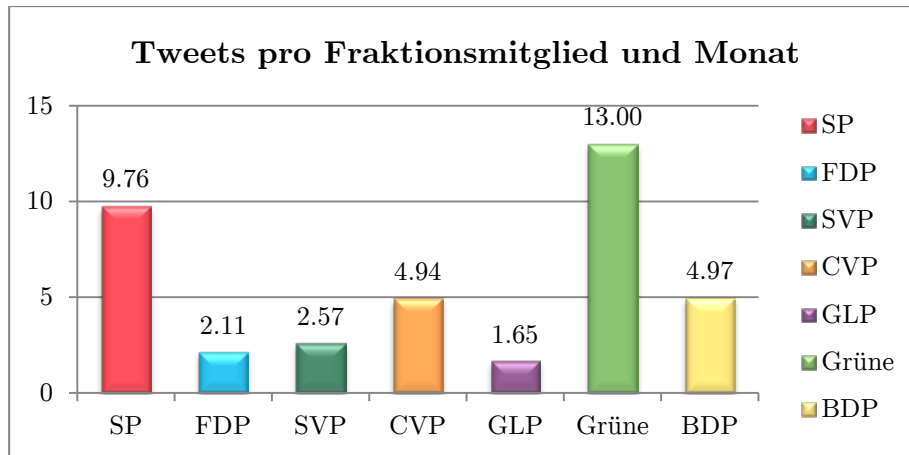


Abbildung 10 Hier wurden die Tweets pro Partei durch die Menge an Fraktionsmitglieder geteilt um die Werte mit der Fraktionsgrösse ins Verhältnis zu setzen.

4.2 Aktivität und Altersstruktur

Der aktivste Parlamentarier auf Twitter ist Balthasar Glättli von den Grünen mit über 5'500 Tweets seit Bestehen seines Accounts. Am zweitmeisten Tweets wurden bis jetzt von Cédric Wermuth geschrieben, doch mit gut 2'700 ist es nicht einmal halb so viel. Von den 70 Twitter Accounts sind lediglich 10 darunter, welche bereits ihren 1000. Tweet hinter sich haben. Total 21 Personen schrieben mindestens 500 Tweets und immerhin 47 Personen haben bereits über 100 Tweets geschrieben. Abbildung 11 zeigt ein Boxplot Diagramm, welches die Menge an Tweets pro Parlamentarier beschreibt.

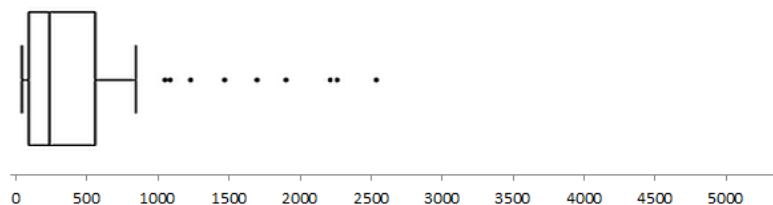


Abbildung 11 Boxplot Diagramm der Gesamtanzahl Tweets pro Person

Ein nicht ganz unerwartetes Bild zeigt sich bei der Betrachtung des Durchschnittsalters. Ende 2012 betrug das Durchschnittsalter im Nationalrat 51 und im Ständerat 56 Jahre. Das Durchschnittsalter der auf Twitter am aktivsten Politiker je Partei hingegen betrug gerade mal 39. Es lässt sich also durchaus sagen, dass Twitter hauptsächlich von den jüngeren Politikern genutzt wird, aber es gibt durchaus auch Ausnahmen wie Kathy Riklin (1952), Susanne Leutenegger (1948), oder Christoph Mörgeli (1960), welche Twitter aktiv gemeinsam mit den jüngeren Parteikollegen nutzen.

Noch auffälliger wird die Altersdiskrepanz bei einer Betrachtung der unter 40-jährigen und der über 60-jährigen. Von den 40 Personen im Nationalrat, die das 40. Altersjahr zum Zeitpunkt der Auswertung im August 2013 noch nicht erreicht haben, nutzten ganze 29 Personen, oder 72.5% einen Account bei Twitter. Bei den 60-jährigen und älteren Personen sind es noch gerade 6 von 45, bzw. 13%. Erstaunlicherweise besitzt Jacques Neirnyck, der mit Jahrgang 1931 das älteste Mitglied des Nationalrats ist, ebenfalls einen Account. Er wurde aber nicht mit einberechnet, da der Account keine Tweets aufweist und auch niemandem folgt.

Zu beachten ist, dass neben den Parlamentsmitgliedern auch diverse weitere Lokalpolitiker auf Twitter aktiv sind. Gerade einige Mitglieder der Piratenpartei sind auf Twitter sehr aktiv und könnten auch berücksichtigt werden. Es ist zudem auffällig, dass in den Jungparteien eine höhere Aktivität in den sozialen Netzwerken vorhanden ist, was wiederum die These unterstützt, dass Twitter als Medium hauptsächlich von der jüngeren Generation verwendet wird.

4.3 Offizielle Parteiprofile

Sämtliche Parteien verfügen auch über offizielle Profile in den sozialen Netzwerken, welche auch aktiv genutzt werden. Die entsprechenden Twitter Profile wurden allerdings nicht in die sonstigen Berechnungen einbezogen, da nicht immer klar ist, von welchen Personen diese genau betreut werden.

Es stellt sich die Frage, ob die Parteien denn überhaupt Twitter verwenden sollen, oder ob nicht andere soziale Medien, wie Facebook besser geeignet wären. Zu diesem Zweck sind in Tabelle 4 die einzelnen Parteien mit ihren Facebook und Twitter Profilen aufgelistet gemäss dem Stand vom 16.8.2013. Es stellt sich heraus, dass bei den meisten Parteien der Unterschied zwischen Facebook-Likes und Twitter-Follower nicht besonders hoch ist, Twitter aber fast immer bevorzugt wird. Besonders extrem ist die Situation bei der CVP, welche lediglich 935 Personen aufweisen kann, welche bei ihrer Facebook-Seite den Like-Button gedrückt haben und dafür mehr als das 12-fache davon überzeugen konnte, auf Twitter zu „folgen“.

Partei	Facebook	Twitter	Likes	Follower
SP	spschweiz	@spschweiz	5'619	5'644
CVP	CVP.PDC.PPD.PCD	@CVP_PDC_PPD_PCD	935	12'626
FDP	fdp.dieliberalen	@FDP_Liberalen	3'592	3'304
SVP	svp.udc	@svpfans ¹	2'773	4'538
Grüne	gruenepartei	@GrueneCH	1'384	2'484
GLP	grunliberale	@grunliberale	945	3'393
BDP	bdpschweiz	@BDPSchweiz	265	302

Tabelle 4 Vergleich von Followern und Likes der Parteien, Stand: 6.8.2013

Die Übersicht zeigt, dass Twitter ein sehr wichtiges Medium ist. Diese Information scheint aber noch nicht bei allen Parteien angekommen zu sein, da oftmals Facebook häufiger für Parteiinformationen verwendet wird als Twitter. Beispielsweise sind im Juli und August 2013 lediglich 4 Tweets via @spschweiz gepostet worden, hingegen erschienen ganze 22 Posts auf Facebook mit wesentlich mehr Informationen.

Der Ausreisser bei der CVP fällt aber deutlich ins Gewicht. Die Facebook Seite wird nur sehr selten frequentiert, während keine andere Partei dermassen viele Twitter Follower auf dem offiziellen Account aufweisen kann. Ein möglicher Grund könnte sein, dass auf Facebook die CVP

¹ Der offizielle Account @SVPch wird deutlich weniger oft genutzt, weshalb für den Vergleich die Werte von @svpfans genommen wurde, welcher auch von SVP Parteimitgliedern betrieben wird.

Seite je nach persönlichen Einstellungen nicht gut gefunden werden kann² und auch dann nicht sofort klar ist, welches die offizielle Seite ist. Dies kann dazu führen, dass danach auf Twitter geschaut wird, wo sich die offizielle CVP-Seite einfacher finden lässt.

Google+ wird aktuell kaum genutzt und nur wenige Parteien haben überhaupt ein offizielles Konto. Die SP Schweiz ist mit 31 +1 Klicks noch am besten vertreten, gefolgt von der SVP Schweiz mit 19 +1. Auch weitere soziale Netzwerke sind für parteipolitische Zwecke praktisch unangetastet. Einzig Youtube wird von einzelnen Parteien verwendet um aktuelle Interviews oder Wahlkampfvideos zu präsentieren. Die dortigen Diskussionsfunktionen blieben bis anhin aber eher ungenutzt.

Die Nutzung von Twitter steigt jedoch weiterhin an. In dem betrachteten Zeitraum von 19 Monaten ist dies nicht sehr gut ersichtlich, da die Unterschiede zwischen den aktiven Wintermonaten und der Zeit während der Sommerpause im Parlament relativ hoch sind, doch Abbildung 12 zeigt dennoch eine leicht steigende Tendenz.

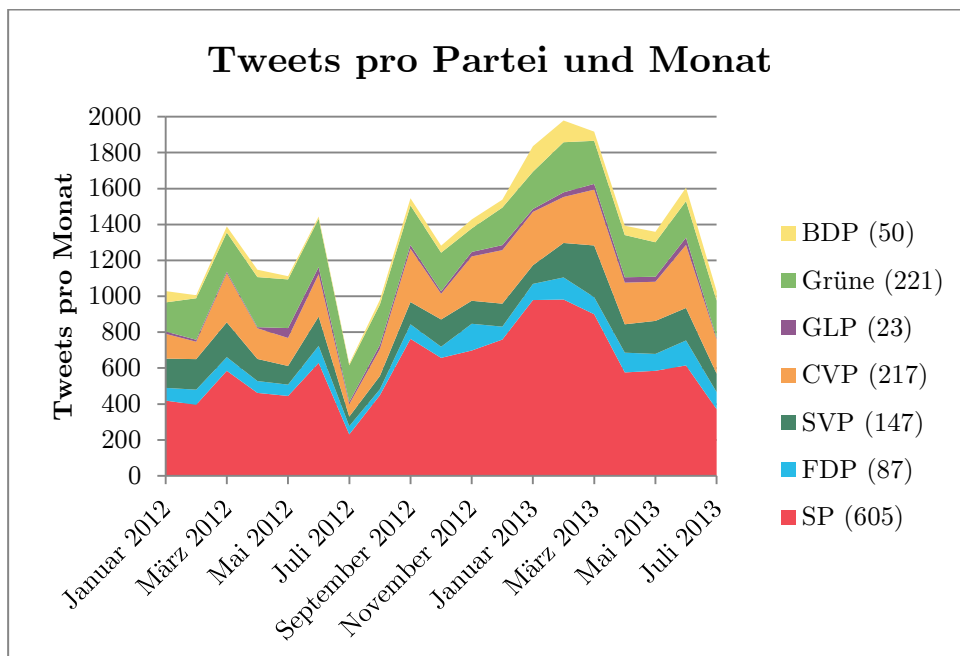


Abbildung 12 Entwicklung der Aktivität der einzelnen Parteien auf Twitter

4.4 Nutzung nach Themen

Die Parlamentarier nutzen Twitter überwiegend um politische Themen anzusprechen. Von 100 zufällig ausgewählten deutschen Tweets konnten 73 davon politischen Themen zugeordnet werden. 16 Tweets beschäftigten sich mit aktuellen Neuigkeiten oder Zeitungsartikeln ohne politische Relevanz und 11 weitere Tweets waren privater Natur. Gerade Politiker mit relativ geringer Aktivität auf Twitter nutzen das Medium praktisch ausschliesslich für ihre Politik.

Bei der Analyse von vergangenen Abstimmungen lassen sich viele Informationen aus den Tweets von Politikern der verschiedenen Parteien herauslesen. Es muss aber zwingend beachtet werden,

² Ist bei Facebook die Sprache beispielsweise auf English (US) eingestellt, so werden deutschsprachigen Seiten mit geringerer Priorität in den Suchergebnissen dargestellt.

dass negative Tweets nicht zwingend gegen eine bestimmte Vorlage sind, und positive nicht unbedingt dafür. Ein typisches Beispiel ist die Minder-Initiative, bei welcher sehr oft das Stichwort „Abzocker“ gefallen ist. Es stellt sich nun aber die Frage, ob jemand der negativ zum Thema „Abzocker“ schreibt für oder gegen die Initiative ist. Je nachdem, ob sich jemand über die Abzocker aufregt, oder ob er die Abzocker Thematik für übertrieben und die Debatte unsinnig findet, sind unterschiedliche Rückschlüsse auf das potentielle Stimmverhalten zu schliessen.

Im folgenden Kapitel dienen einzelne Abstimmungen als Beispiele um das Verhalten auf Twitter der verschiedenen Parteien zu analysieren, jeweils in Bezug auf ein bestimmtes Thema. Hierzu dient ein Vergleich der Parlamentsvisualisierung mit dem Sentiment zu dem entsprechenden Thema und den tatsächlichen Abstimmungsergebnissen, entnommen von Politnetz [20].

4.4.1 Familienartikel

Der Bundesbeschluss über die Familienpolitik³ (nicht zu verwechseln mit der Familieninitiative der SVP) wurde am 15. Juni 2012 im Nationalrat mit 69% Ja angenommen. Die SVP stimmte dabei fast einstimmig mit Nein, die FDP mit 78% Ja und die anderen Parteien waren einstimmig dafür. Der Artikel scheiterte später bei der Volksabstimmung am Ständemehr.

Ein Vergleich der Stimmungslage auf Twitter zeigt ein ähnliches Bild wie das Abstimmungsergebnis. Die meisten Parteien reden mehrheitlich positiv darüber, während in der SVP klar negative Meldungen zu sehen sind. Bei der FDP sind die Meinungen etwas gespalten, Ch. Wasserfallen beispielsweise redete negativ über das Thema und hat auch entsprechend abgestimmt, war aber bei dem Beschluss selbst gerade abwesend. Andere Politiker wie Christa Markwalder waren eher dafür.

Abbildung 13 zeigt auf der linken Seite das Abstimmungsergebnis, wobei die Ja-Stimmen in grün und die Nein-Stimmen in rot eingefärbt sind. Grau sind Enthaltungen und Abwesenheiten. Auf der rechten Seite ist ebenfalls der Nationalrat abgebildet, gemäss der in Kapitel 3.2 erläuterten Visualisierung. Sind die Tweets einer Person grösstenteils positiv, so ist dies in grün eingezeichnet, negative Tweets sind rot eingefärbt und ein schwarzer Kreis steht dementsprechend für mehrheitlich neutrale Tweets.

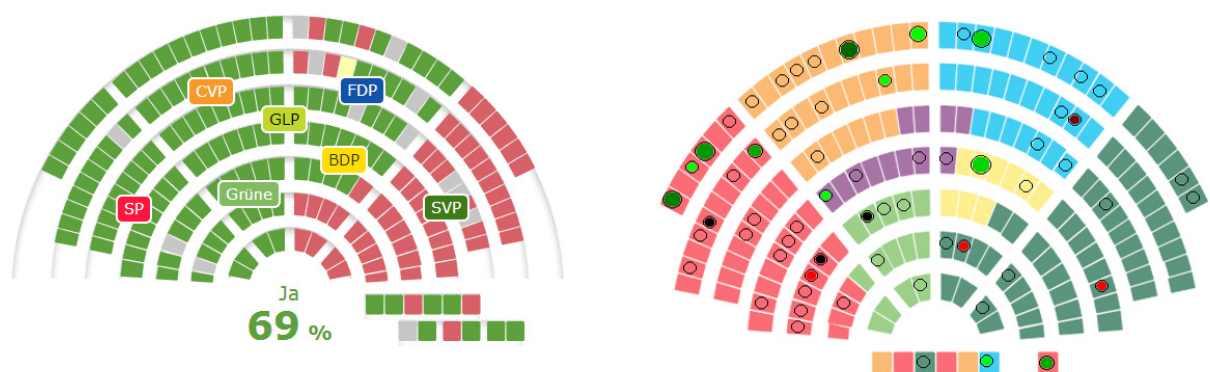


Abbildung 13 Zwischen der Diskussion des Familienartikels auf Twitter und dem dazugehörigen Abstimmungsergebnis bestehen klare Zusammenhänge.

³ <http://www.politnetz.ch/parlament/nr/abstimmung/7038/verfassungsbasis-fuer-eine-umfassende-familienpolitik>

4.4.2 Volkswahl des Bundesrates

Die Initiative zur Volkswahl des Bundesrates ⁴ wurde im Parlament mehrheitlich abgelehnt. Lediglich die SVP und eine Person der Grünen waren im Nationalrat dafür. In diesem Fall ist es allerdings schwieriger einen Zusammenhang zwischen der Stimmung auf Twitter und dem Abstimmungsergebnis zu erkennen.

Abbildung 14 zeigt auf der rechten Seite die Diskussionen zum Thema Volkswahl. Dabei fällt auf, dass sich bei den meisten Parteien sowohl positive, als auch negative Meldungen finden lassen. Bei vielen der Tweets wird klar, dass negative Tweets nicht unbedingt gegen die Initiative sein müssen. Ein Beispiel wäre der folgende, deutlich negative Tweet: „*Unfassbar. Wozu war eigentlich 1291 gut? Bundesrat kapituliert und will fremde EU-Richter. Jetzt aber Volkswahl! #fb*“ (Christoph Mörgeli, 17. Mai.2013)⁵. Aber auch positive Meldungen müssen nicht zwingend für die Volksinitiative sein, wie der folgende Tweet beweist: „*Nein bei Initiative 'Volkswahl des Bundesrates' zeichnet sich ab: 25% eher/bestimmt dafür, 66% eher/bestimmt dagegen, 9% weiss nicht. Gut so!*“ (Kathy Riklin, 29. Mai 2013)⁶

Zu beachten ist, dass bei der Abbildung 14 ein Ja als Ablehnung der Volksinitiative betrachtet wird.

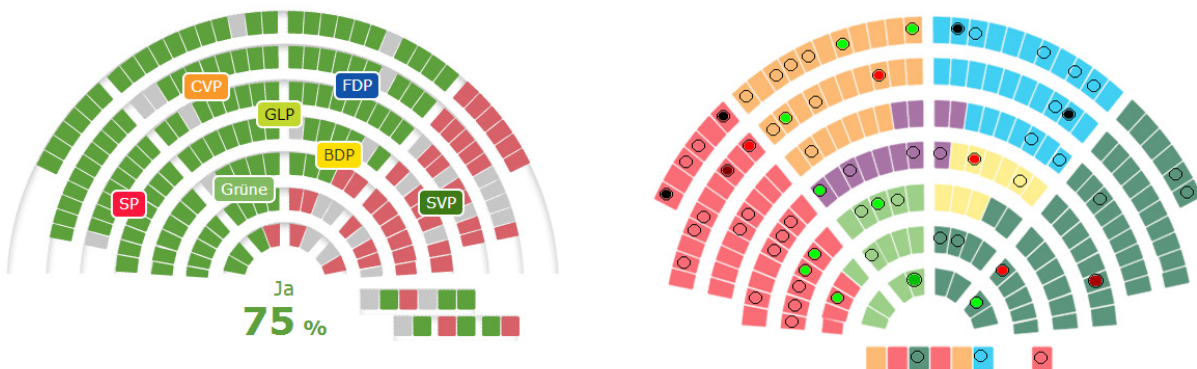


Abbildung 14 Bei der Volkswahl des Bundesrates sind positive und negative Meldungen scheinbar zufällig verteilt.

4.4.3 Lex USA

Die Massnahmen zur Erleichterung der Bereinigung des Steuerstreits der Schweizer Banken mit den Vereinigten Staaten, kurz Lex USA genannt, wurden vom Nationalrat mit 66% abgelehnt⁷. Das Ergebnis ist in Abbildung 15 sichtbar, wobei auch wieder beachtet werden muss, dass bei dieser Abstimmung ein Ja das Nichteintreten der Lex USA bedeutet.

⁴ <http://www.politnetz.ch/parlament/nr/abstimmung/8294/volkswahl-des-bundesrates-volksinitiative>

⁵ <https://twitter.com/ChrMoergeli/statuses/335343182156009472>

⁶ <https://twitter.com/KathyRiklin/statuses/339764350615166977>

⁷ <http://www.politnetz.ch/parlament/nr/abstimmung/9073/massnahmen-zur-erleichterung-der-bereinigung-des-steuerstreits-der-schweizer>

Tweets zum Thema USA sind oftmals emotionaler und somit stärker positiv oder negativ als andere Themen. Dies ist in Abbildung 15 auch ersichtlich in der Darstellung des durchschnittlichen Sentiments auf der rechten Seite. Bei der CVP und den Grünen sind dennoch auch vereinzelt positive Meldungen im Zeitraum rund um die Abstimmung zur Lex USA zu sehen. Gerade diese Parteien haben dann auch den Massnahmen, zusammen mit der BDP und den Grünliberalen, zugestimmt.

Es zeigt sich, dass deutlich häufiger über die negativen Konsequenzen des Eintreten / Nicht-eintreten der Lex USA diskutiert wird, als über die positiven Auswirkungen. Dies ist im tieferen durchschnittlichen Sentiment ersichtlich und erschwert den Versuch, einen Zusammenhang zwischen Abstimmungsverhalten und den vorgängigen Tweets zu erkennen.

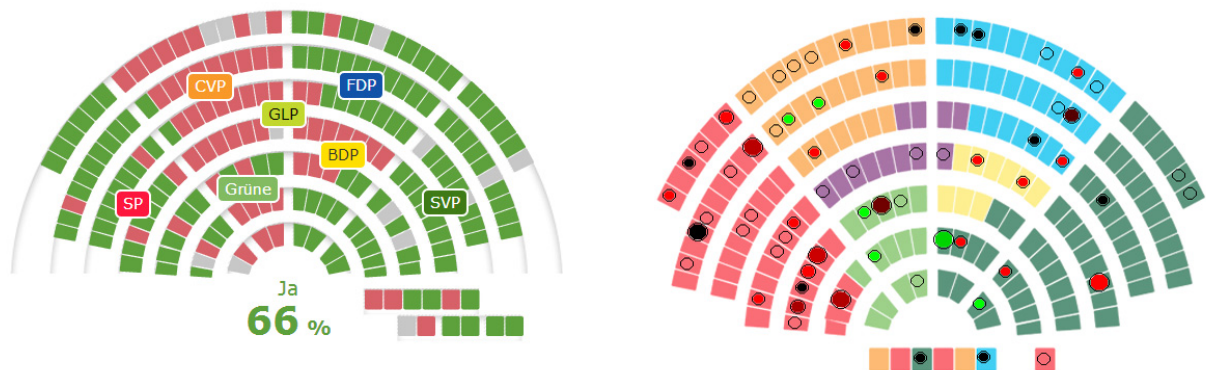


Abbildung 15 Nur bei wenigen Personen im Parlament finden sich positive Meldungen zum Thema USA.

4.4.4 Schlussfolgerungen

Die drei Beispiele zeigen, dass eine Analyse des durchschnittlichen Sentiments zu einem Thema nicht direkt mit dem Abstimmungsverhalten gleichgesetzt werden darf. Es gibt zu viele unsichere Faktoren, welche das Ergebnis beeinflussen.

Dies bedeutet nicht, dass keine Aussagen möglich sind. Für viele Themen ist ohnehin die wichtigere Fragestellung, ob überhaupt darüber diskutiert wird, da oftmals die Positionen der einzelnen Parteien bereits klar sind. Die Zusatzinformation des Sentiments zeigt dann eher die Art der Debatte an. Während einzelne Politiker von den positiven Auswirkungen beim Eintreten einer Initiative reden, sprechen andere eher von den negativen Auswirkungen beim Nicht-Eintreten der Initiative und umgekehrt. Solche Aussagen lassen sich mit der Visualisierung des Sentiments sehr gut finden und können viele Aufschlüsse über die Begründungen für politische Entscheide liefern.

5 Ausblick

Die Zielsetzung der Arbeit wurde vollumfänglich erreicht und die Applikation kann online genutzt werden, um einen Einblick in den Umgang mit Twitter bei den Parlamentariern der Schweiz zu erhalten. Es stellte sich heraus, dass für Einzelnutzer besonders die Analyse der jeweils persönlich wichtigen Themen sehr interessant sein kann, da dadurch ein neuer Einblick in die Parteilandschaft gegeben werden kann, welcher sich direkt auf die Themen bezieht, die für den jeweiligen Nutzer wichtig sind. Nur schon die Information, ob sich eine Partei / Person überhaupt mit Themen wie beispielsweise dem Familienartikel, Armee, oder dem Raumplanungsgesetz beschäftigt, kann in einer Abstimmung entscheidend sein.

Dennoch gibt es weiterhin Potential für diese Anwendung. Dieses Kapitel beschreibt verschiedene Bereiche in denen noch Möglichkeiten zum Ausbau und Verbesserungspotential vorhanden wären.

Text- und Sentimentanalyse

Die Sentimentanalyse wurde gegenüber dem Vorprojekt deutlich verbessert für den Einsatz bei Twitter. Es bestehen aber noch diverse Verbesserungsmöglichkeiten, um eine höhere Zuverlässigkeit zu erreichen. Insbesondere die zufälligen Ausreisser bei neutralen Texten können ungewollt grossen Einfluss haben auf die Bestimmung eines einzelnen Textes.

Weiterhin sehr interessant wäre auch die Verwendung eines Systems, welches lernfähig wäre. Die Sentimentanalyse bietet mit ihrer sehr einfachen Struktur viel Potential, um mit relativ geringem Aufwand ein System einzubinden, welches die Qualität der Analyse bei häufiger Verwendung steigern könnte.

Ein weiterer Ansatz wäre der Einbezug von verschiedenen Natural Language Processing Tasks. So könnte beispielsweise genauer bestimmt werden, welches das Subjekt eines Satzes ist, um damit die Aussage der Sentimentanalyse zu verdeutlichen. Damit liesse sich möglicherweise unterscheiden, ob bei einer negativen Aussage vor den Konsequenzen beim Eintreten oder beim Nicht-Eintreten einer Initiative gewarnt wird, bzw. bei einer positiven Aussage die Initiative angepriesen wird oder das Kompliment den Gegnern der Initiative gilt.

Zugänglichkeit

Die Anwendung ist in der jetzigen Form als Java-Applet lediglich für Computernutzer anwendbar und kann auf vielen mobilen Geräten nicht eingesehen werden. Visualisierungen mit Hilfe von HTML5 und JavaScript wären sinnvoll um ein breiteres Zielpublikum anzusprechen. Ebenso sind manche Anwendungen aufgrund der Thematik und dem Angebot an visualisierten Variablen nicht vollständig selbsterklärend. Genauere Untersuchungen zur Nutzung des User-Interfaces wären hilfreich, um Verbesserungen zu implementieren, welche das Verständnis bei den Nutzern fördern würde.

Weitere soziale Netzwerke

Es muss beachtet werden, dass bei dieser Arbeit lediglich Daten von Twitter analysiert wurden. Viele Politiker engagieren sich aber auch anderweitig im Internet in sozialen Medien wie beispielsweise Facebook. Manche führen auch eigene Blogs oder nutzen mehrere Plattformen um ihre Meinungen mit der Bevölkerung zu teilen und Kommunikationskanäle für das Stimmvolk

anzubieten. Hier besteht noch Potential um weitere Informationen über das Verhalten von Politiker im Internet erhalten zu können und auch zu analysieren, welche Mittel für die Parlamentarier den grössten Nutzen aufweisen.

6 Literaturverzeichnis

- [1] L. Brönnimann, „Sentiment in Word Clouds,“ Windisch, 2013.
- [2] P. Gloor, „Condor Core,“ Galaxy Advisors, 2012. [Online]. Available: <https://galaxyadvisors.com/services/condor-core.html>. [Zugriff am 10 Januar 2013].
- [3] M. B. Florian Lüscher, „Sentiment Analysis,“ Fachhochschule Nordwestschweiz, Windisch, Schweiz, 2013.
- [4] H. Saif, Y. He und H. Alani, „Semantic sentiment analysis of twitter,“ *The 11th International Semantic Web Conference (ISWC 2012)*, 11-15 November 2012.
- [5] R. Feldman, „Techniques and Applications for Sentiment Analysis,“ *communications of the acm* 56 (4), pp. 82-89, April 2013.
- [6] N. Kaji und M. Kitsuregawa, „Building Lexicon for Sentiment Analysis from Massive Collection of HTML,“ *Proceedings of the Joint Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing and Computational Natural Language Learning (EMNLP-CoNLL)*, p. 1075–1083, 2007.
- [7] G. Qiu, B. Liu, J. Bu und C. Chen, „Expanding Domain Sentiment Lexicon through Double Propagation,“ *International Joint Conference on Artificial Intelligence (IJCAI-09)*, 2009.
- [8] S. M. Mohammad, „Emotional Tweets,“ *First Joint Conference on Lexical and Computational Semantics (*SEM)*, p. 246–255, June 2012.
- [9] K. Leetaru, S. Wang, G. Cao, A. Padmanabhan und E. Shook, „Mapping the global Twitter heartbeat: The geography of Twitter,“ *First Monday* 18.5, 2013.
- [10] A. Go, R. Bhayani und L. Huang, *Twitter Sentiment Classification using Distant Supervision*, Stanford, 2009.
- [11] S. Nakatani, „Language Detection Library,“ Cybozu Labs, Inc, Tokyo, Japan, 2010.
- [12] J. Bollen, H. Mao und A. Pepe, „Modeling Public Mood and Emotion: Twitter Sentiment and Socio-Economic Phenomena,“ *Proceedings of the Fifth International AAAI Conference on Weblogs and Social Media*, 2011.
- [13] B. Liu und M. Hu, „Opinion Mining, Sentiment Analysis, and Opinion Spam Detection,“ 2012. [Online]. Available: <http://www.cs.uic.edu/~liub/FBS/sentiment-analysis.html#lexicon>. [Zugriff am 10 January 2013].
- [14] B. Pang, L. Lee und S. Vaithyanathan, „Thumbs up? Sentiment Classification using Machine Learning Techniques,“ *Proceedings of the 2002 Conference on Empirical Methods in Natural Language*, 2002.
- [15] M. Thelwall, K. Buckley, G. Paltoglou, D. Cai und A. Kappas, „Sentiment Strength Detection in Short Informal Text,“ *Journal of the American Society for Information Science*

and Technology 61.12, pp. 2544-2558, 2010.

- [16] L. Brönnimann, „Swiss Politicians on Twitter,“ Windisch, 2013.
- [17] L. Brönnimann, „Schweizer Politiker auf Twitter,“ August 2013. [Online]. Available: <http://www.twitterpolitiker.ch>. [Zugriff am 21 August 2013].
- [18] M. Porter, „An algorithm for suffix stripping,“ *Program* 14 no.3, pp. 130-137, July 1980.
- [19] „Schweizer Parlament,“ 2012. [Online]. Available: www.parlament.ch. [Zugriff am 15 August 2013].
- [20] „politnetz.ch,“ 2012. [Online]. Available: <http://www.politnetz.ch/>. [Zugriff am 18 August 2013].

7 Abbildungsverzeichnis

Abbildung 1 Je mehr Tweets als neutral eingestuft werden, umso genauer wird der Algorithmus, doch umso weniger Tweets werden noch bewertet.	10
Abbildung 2 Das vereinfachte Klassendiagramm zeigt die wichtigsten Teile der Applikation. ..	14
Abbildung 3 Der Startbildschirm der Anwendung bietet einen Überblick der Visualisierungen	15
Abbildung 4 Ansicht des Parlamentes beim Thema Familienartikel im Zeitraum von 4 Monaten	16
Abbildung 5 Wortwolkenansicht mit sämtlichen verfügbaren Daten.....	17
Abbildung 6 Wortwolke für Alain Berset, zusammen mit den wahrscheinlichsten Parteizugehörigkeiten	18
Abbildung 7 Tweets pro Monat dargestellt als Liniendiagramm	19
Abbildung 8 Eine Betrachtung der Kommunikationen führt zu dem dargestellten Bild.....	20
Abbildung 9 Das Kreisdiagramm zeigt die durchschnittliche Verteilung der Tweets auf die Parteien pro Monat.	21
Abbildung 10 Hier wurden die Tweets pro Partei durch die Menge an Fraktionsmitglieder geteilt um die Werte mit der Fraktionsgrösse ins Verhältnis zu setzen.	22
Abbildung 11 Boxplot Diagramm der Gesamtanzahl Tweets pro Person	22
Abbildung 12 Entwicklung der Aktivität der einzelnen Parteien auf Twitter	24
Abbildung 13 Zwischen der Diskussion des Familienartikels auf Twitter und dem dazugehörigen Abstimmungsergebnis bestehen klare Zusammenhänge.....	25
Abbildung 14 Bei der Volkswahl des Bundesrates sind positive und negative Meldungen scheinbar zufällig verteilt.....	26
Abbildung 15 Nur bei wenigen Personen im Parlament finden sich positive Meldungen zum Thema USA.....	27

8 Glossar

Applet

Ein Applet ist eine in Java programmierte Anwendung, welche sich in einem Webbrowser ansehen lässt. Benötigt wird eine aktuelle installierte Version von Java, damit die Anwendung ausgeführt werden kann.

Emoticon

Um in der schriftlichen Kommunikation aktuelle Gefühlszustände mitzuteilen, nutzen viele Personen bestimmte Zeichenfolgen bestehend aus ASCII-Zeichen um ein Smiley nachzubilden. Emoticons sind meist um 90° gedreht und zeigen ein Gesicht auf dem sich eine bestimmte Emotion ablesen lässt. Ein sehr häufiges Emoticon ist das lächelnde Gesicht :-)

Natural Language Processing

Mit Natural Language Processing (abgekürzt NLP) lassen sich von Menschen geschriebene Texte maschinell analysieren. NLP ist ein Überbegriff für eine grosse Menge an Algorithmen und Verfahren um Informationen aus einem natürlichen Text zu gewinnen, wie beispielsweise auch das maschinelle Übersetzen von Texten oder dem Bestimmen von Wortarten. Auch Sentimentanalyse ist eine Unterkategorie von Natural Language Processing.

Retweet

Eine Weiterverbreitung eines Tweets einer anderen Person auf Twitter nennt sich Retweet. Ein solcher Tweet ist jeweils vor der Mitteilung mit den Buchstaben RT, gefolgt von dem Benutzernamen des ursprünglichen Senders markiert.

Sentiment

Mit dem Sentiment lassen sich der Inhalt und die Aussage eines Textes klassifizieren. Ein Text kann beispielsweise positiv, traurig, fröhlich, wütend oder auch neutral sein. In dieser Arbeit wird zwischen positivem, negativem und neutralem Sentiment unterschieden.

Sentimentanalyse

Bei der Sentimentanalyse wird versucht, das Sentiment eines Textes zu bestimmen. Mit maschinellen Verfahren wird die Polarität eines Textes bestimmt, wobei verschiedene Algorithmen zum Einsatz kommen können.

Stopwort

Wörter die in der gegebenen Sprache sehr oft vorkommen und somit kaum Informationen tragen, werden als Stopwörter bezeichnet. Im Englischen ist dies beispielsweise der Artikel „the“ oder das Wort „and“.

Tweet

Eine einzelne Nachricht bei Twitter nennt sich Tweet. Ein solcher kann aus maximal 140 Zeichen bestehen.

Tweeten

Der Vorgang, einen Tweet zu schreiben und diesen bei Twitter zu veröffentlichen.

Wortwolke

Um die wichtigsten Begriffe in einem Text oder einer Sammlung von Texten darzustellen, wird oftmals eine Wortwolke verwendet. Dabei handelt es sich um ein Bild, bestehend aus den häufigsten Wörtern eines Textes. Je häufiger das Wort vorkommt, umso grösser wird das Wort in der Wortwolke dargestellt.

9 Ehrlichkeitserklärung

Ich erkläre hiermit, dass dieses Projekt das Ergebnis meiner eigenständigen und unabhängigen Arbeit ist. Sämtliche verwendeten Quellen sind angegeben und Zitate wurden als solche markiert.

Datum / Ort

Lucas Brönnimann, MSE-Student