

SentiNet: Twitter-basierter Ansatz zur kombinierten Netzwerk- und Stimmungsanalyse in Katastrophenlagen

Marc-André Kaufhold^{1,2}, Arne Schmidt¹, Fabienne Seifert², Thea Riebe^{1,2}, Christian Reuter¹

¹Department of Computer Science, Science and Technology for Peace and Security (PEASEC)
Technische Universität Darmstadt
Darmstadt, Hesse, Germany
{kaufhold, riebe, reuter}@peasec.tu-darmstadt.de

²Institute for Information Systems, Computer Supported Cooperative Work and Social Media (CSCW)
University of Siegen
Siegen, NRW, Germany
jennifer.seifert@uni-siegen.de

ABSTRACT

Das Forschungsfeld Social Media Analytics untersucht Methoden zur Analyse sozialer Medien nicht nur für Bürger und Unternehmen, sondern auch für Einsatzkräfte in Notsituationen. Zur Unterstützung des Situationsbewusstseins in derartigen Lagen werden unter anderem soziale Netzwerkanalysen angewandt, um Handlungen und die Vernetzung von Helfern nachzuvollziehen, sowie Stimmungsanalysen, um Emotionen der nutzergenerierten Inhalte zu extrahieren. Unsere Literaturstudie zeigt allerdings, dass keine technischen Ansätze existieren, die Netzwerk- und Stimmungsanalysen kombinieren. Dieser Beitrag stellt das Design und die Implementierung einer solchen Web-Anwendung auf Basis von Twitter vor, um anschließend Potenziale und Herausforderungen für die Evaluation und Weiterentwicklung des Ansatzes zu diskutieren.

CCS CONCEPTS

• **Human-centered computing~Interface design prototyping**

KEYWORDS

Soziale Medien, Soziale Netzwerkanalyse, Stimmungsanalyse, Katastrophenlagen

ACM Reference format:

Marc-André Kaufhold, Arne Schmidt, Jennifer Seifert, Thea Riebe and Christian Reuter. 2019. SentiNet: Twitter-basierter Ansatz zur kombinierten Netzwerk- und Stimmungsanalyse in Katastrophenlagen. In *Mensch und Computer 2019 – Workshopband*, Bonn: Gesellschaft für Informatik e.V., <https://doi.org/10.18420/muc2019-ws-133-04>

1. Einleitung

Soziale Medien, die den Austausch nutzergenerierter Inhalte ins Zentrum stellen, verzeichnen im einen immer größer werdenden

Permission to make digital or hard copies of part or all of this work for personal or classroom use is granted without fee provided that copies are not made or distributed for profit or commercial advantage and that copies bear this notice and the full citation on the first page. Copyrights for third-party components of this work must be honored. For all other uses, contact the owner/author(s).
MuC'19 Workshops, Hamburg, Deutschland
© Proceedings of the 6th Mensch und Computer 2019 Workshop on Mensch-Maschine-Interaktion in sicherheitskritischen Systemen. Copyright held by the owner/author(s).
<https://doi.org/10.18420/muc2019-ws-133-04>

Einfluss auf das tägliche Leben der heutigen Gesellschaft [1]. In den letzten 17 Jahren hat sich der Einsatz sozialer Medien durch Bürger, insb. freiwillige Helfer [2], aber auch Behörden und Organisationen mit Sicherheitsaufgaben (BOS), z.B. Feuerwehr und Polizei, in Katastrophenlagen etabliert [3], [4].

Aufgrund der Vielzahl von Anwendern sozialer Medien und deren intensiver Nutzung werden in Katastrophenlagen mitunter riesige Datenmengen, auch Social Big Data genannt [5], bis hin zu mehreren Millionen Nachrichten geniert, wie das Beispiel der Terroranschläge in Brüssel (2016) [6] demonstriert. Sie bergen zwar großes Potenzial zur Verbesserung des behördlichen Situationsbewusstseins auf Basis von Augenzeugenberichten, Bürgeraktivitäten, Mediendateien oder der öffentlichen Stimmung [7], jedoch erschwert ihr Umfang die manuelle Analyse erheblich.

Daher werden unterschiedliche Technologien angewandt: Während Netzwerkanalysen die Nachvollziehbarkeit von realen und virtuellen Bürgeraktivitäten unterstützen können [8], liefern Stimmungsanalysen potenziell wertvolle Informationen für die Krisenkommunikation [9]. Die Kombination beider Ansätze könnte es zudem ermöglichen, die Verbreitung von Stimmungen in einem Netzwerk zu analysieren und zielgerichtet Maßnahmen gegen die Verbreitung negativer Stimmungen einzuleiten.

In diesem Beitrag möchten wir daher untersuchen, welchen Mehrwert diese Techniken für das Katastrophenmanagement liefern und in einem explorativen Ansatz die Machbarkeit dahingehend prüfen, ob beide Techniken sinnvoll integriert werden können, um als prototypisches Artefakt, welches in menschenzentrierten Nachfolgestudien analysiert, evaluiert und verbessert werden könnte, einen Forschungsbeitrag für die sicherheitskritische Mensch-Maschine-Interaktion zu liefern [10], [11]. Die folgenden Forschungsfragen bilden daher den Kern der Arbeit:

- **RQ1: Wie werden soziale Netzwerkanalysen oder Stimmungsanalysen mit sozialen Medien als Datengrundlage in Katastrophenlagen angewandt?**
- **RQ2: Wie kann die Analyse von Katastrophenlagen durch die Kombination von sozialer Netzwerkanalyse und Stimmungsanalyse in sozialen Medien unterstützt werden?**

Der Beitrag ist folgendermaßen strukturiert: Zunächst werden die Grundlagen von sozialen Netzwerkanalysen und Stimmungsanalysen sowie deren Anwendung auf soziale Medien in Katastrophenlagen herausgearbeitet (Kapitel 2). Ziel des konzeptionellen Teils der Arbeit ist das Design eines Ansatzes, welcher die soziale Netzwerkanalyse und die Stimmungsanalyse in einer Implementierung kombiniert und sich auf Twitter als Datenquelle fokussiert (Kapitel 3). Das anschließende Kapitel beschreibt die Implementierung auf Basis der offiziellen Twitter API und der asynchronen Laufzeitumgebung Node.js (Kapitel 4). Den abschließenden Teil des Beitrags bildet eine Diskussion der Beiträge und Grenzen der Arbeit (Kapitel 5).

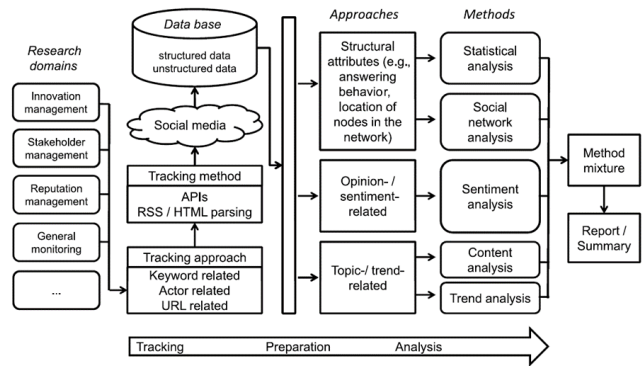


Abbildung 2: Social Media Analytics, aus [19]

2. Grundlagen

Social Media Analytics befasst sich mit der Entwicklung und Evaluation von Frameworks, Methoden und Software-Tools zum Sammeln, Überwachen, Analysieren, Zusammenfassen und Visualisieren von Daten aus sozialen Medien [12]. Ihre Aufgabe ist es, die Menge an nutzergenerierten Daten, die durch einzelne Akteure nicht mehr manuell ausgewertet werden kann, (teil-)automatisiert zu analysieren und somit Einblicke in die Informationen, Emotionen, Trends und Beziehungen der sozialen Medien zu erlangen (vgl. Abbildung 2). Neben der Unterstützung von Interaktionen zwischen Communities gehört es auch zu den Zielen von Social Media Analytics, nützliche Muster und Informationen zu extrahieren, um somit aktiv den an Diskursen mitwirkenden Akteuren behilflich zu sein [12].

Dies unterliegt allerdings einigen Herausforderungen wie der Qualität der nutzergenerierten Inhalte, Bilder und Videos [13], [14], der Genauigkeit der Standortinformationen, der potenziellen Menge an Daten, der Diversität von Datenformaten und der Geschwindigkeit, mit der sich Neuigkeiten verbreiten [15]. Hierzu gehört auch, dass sich innerhalb der sozialen Medien nicht nur hilfreiche Informationen, sondern auch Fake News oder Gerüchte schnell verbreiten [16]–[18].

2.1 Stimmungsanalyse

Die Stimmungsanalyse (Sentiment Analysis) ist ein Teilgebiet der natürlichen Sprachverarbeitung. Sie ermittelt und analysiert die Meinungen, Stimmungen und Emotionen aus nutzergenerierten Beiträgen zu einem bestimmten Thema [20]. Eine Aufgabe der Stimmungsanalyse ist das Bestimmen der Subjektiv-/Objektiv-Polarität (**SO-Polarität**), welche aussagt, ob ein gegebener Text einen sachlichen und somit objektiven Charakter hat oder ob er eine subjektive Meinung vermittelt [21]. Eine weitere Aufgabe ist das Bestimmen der Positiv-/Negativ-Polarität (**PN-Polarität**), welche aussagt, ob ein gegebener subjektiver Text eine positive oder eine negative Tendenz hat. Hinzu kommt, dass die Stimmungsanalyse ermittelt, wie stark die Texteigenschaften ausgeprägt sind. Außerdem extrahiert sie Meinungen aus einem gegebenen Text und bestimmt, falls es sich um eine Meinung handelt, ihren Autor, ihren Inhalt und ihre Art.

Eine Stimmungsanalyse kann außerdem auf verschiedenen Ebenen angewendet werden [22]. Sie kann unterschiedliche Attribute, einzelne Sätze oder ganze Dokumente (Menge von Sätzen) untersuchen und diesen eine positive, negative oder neutrale Stimmung zuordnen. Dennoch ist das Herauslesen von Meinungen und Stimmungen aus der natürlichen Sprache eine große Herausforderung, da es ein tiefgreifendes Verständnis der impliziten und expliziten, regulären und irregulären sowie

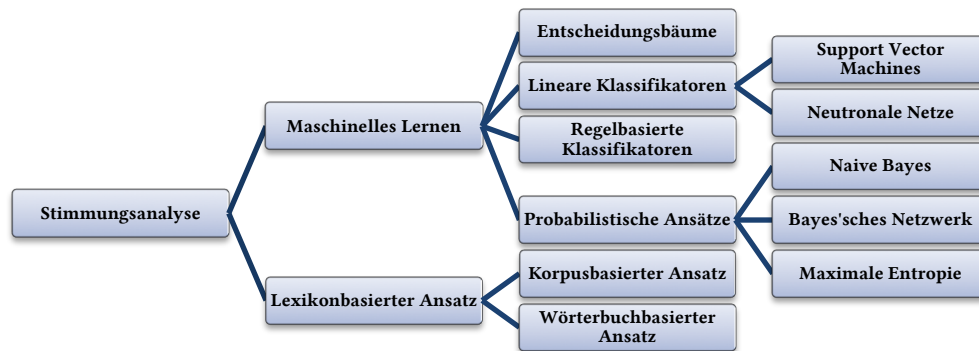


Abbildung 1: Ansätze der Stimmungsanalyse, nach [49]

semantischen und syntaktischen Sprachregeln erfordert [23]. Grundsätzlich kann eine Stimmungsanalyse auf Grundlage maschinellen Lernens und Lexikon-basierter Ansätzen durchgeführt werden (Abbildung 1).

2.2 Soziale Netzwerkanalyse

Die Methoden und Techniken der sozialen Netzwerkanalyse (Social Network Analysis) wurden entwickelt, um Interaktionsmuster zwischen Akteuren in sozialen Netzwerken aufzudecken [24]. Der Fokus der sozialen Netzwerkanalyse liegt auf den Beziehungen zwischen den sozialen Akteuren und den Implikationen dieser Beziehungen, nicht auf den Akteuren an sich. Sie versucht, die Struktur der Verbindungen zu analysieren und herauszufinden, welche Auswirkungen die Beziehungen auf Menschen und Organisationen haben [25]. Mit Hilfe der sozialen Netzwerkanalyse lassen sich Netzwerke visualisieren und aussagekräftig wiedergeben. Es können einflussreiche Nutzer oder Meinungsführer identifiziert, kritische Rollen im Netzwerk ermittelt oder Unabhängigkeiten beziehungsweise Abhängigkeiten ausgewiesen werden.

Die soziale Netzwerkanalyse ist zudem in der Lage, Gruppenstrukturen zu extrahieren und Verhaltensmuster aufzudecken. Zu ihren Techniken zählen sowohl einfache Methoden, wie das Zählen der vorhandenen Kanten oder die Berechnung der einzelnen Pfadlängen, als auch hochentwickelte Algorithmen, welche unter anderem Eigenvektoren berechnen und Schlüsselknoten im Netzwerk bestimmen (z.B. Google's PageRank) [26]. Die soziale Netzwerkanalyse setzt sich aus verschiedenen Gebieten zusammen. Ihre Grundlage sind die sozialen Netzwerke. Zu ihren Analyseverfahren hingegen gehören unter anderem die Gruppenerkennung und die Zentralitätsmaße. Abbildung 3 gibt einen Überblick über die Komponenten der sozialen Netzwerkanalyse.

2.3 Social Media Analytics in Katastrophen

Die Anwendung von Social Media Analytics in Katastrophenlagen ist ein Teil der **Kriseninformatik (Crisis Informatics)**, die ein neues multidisziplinäres Forschungsgebiet beschreibt, welches Informatik und Sozialwissenschaften mit

Bezug auf Katastrophen und Notfälle miteinander verknüpft [27], [28]. Dabei verwenden Menschen Informations- und Kommunikationstechnologien (IKT), um auf Katastrophen zu reagieren und mit den damit entstehenden Unsicherheiten umzugehen [29]. Die Kriseninformatik ermöglicht eine erweiterte Berücksichtigung von Notfallmaßnahmen, unabhängig davon, ob sie von der Öffentlichkeit oder offiziellen Vertretern ausgehen [30], [31].

2.3.1 Anwendung von Stimmungsanalysen

Um die Anwendung von Stimmungsanalysen in Katastrophen- und Krisenlagen zu illustrieren, werden im Folgenden fünf wesentliche Anwendungsbeispiele und verwendete Analysemethoden vorgestellt. So sammelten und analysierten Wan und Paris [32] Twitter-Daten zu der Geiselnahme in Sydney (2014). Die einzelnen Posts wurden mehreren Emotionen zugeordnet, welche anschließend visuell dargestellt wurden. Sie kamen zu der Schlussfolgerung, dass eine Stimmungsanalyse nicht nur dabei hilft, die in sozialen Medien vorkommenden, emotionalen Reaktionen zu verstehen, sondern auch warum die Emotionen in dieser Form auftreten. Die Analyse sozialer Medien eignet sich demnach, um die öffentliche Wahrnehmung vor, während und nach einer Katastrophe zu verstehen [7].

Mandel et al. [33] sammelten Twitter-Daten mit Bezug zum Hurrikane Irene im Jahr 2011 und untersuchten mit einem Stimmungs-Klassifikator demografische Unterschiede in den Tweets. Hierfür bereinigten sie die Daten um Stoppwörter, entfernten jegliche Zeichensetzung, konvertierten die Texte in Kleinbuchstaben und ersetzten alle dem Wort Besorgnis ähnlichen Wörter durch ein einheitliches Token. Als Klassifikator benutzten sie den Maximum-Entropie-Algorithmus, welcher mit einem manuell ausgewählten Datensatz trainiert wurde. Mandel et al. [34] entdeckten, dass die Zahl der Twitter-Nachrichten mit Bezug auf den Hurrikane Irene in den direkt betroffenen Regionen einen Höhepunkt erreichte, als der Hurrikane dort eintraf. Des Weiteren hing das Ausmaß der Besorgnis in den Tagen vor der Ankunft des Hurrikans von der Region und dem Geschlecht ab, wobei sich herausstellte, dass Frauen eher Bedenken äußerten als Männer.

Nagy et al. [34] entwickelten ein Framework, welches in der

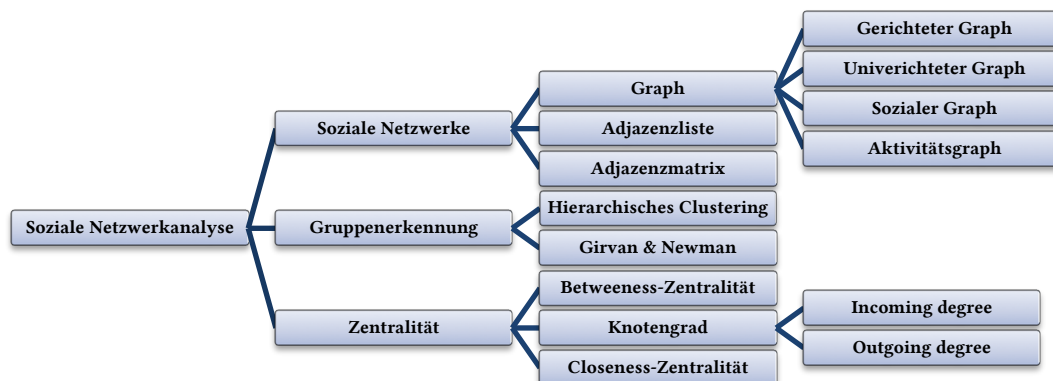


Abbildung 3: Ansätze der sozialen Netzwerkanalyse, eigene Darstellung

Lage ist, die Stimmungslage sowohl für einzelne Nachrichten als auch einer größeren Menschenmenge zu erkennen. Als Datenbasis verwendeten sie Tweets zu der Explosion einer Gas-Pipeline in San Francisco im Jahre 2010 und die damit verbundenen Brände und Zerstörungen. Die Stimmungsanalyse wurde verwendet, um das Ausmaß der Zerstörung, den Fortschritt bei der Situationsbereinigung und die Wirksamkeit der bestehenden Gegenmaßnahmen der Katastrophe zu analysieren. Das Framework nutzte für die Analyse Listen mit Stimmungsmerkmalen, wie AFNN (Liste mit häufig genutzten Meinungswörtern), Emoticons und SentiWordNet. Letzteres ist ein spezielles Lexikon, welches jedes Wort als positiv, negativ oder neutral charakterisiert, um anschließend ein Bayes'sches Netzwerk zu trainieren. Es stellte sich heraus, dass sich die Stimmungen der Tweets im Laufe der Katastrophe und des Wiederherstellungsprozesses veränderten. Dies deutet darauf hin, dass die Notwendigkeit während des ersten Teils einer Katastrophe Informationen auszutauschen, später durch die Notwendigkeit Emotionen auszudrücken, ersetzt wird.

Dass es für das Krisenmanagement von Vorteil sein kann, eine traditionelle Stimmungsanalyse um weitere Klassen zu erweitern, zeigt auch der von Schulz und Schweizer [35] entwickelte Ansatz. Ähnlich wie in dem von Nagy et al. [34] entwickelten Framework wurden mit Hilfe von AFNN, SentiWordNet und einer Emoticon-Library Twitter Posts den sieben Kategorien Wut, Abscheu, Angst, Freude, Traurigkeit, Überraschung und Neutralität zugewiesen und anschließend mit Algorithmen für maschinelles Lernen trainiert. Es zeigte sich, dass der binäre Bayes'sche Klassifikator bei eher kleinerem Vokabular und der multinominale Bayes'sche Klassifikator bei größeren Datenmengen die beste Performance erzielt. Mit Posts über Hurrikane Sandy im Oktober 2012 als Datenbasis konnte gezeigt werden, dass eine genauere Klassifikation in der Lage ist, mehr für das Krisenmanagement relevante Posts zu ermitteln, als die traditionelle Stimmungsanalyse.

Backfried und Prinz [36] analysierten mit einer eigenen Methode namens SentiSAIL deutschsprachige Tweets während des Mitteleuropäischen Hochwassers 2013. Hierbei handelt es sich um einen Lexikon-basierten Ansatz zur Stimmungsanalyse, welcher über die Twitter-Streaming API gesammelten Beiträge einer der vier Kategorien positiv, negativ, neutral und gemischt zuordnet. SentiSAIL kann sowohl mit verschiedenen Themen wie allgemeinen Nachrichten oder Naturkatastrophen, als auch mit mehreren Sprachen wie Deutsch, Russisch oder Englisch umgehen. Der Ansatz ist zudem in der Lage, traditionelle und soziale Medien sowie kurze Texte oder komplette Artikel zu verarbeiten. Die positiven und negativen Bewertungen eines Textes werden durch Segmentierung und Tokenisierung des Eingabedokuments und durch Ermittlung des Durchschnittes der jeweiligen Bewertungen der einzelnen Segmente generiert. Erfolgt eine positive und negative Einstufung einzelner Segmente, werden sie als gemischt deklariert. Können sie keiner Klasse zugeordnet werden, sind sie neutral. Die Analyse zeigt, dass die vorherrschende Stimmung im Zeitraum der Katastrophe sowie über die aktivsten Twitter-Accounts hinweg negativ war. Während dies angesichts der Art des zugrundeliegenden

Ereignisses zu erwarten war, gibt es einige zeitliche Muster und spezifische Nutzer, die von den allgemeinen Trends abweichen. Eine solche Abweichung kann zum Beispiel bei der Erkennung von Bots behilflich sein.

2.3.2 Anwendung von sozialen Netzwerkanalysen

Vor, während und nach einer Krisensituation können soziale Medien genutzt werden, um Vorbereitungen für eine Katastrophe zu treffen, wichtige Informationen während einer Katastrophe zu verbreiten und kontrollieren und die Wiederherstellungsprozesse nach einer Katastrophe zu koordinieren. Das Hauptanliegen einer Analyse der sozialen Netzwerke besteht darin, relevante Ereignisse zu extrahieren, aussagekräftig darzustellen und den Nutzern besser zugänglich zu machen [37]. Ein von Zin et al. [60] entwickeltes Framework kann beispielsweise, mit Hilfe von Twitter und YouTube, Informationen vor Ort für die betroffenen Personen bereitstellen und dabei helfen, das Situationsbewusstsein während und nach einer Katastrophe zu verbessern [37].

Nach Curtis [9] werden die Begriffe Kommunikation und Koordination in sozialen Netzwerken verwendet, um die Verbindungsmuster zwischen den an Hilfsmaßnahmen beteiligten Organisationen zu erkennen. Curtis [38] stellte die Hypothese auf, dass viele der Organisationen, die an den Hilfsmaßnahmen nach dem Hurrikan Katrina beteiligt waren, auf Grund mangelnder Kommunikation oder Koordination isoliert oder peripher waren und nur begrenzte Verbindungen zu zentralen Organisationen hatten. Besonders betroffen sind Organisationen mit einer geringen Zentralität, da sie nicht mit vielen anderen Akteuren im Netzwerk verbunden sind. Im Gegensatz zu Organisationen mit einer hohen Zentralität haben sie weniger Möglichkeiten Ressourcen zu beziehen und sind abhängiger von anderen Akteuren. Die Hypothese wurde durch die Ergebnisse ihrer auf den Hurrikan Katrina bezogenen Studie gestützt. Um während Krisensituationen erfolgreich zu sein, müssen Organisationen mit wertvollen Ressourcen demzufolge in interorganisationale Kommunikations- und Koordinationsnetzwerke einbezogen werden. Diese verstärkte Kommunikation und Transparenz zwischen Organisationen kann zudem dazu beitragen, das Misstrauen zwischen den einzelnen Organisationen zu verringern und den Entscheidungsprozess während Katastrophen zu standardisieren.

In der Arbeit von Kim und Hastak [39] wurde über Facebook das soziale Netzwerk einer von der Flut in Louisiana im Jahr 2016 betroffenen Stadt untersucht. Hierbei wurde festgestellt, dass Personen während Notfallmaßnahmen andere Rollen in sozialen Netzwerken einnehmen als Organisationen. Einzelne Personen haben aktiv Informationen verteilt, indem sie Kommentare gepostet, Freunde markiert oder Beiträge mit ihrer Community geteilt haben. Organisationen hingegen dienten eher als Zwischenstation auf dem kürzesten Pfad zwischen Individuen.

2.4 Forschungslücke

Eine Vielzahl wissenschaftlicher Arbeiten hat die systematische Analyse sozialer Medien in Katastrophenlagen untersucht [12], [24], [26], [40]. Auch sind die Stimmungsanalyse und die soziale

Netzwerkanalyse zwei inzwischen sehr verbreitete Verfahren, zu denen regelmäßig neue methodische Ansätze entwickelt werden. Auffällig ist allerdings, dass die Stimmungsanalyse in diesem Gebiet die beliebtere und häufiger verwendete Methode ist [32]–[34], [41]. Noch nicht gängig sind kombinierte Ansätze, welche beide Methoden sinnvoll miteinander verknüpfen. Es gibt Beispiele, in denen Stimmungslagen ermittelt und geografisch dargestellt werden, allerdings ohne die Beziehungen zwischen den einzelnen Betroffenen beziehungsweise einzelnen Nutzern miteinzubringen [42]. Vielen Ansätzen fehlt neben dem Analysieren der gesammelten Daten aus den sozialen Medien eine sinnvolle und hilfreiche Visualisierung. Ziel des nachfolgenden Designs und der Implementierung ist es daher, die Machbarkeit der Kombination der sozialer Netzwerk- und Stimmungsanalyse auf Basis von Twitter zu überprüfen, sodass das Ergebnis für Hilfsorganisationen oder andere involvierte Personen einen Mehrwert in Katastrophenlagen bringt.

3. Design von SentiNet

Das Konzept dieser Arbeit zielt darauf ab, eine Web-Applikation zu entwerfen, welche freiwillige Helfer oder Hilfsorganisationen in Krisensituationen unterstützt. Hierfür sollen Daten aus sozialen Medien gesammelt, analysiert und anschließend visualisiert werden. Konkret sollen Twitter-Daten gesammelt, einem Sentiment zugeordnet und anschließend in einem sozialen Netzwerkgraph abgebildet werden. Ziel ist es, die beiden Methoden der Stimmungsanalyse und der sozialen Netzwerkanalyse in einem neuartigen Konzept einzubringen und zu vereinen.

3.1 Datenquelle

Twitter bietet sich als Datenquelle an, da die Beiträge der Plattform für gewöhnlich öffentlich zugänglich sind. Twitter gewährt Unternehmen, Entwicklern und Nutzern in Form von APIs Programmierzugriff auf öffentlich zugängliche Twitter-Daten. Zu diesen APIs gehören unter anderem die Streaming API (erlaubt das Filtern von Daten in Echtzeit), die Account Activity API (liefert Account Aktivitäten über einen WebHook), die Advertising API (bietet Zugriff auf Werbekonten) und die Search API. Die Twitter Search API erlaubt einfache Abfragen gegen die Indizes von aktuellen oder beliebten Tweets und verhält sich ähnlich wie die Such-Funktion in Mobil- oder Web-Clients von Twitter. Die Standardversion der Search API ermöglicht die Suche nach Tweets der letzten sieben Tage. Ihre Suchfunktion kann so konfiguriert werden, dass beispielsweise nach einem bestimmten Begriff, populären oder aktuellen Tweets oder in einem geografischen Radius gesucht werden kann.

3.2 Stimmungsanalyse

Für jeden herausgesuchten Beitrag muss anschließend ein Sentiment bestimmt werden. Dieser sollte entweder positiv, negativ oder neutral sein. Da für dieses Konzept die Genauigkeit des Sentiment-Klassifikators nicht im Vordergrund steht, wurde auf eine mit Node.js verträgliche JavaScript-Library

zurückgegriffen. Das Paket mit dem Namen Sentiment des Node Package Managers führt Stimmungsanalysen an Hand von AFNN-Wortlisten durch. Es handelt sich in diesem Fall um einen wörterbuchgestützten Ansatz.

Für das Konzept ist es zunächst vorgesehen, dass in der anschließenden sozialen Netzwerkanalyse drei Arten von Knoten eingeführt und durch verschiedene Farben repräsentiert werden: grün für **positives**, gelb für **neutrales** und rot für **negatives** Sentiment.

3.3 Sozialer Netzwerkgraph

Das Frontend übernimmt den für diese Arbeit wichtigsten Teil der Anwendung. Ziel ist es, die gesammelten Beiträge und ihre Stimmungen aussagekräftig zu visualisieren und somit dem Nutzer besser zugänglich zu machen. Für die Umsetzung dieses Ziels ist die Entwicklung eines sozialen Netzwerkgraphen vorgesehen. Es ergeben sich zwei Möglichkeiten, die gesammelten Daten innerhalb eines sozialen Netzwerkgraphen darzustellen: auf **Autorenebene** und auf **Beitragsebene**.

Das Twitter-Netzwerk lässt sich auf Autorenebene als gerichteter Graph abbilden. Jeder Knoten spiegelt einen Autor wider und gerichtete Kanten die Follower-Beziehungen, worüber sich seine Zentralität bestimmen lässt. Bei der Darstellung der Autoren kommt jedoch das Problem auf, dass die mit der Twitter Search API ermittelten Daten auf Beitragsebene geliefert werden. Es kann also unter anderem einen Autor mit mehreren Beiträgen geben.

Bei diesem Ansatz handelt es sich daher um einen sozialen Netzwerkgraph auf Tweet- beziehungsweise Beitragsebene. Jeder Beitrag würde in diesem Fall einen Knoten repräsentieren. Des Weiteren gibt es mehrere Optionen, um Verbindungen zwischen zwei Knoten herzustellen, welche beliebig kombiniert werden können. Zu den möglichen Kantenarten, die in diesem Konzept adressiert werden, des Graphen gehören Verbindungen über **Retweets**, **Replies** (Antworten), **Quotes** (Zitationen) und **Autorenschaft** (identischer Autor).

3.4 Weitere Funktionalitäten

Die hier entworfene Web-Applikation soll neben der Darstellung der Ergebnisse in einem Netzwerkgraph auch noch weitere unterstützende Funktionalitäten umfassen:

1. **Suchfunktion:** Der Nutzer der Anwendung soll die Möglichkeit haben, Beiträge zu einem bestimmten Thema beziehungsweise Schlagwort zu suchen. Die Suchfunktion soll insofern konfigurierbar sein, dass der Nutzer festlegen kann, nach welchem Begriff er sucht und wie viele Beiträge er erhalten möchte.
2. **Informationen über die Knoten:** Auch sollen die einzelnen Knoten des Graphen auf Wunsch bestimmte Informationen über den Beitrag preisgeben. Es könnte sich zum Beispiel beim Wischen über den Knoten ein kleines Popup-Fenster öffnen, welches relevante Informationen über den Beitrag enthält.
3. **Filterfunktion:** Eine weitere wichtige Funktionalität ist das Filtern der anzuzeigenden Daten. Dies soll die Möglichkeit bieten, sich über passende Checkboxes nur

bestimmte Knotenarten, Verbindungsarten oder deren Kombinationen innerhalb des Graphen anzeigen zu lassen. Zudem profitiert bei einer umfangreichen Knoten- und Kantenmenge die Übersichtlichkeit von der Filterfunktionalität.

4. **Listensichten:** Neben dem Netzwerkgraph soll die Anwendung um zwei Listenansichten ergänzt werden. Eine Liste soll vom Nutzer ausgewählte Beiträge enthalten und dynamisch verwaltet werden. Die gewünschten Beiträge sollten über dem Graphen der Liste hinzugefügt werden und innerhalb der Liste aus dieser wieder entfernt werden können. Die andere Liste soll die relevantesten Tweets enthalten. Unter den relevantesten Tweets werden die Knoten im Graphen mit den meisten Verbindungen zu anderen Knoten verstanden. Die Einträge dieser Liste könnten fest vorgegeben und absteigend sortiert sein. Nützlich wäre zudem die Möglichkeit, Listeneinträge markieren und synchron dazu im Graphen hervorheben zu können.

4. Implementierung von SentiNet

Das Implementierungskapitel beschreibt die technische Umsetzung der im Konzept definierten Anwendung: Einer Web-Applikation mit einer Client-Server-Architektur. Nach Informationen über die Systemarchitektur der Anwendung und den für die Umsetzung verwendeten Technologien werden sowohl die clientseitige Implementierung, als auch die serverseitige Implementierung näher erläutert.

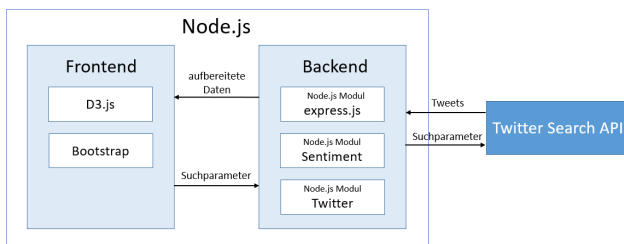


Abbildung 4: Systemarchitektur von SentiNet

4.1 Systemarchitektur und Technologien

Die gesamte Implementierung basiert auf HTML, JavaScript, JQuery und AJAX. Die vorliegende Webanwendung wurde mit Node.js realisiert (Abbildung 4). Die Serverseite verarbeitet im Hintergrund die Daten und die Clientseite kann über einen beliebigen Browser aufgerufen werden. Node.js ist eine asynchrone und Event-basierte Laufzeitumgebung, welche speziell für die Entwicklung von skalierbaren Netzwerkanwendungen entworfen wurde. Anstelle des standardmäßig blockierenden I/O (Input/Output) wird nonblocking I/O verwendet, was sich insbesondere in der Performance bemerkbar macht. Für die Installation von externen Libraries beziehungsweise zusätzlichen Node.js-Modulen wird der Paketmanager npm (Node Package Manager) verwendet. Die Kommunikation zwischen Backend und Frontend, also das Routing, wird mit dem Web-Applikation-Framework Express

umgesetzt. Express ist ein Open-Source-Framework, das auf dem HTTP-Modul aufbaut und den Webserver um zusätzliche Features wie Routing und eine Plugin-Infrastruktur erweitert.

Das Frontend der Anwendung ist für die Übergabe der Eingabeparameter und die Darstellung der aufbereiteten Daten zuständig. Unter Nutzung von AJAX ist es in der Lage Daten zu senden und zu empfangen. Die einzelnen Komponenten auf der Weboberfläche erhalten durch das CSS-Framework Bootstrap ihr Design und können mit Hilfe von JQuery, einer JavaScript-Bibliothek zur DOM-Navigation und -Manipulation, angesprochen und verändert werden. Die Simulation des Netzwerkgraphen hingegen erfolgt mit der JavaScript-Bibliothek D3.js. Das Backend auf der anderen Seite liest über die Twitter Search API die mit den Suchparametern übereinstimmenden Tweets aus der Twitter Datenbank aus, bereitet die empfangenden Daten auf und gibt sie an das Frontend weiter.

4.2 Serverseitige Implementierung

Das Backend ist für das Heraussuchen und die Aufbereitung von Twitter Beiträgen verantwortlich. Jeder gefundene Tweet wird als Knoten gespeichert und jede ermittelte Verbindung zwischen zwei Knoten ist eine Kante. Verbindungen können entstehen, wenn ein Tweet ein Retweet eines anderen Tweets ist, wenn ein Tweet eine Antwort auf einen anderen Tweet ist, wenn ein Tweet einen anderen Tweet zitiert oder wenn zwei Tweets den gleichen Autor haben.

Das Backend stellt dem Frontend als Ergebnis eine JSON-Datei über den *Tweet*-Endpunkt zur Verfügung. Diese JSON-Datei wird vom Client als Datenbasis verwendet. Sie enthält einen Array namens *nodes* mit den Attributen *id*, *username*, *url*, *favorites*, *retweets*, *created_at*, *text*, *indegree*, *outdegree*, *degree*, *sentiment*, *value* und *links* (*source*, *target*, *type*, *value*).

4.2.1 Twitter API

Mit Hilfe der Twitter API können unter Angabe von bestimmten Kriterien ausgewählte Tweets eingelesen werden. Für die Kommunikation mit Twitter wird die asynchrone Node.js Library Twitter verwendet, welche über NPM installiert werden kann und Schnittstellen zu den Twitter REST und Streaming APIs beinhaltet. Um über die Twitter API Zugriff auf die Twitter-Daten zu erhalten, ist das Anlegen eines Twitter Developer Accounts und einer Twitter APP erforderlich. Die dort generierten Consumer API keys und Access token werden in der Datei */twitterAPI/twitterConfig.js* abgelegt und sind für die Authentifikation bei Nutzung der API notwendig. Die vorliegende Anwendung arbeitet lediglich mit der Twitter Search API. Die gewünschten Suchparameter für das Backend liegen im JSON-Format vor und werden clientseitig über eine AJAX Post-Anfrage an die URL *Search*-Endpunkt gesendet. Zu den individuellen Suchparametern gehören der Suchbegriff und die Anzahl der zu suchenden Tweets. Innerhalb der Anwendung werden die individuellen Suchparameter noch um die Information ergänzt, nur englischsprachige Tweets miteinzubeziehen. Diese Maßnahme ist notwendig, solange es sich darauf aufbauend um eine englischsprachige Stimmungsanalyse handelt.

Die Twitter Search API bezieht sich lediglich auf Tweets der letzten sieben Tage und gibt pro Suchauftrag maximal 100 Tweets zurück. Die Anwendung durchläuft dementsprechend, je nach gewünschter Anzahl Tweets, mehrere Suchaufträge. Hierbei wird der Tweet mit der kleinsten ID des letzten Durchlaufs als größte ID des nächsten Durchlaufs gehandhabt. Für jeden gefundenen Tweet wird geprüft, ob es sich um einen Retweet, eine Antwort oder ein Zitat handelt, da diese Beziehungsmuster die Kanten im Graph repräsentieren. Trifft einer der Fälle zu, wird zusätzlich über einen weiteren Suchauftrag der ursprüngliche (Parent-)Tweet ermittelt und in die weitere Verarbeitung aufgenommen. Neben der ID des Beitrages werden auch Name des Autors, Inhalt, Veröffentlichungsdatum, Anzahl Favoriten und Anzahl Retweets gespeichert. Sobald die gewünschte Anzahl an Beiträgen herausgesucht und verarbeitet wurde, werden alle Beiträge, die den gleichen Autor haben, miteinander verknüpft und es folgt die Ermittlung des jeweiligen Sentiments.

4.2.2 Stimmungsanalyse

Sentiment ist ein Node.js Modul, welches auf Basis der AFINN-165 Wortliste und Emoji Sentiment Ranking eine Stimmungsanalyse für beliebige Textblöcke durchführt. AFINN ist eine Liste von Wörtern, denen eine Bewertung mit einer Ganzzahl zwischen minus fünf (negativ) und plus fünf (positiv) zugewiesen wurde. Die Stimmungsanalyse erfolgt, indem die einzelnen String-Token (Wörter, Emojis) des Eingabetextes mit der AFINN-Liste abgeglichen werden. Hierfür werden zuerst die Sonderzeichen aus dem Eingabetext entfernt und anschließend

seine Zeilen nach Leerzeichen getrennt und somit in Token aufgeteilt. Das Ergebnis wird letztendlich durch Addition der Stimmungswerte der wiedererkannten Wörter berechnet. Jeder gespeicherte Twitter-Beitrag wird mit Hilfe der Library analysiert und um seinen Stimmungswert erweitert.

4.3 Clientseitige Implementierung

Das Frontend steht bezeichnend für die Weboberfläche der Anwendung. Das Frontend beinhaltet eine Suchfunktion, einen Netzwerkgraph, eine Liste mit ausgewählten Beiträgen und eine Liste mit populären Beiträgen. Für das Design der einzelnen Komponenten wurde das CSS-Framework Bootstrap verwendet. Sämtliche Interaktionen wurden mit JavaScript, JQuery, AJAX und D3 realisiert.

4.3.1 Suchfunktion

Ein wichtiger Bestandteil der Anwendung ist ihre Suchfunktion. Wie in Abbildung 5 zu erkennen ist, gibt es für die Suchfunktion ein Eingabefeld, einen Regler und einen Button mit der Beschriftung „Absenden“. Das Eingabefeld erhält vom Nutzer den Suchbegriff, mit welchem die Twitter-Datenbank durchsucht werden soll. Der Suchauftrag kann nicht abgesendet werden, solange das Feld leer ist. Es kann nach einzelnen Wörtern, mehreren Wörtern oder Hashtags gesucht werden. Neben dem Eingabefeld befindet sich ein Range Slider über welchen die Anzahl der zu suchenden Tweets festgelegt wird. Der Slider hat einen Standardwert von 100, einen Maximalwert von 500 und kann in Zehnerschritten angepasst werden. Rechts von ihm befindet sich eine kleine Infobox, welche die aktuell vom Slider

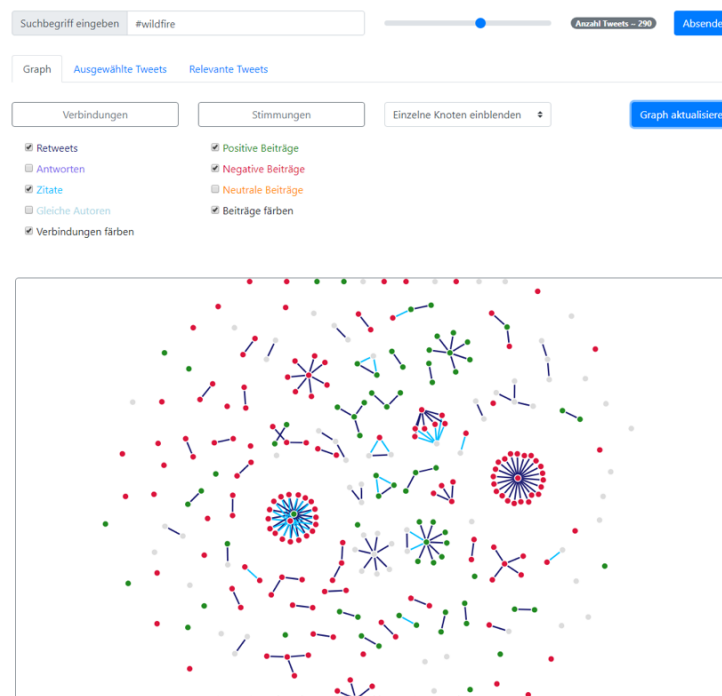


Abbildung 5: Darstellung des Netzwerkgraphs mit Konfigurationsoptionen

ausgewählte Anzahl Tweets anzeigt.

Sind die Suchparameter eingegeben worden, kann der Suchauftrag über den „Absenden“ Button gestartet werden. Wird der Button betätigt, werden die aktuellen Anzeigen (der Netzwerkgraph und die beiden Listen) geleert und es wird eine AJAX Post-Anfrage über den *Search*-Endpunkt an das Backend gesendet. Die Anfrage liegt im JSON-Format vor und beinhaltet den Suchbegriff und die gewünschte Anzahl Tweets. Während das Backend die Daten verarbeitet, wird der Button blockiert. Ist das Backend mit der Datenaufbereitung fertig, wird der Button für einen neuen Suchauftrag freigegeben und die Ansichten im Frontend werden automatisch aktualisiert.

4.3.2 Netzwerkgraph

Der Netzwerkgraph ist das Herzstück der Benutzeroberfläche. Es handelt sich um einen sozialen Graphen, welcher aus der soziozentrischen Perspektive betrachtet wird. Jeder gefundene Tweet repräsentiert einen Knoten und jede Verbindung zwischen den einzelnen Tweets eine Kante. Es gibt drei verschiedene Knotenarten. Dies sind positive (grüne), negative (rote) und neutrale (orangene) Beiträge.

Die Daten für den Graphen erhält das Frontend mittels einer GET-Anfrage über den *Tweet*-Endpunkt. Die AJAX Abfrage gibt eine JSON-Datei zurück, welche jeweils einen Array mit allen Knoten und einen mit allen Kanten enthält. Für die Darstellung des Netzwerkgraphen wird die JavaScript-Bibliothek D3.js (D3 steht für Data-Driven Documents) herangezogen. Es handelt sich um eine Bibliothek zum Erstellen dynamischer und interaktiver Datenvisualisierungen in Webbrowsern. D3.js verwendet einen

datenbasierten Ansatz mit vordefinierten JavaScript-Funktionen, um SVG-Objekte zu erstellen und anzupassen, DOM-Elemente zu manipulieren und andere leistungsstarke Visualisierungskomponenten zur Verfügung zu stellen. Die Simulation des Graphen kann durch mehrere Optionsmenüs eingeschränkt und angepasst werden.

Unter dem Menü mit der Beschriftung „Verbindungen“ befinden sich fünf Checkboxes. Es können einzelne Verbindungsarten im Graph ein- beziehungsweise ausgeblendet werden und wahlweise können die Kanten entweder einheitlich grau oder je nach Verbindungsart bunt gefärbt werden. Das zweite Menü mit der Beschriftung „Stimmungen“ beinhaltet vier Checkboxes. Je nach getroffener Auswahl werden die einzelnen Knotenarten entweder bunt gefärbt oder ausgegraut. Ist die Checkbox „Beiträge färben“ nicht gesetzt, werden alle Knoten einheitlich in einem dunklen Grau angezeigt. Zusätzlich zu den beiden Menüs gibt es die Option, einzelne Knoten, das heißt Knoten ohne jegliche Verbindung zu anderen Knoten, in die Darstellung miteinzubeziehen oder auszublenden.

Abbildung 5 zeigt einen konfigurierten Graphen. In diesem Beispiel wurden die Verbindungsarten „Retweets“ und „Gleiche Autoren“ ausgeblendet, die übrigen Kanten bunt gefärbt, einzelne Knoten in die Ansicht miteinbezogen und die neutralen Beiträge ausgegraut.

Nach jeder individuellen Konfiguration muss der Graph durch den Anwender über den Button „Graph aktualisieren“ unter Berücksichtigung der gesetzten Optionen neu gezeichnet werden. Sobald der Anwender mit dem Mauszeiger über einen beliebigen Knoten wischt, öffnet sich, so lange sich der

Suchbegriff eingeben #wildfire Anzahl Tweets – 290 Absenden

Graph Ausgewählte Tweets Relevante Tweets

Informationen zu den relevantesten Beiträgen Liste aktualisieren

Username: distressline	Mon Dec 03 20:47:16 +0000 2018	<input checked="" type="checkbox"/> Markiert
If you're feeling upset, anxious, lonely, or stressed in any way days, weeks, or even years after a #wildfire... https://t.co/a6lOd49mLP		
Allgemeine Informationen:	sentiment: -7	Retweets: 64 Favoriten: 53
Informationen aus dem Graph:	Verbindungen: 22	In-Degree: 22 Out-Degree: 0
https://twitter.com/distressline/status/1069694578100449286		
Username: FAANews	Tue Dec 04 14:07:29 +0000 2018	<input type="checkbox"/> Markiert
Maps generated by @DroneDeploy are helping survivors, insurance companies and @fema inspectors assess #wildfire dam... https://t.co/Rnlbp5680w		
Allgemeine Informationen:	sentiment: 2	Retweets: 39 Favoriten: 20
Informationen aus dem Graph:	Verbindungen: 19	In-Degree: 18 Out-Degree: 1
https://twitter.com/FAANews/status/1069956357086949376		
Username: KPIXtv	Tue Dec 04 01:53:01 +0000 2018	<input checked="" type="checkbox"/> Markiert
A San Francisco drone company is working with Butte County to map the burned areas of the Camp Fire using to assess... https://t.co/gaxBpiRp50		
Allgemeine Informationen:	sentiment: -2	Retweets: 9 Favoriten: 5
Informationen aus dem Graph:	Verbindungen: 19	In-Degree: 19 Out-Degree: 0
https://twitter.com/KPIXtv/status/1069771525895712768		

Abbildung 6: Listenansicht der relevantesten Beiträge

Mauszeiger auf diesem Knoten befindet, ein kleines Pop-up-Fenster. Dieses enthält die folgenden Informationen über den betrachteten Tweet: ID, Username, Text, Anzahl Retweets, Stimmungswert. Zusätzlich kann mit einem Doppelklick auf einen Knoten der jeweilige Tweet der Liste der ausgewählten Beiträge hinzugefügt werden. Bei Betätigung erscheint ein Alert-Fenster über dem Graphen. Ist der Knoten noch nicht in der Liste vorhanden, wird er hinzugefügt und es erscheint ein grünes Alert-Fenster mit einer passenden Nachricht. Ist der Beitrag bereits in der Liste vorhanden, wird er nicht hinzugefügt und es erscheint ein rotes Alert-Fenster mit einer passenden Nachricht.

4.3.3 Listenansichten

Neben dem Netzwerkgraph bietet die Weboberfläche zwei sich ähnelnde Listenansichten. Ziel der Listen ist es, dem Anwender erweiterte Informationen über die einzelnen Beiträge bereitzustellen. Es gibt eine Liste mit ausgewählten Beiträgen und eine Liste mit relevanten Beiträgen. Der Aufbau der Listen ist fast identisch. Jeder Listeneintrag enthält die Informationen über seinen zugehörigen Beitrag (vgl. Abbildung 6).

Die Liste der ausgewählten Beiträge ist eine dynamische Liste. Über einen Doppelklick auf einen Knoten im Graph können Listeneinträge hinzugefügt werden. Über das Schließen-Symbol oben rechts im Listeneintrag können die Beiträge wieder aus der Liste entfernt werden. Der Button „Liste leeren“ setzt die Liste wieder auf ihren blanken Ursprungszustand zurück. Die Liste soll es dem Anwender ermöglichen, sich ausgewählte Beiträge genauer anschauen zu können.

Bei der Liste der relevanten Beiträge handelt es sich um eine statische und fest vorgegebene Liste. Sie enthält die Beiträge mit den meisten Verbindungen innerhalb des Netzwerkgraphen. Sie besteht aus maximal 50 Einträgen, welche absteigend nach dem Attribut „Verbindungen“ sortiert sind. Jeder Listeneintrag wurde um eine Checkbox erweitert. Wenn die Checkbox aktiviert wird, wird der zum Beitrag zugehörige Knoten im Netzwerkgraph hervorgehoben (dunkle Umrandung und mit Username beschriftet). Wird der Button „Liste aktualisieren“ betätigt, wird die Liste neu geladen und die gesetzten Markierungen werden sowohl in der Liste als auch im Graph entfernt. Das gleiche Szenario tritt ein, wenn der Graph aktualisiert wird.

5 Fazit und Ausblick

Dieser Beitrag hat die Anwendung der sozialen Netzwerkanalyse und Stimmungsanalyse in Katastrophenlagen untersucht und einen kombinierten Ansatz der beiden Analysemethoden entworfen. Die Stimmungsanalyse, welche die Meinungen und Stimmungen zu einem bestimmten Beitrag ermittelt, verfolgt in der Regel entweder einen wörterbuchgestützten oder einen auf maschinellem Lernen basierenden Ansatz, oder eine Kombination der beiden [43]. Die soziale Netzwerkanalyse hingegen beschäftigt sich mit den Beziehungsmustern zwischen einzelnen Akteuren eines Netzwerkes [24]. Anhand von verschiedenen Zentralitätsmaßen können Aussagen über den Einfluss oder die Bedeutung eines Akteurs getroffen werden. Eine theoretische Verknüpfung der sozialen Netzwerkanalyse

und der Stimmungsanalyse erfolgten innerhalb des konzeptionellen Teils der Arbeit. Die Idee, einen sozialen Netzwerkgraphen mit Twitter als Datenquelle aufzuziehen und seine Knoten je nach Stimmungswert zu färben, konnte anschließend in einer Implementierung verwirklicht werden.

RQ1: Wie werden soziale Netzwerkanalysen oder Stimmungsanalysen mit sozialen Medien als Datengrundlage in Katastrophenlagen angewandt?

Aus der Literaturrecherche geht hervor, dass die Anwendung von Social Media Analytics in Katastrophenlagen bereits stattfindet [32], [33], [37], [39]. Bestehende Forschungsergebnisse zeigen, dass die Verwendung von Stimmungsanalysen verbreiteter als die sozialer Netzwerkanalysen ist und dass sowohl der wörterbuchgestützte Ansatz, als auch der maschinelle Lernansatz für Stimmungsanalysen genutzt werden [34], [35]. Die Literaturrecherche hat allerdings auch ergeben, dass die Verknüpfung der beiden Verfahren nicht gängig ist und insbesondere mit Bezug auf Katastrophenlagen noch nicht zum Einsatz kommt. Auf dieser Erkenntnis und unter Beachtung der zweiten Forschungsfrage bauen das Konzept und die Implementierung dieser Arbeit auf.

RQ2: Wie kann die Analyse von Katastrophenlagen durch die Kombination von sozialer Netzwerkanalyse und Stimmungsanalyse in sozialen Medien unterstützt werden?

Die Kombination von sozialer Netzwerkanalyse und Stimmungsanalyse eröffnet Hilfsorganisationen und anderen Anwendern neue Analysemöglichkeiten. Im Idealfall können unter anderem Katastrophen erkannt, Betroffene ermittelt, die Quelle einer bestimmten Stimmungslage identifiziert oder Gegenmaßnahmen zu verschiedenen Stimmungslagen ergriffen werden. Die Implementierung der Arbeit zeigt eine mögliche Umsetzung einer solchen Verknüpfung, wenngleich diese noch durch Anwender im Hinblick auf Funktionalität und Gebrauchstauglichkeit evaluiert werden muss. Den Kern der Web-Anwendung bildet der soziale Netzwerkgraph, welcher Twitter Beiträge als Knoten und deren Verbindungen als Kanten enthält. Durch die Einbeziehung von Retweets, Zitaten, Antworten und identischen Autoren wurden alle Beziehungsmuster, die Twitter zu bieten hat, abgedeckt.

Die Ergebnisse der Stimmungsanalyse werden eingebracht, indem die Knoten des Graphen je nach Stimmungswert unterschiedlich gefärbt werden. Somit lässt sich aus dem Graph nicht nur ablesen, wie die jeweiligen Beiträge miteinander verbunden sind, sondern auch wie die Emotionen und Stimmungen der Nutzer zusammenhängen. Daraus resultierend können die verschiedenen Stimmungslagen und ihre Verteilungen im betrachteten Netzwerk abgelesen werden. Die kompakte Ansicht im Graphen vermittelt zudem einen guten Überblick über die Popularität und die vorherrschende Stimmung des betrachteten Themas.

Über den Netzwerkgraph und die mit ihm in Verbindung stehenden Listenansichten werden außerdem relevante und gefragte Beiträge hervorgehoben. Hinzu kommt, dass aktive und einflussreiche Autoren sichtbar werden, welche gegebenenfalls eine gute Informationsquelle darstellen oder in

Gegenmaßnahmen miteingebunden werden könnten. Das Popup-Fenster und die Liste der ausgewählten Beiträge geben dem Anwender zusätzlich die Chance nur die Beiträge zu betrachten, die für ihn von besonderem Interesse sind. Diese Arbeit befasst sich zwar nicht mit der Analyse der angezeigten Ergebnisse, jedoch schafft sie eine Grundlage für weitere auf das Thema bezogene Projekte.

Limitationen des Designs: Einschränkungen des Ansatzes beziehen sich unter anderem auf die Ermittlung des Stimmungswertes für die Twitter-Beiträge. Die Anwendung bedient sich einer JavaScript-Bibliothek, welche einen positiven, negativen oder neutralen Stimmungswert an Hand einer AFNN-Wortliste bestimmt. Die Bibliothek kann jedoch standardmäßig nur mit Texten der englischen Sprache umgehen. Werden zu viele Knoten und Kanten in die Anzeige miteinbezogen, leidet möglicherweise die Übersichtlichkeit des Graphen darunter. Ein weiterer Punkt ist das Fehlen einer geografischen Eingrenzung der Suchergebnisse. Die geografischen Daten wurden noch nicht mit in die Suchfunktion aufgenommen, da viele Twitter Nutzer das Teilen ihres Standorts deaktiviert haben und dies die Ergebnismenge erheblich einschränken würde.

Ausblick auf zukünftige Forschung: Einen großen Beitrag zur Verbesserung der Anwendung und der Idee die Verfahren der Stimmungsanalyse und sozialen Netzwerkanalyse zu verknüpfen würde eine auf der Arbeit aufbauende Evaluation leisten. Mit einer Befragung von Endnutzern und Experten könnte unter anderem die Praxisrelevanz einer solchen Anwendung gemessen und iterativ verbessert werden. Zudem könnten dadurch Feedback und Verbesserungsvorschläge mit Blick auf die Funktionalitäten, Gebrauchstauglichkeit und User Experience der Anwendung eingeholt werden [44], [45]. Insbesondere ist Benutzerfeedback über die sinnvolle Anordnung und Gruppierung des Graphs notwendig (Wie können Struktur- und Kommunikationsmuster analysiert und interpretiert werden?), um die Sinnstiftung (Sensemaking) zu unterstützen [6], damit folgende Versionen einen Mehrwert für Anwender, insbesondere Einsatzkräfte, generieren können.

Die vorliegende Implementierung ist auch in analytischer und technischer Hinsicht noch ausbaufähig. Es bietet sich an, alternative Verfahren zu testen: Die Stimmungsanalyse der einzelnen Beiträge könnte beispielsweise einen maschinellen Lernansatz verfolgen und den Analysevorgang um weitere Sprachen erweitern [46]. Der sozialen Netzwerkanalyse hingegen könnten weitere Zentralitätsmaße hinzugefügt werden. Zur Realisierung eines multimodalen Ansatzes könnten Multimediadateien (Audio, Foto, Video) bedarfsgerecht in die Anwendung integriert werden [47].

Des Weiteren könnte neben Twitter noch auf andere soziale Netzwerke, wie Facebook oder YouTube zurückgegriffen werden. Dies würde die Breite der verwendeten Daten erweitern und dem Nutzer die Möglichkeit geben, die untersuchten Ereignisse aus verschiedenen Perspektiven zu betrachten, da jedes der sozialen Netzwerke von seinen Mitgliedern für unterschiedliche Anwendungsfälle genutzt wird. Die Anbindung von zusätzlichen Plattformen hätte zudem den Vorteil, dass der

Netzwerkgraph um neue Verbindungsarten erweitert werden könnte.

DANKSAGUNGEN

Diese Arbeit wurde durch das Bundesministerium für Bildung und Forschung (BMBF) im Rahmen von KontiKat [48] (13N14351) sowie durch die DFG innerhalb des SFB 1053 MAKI finanziert.

REFERENCES

- [1] A. M. Kaplan and M. Haenlein, 2010. "Users of the world, unite! The challenges and opportunities of Social Media," *Bus. Horiz.*, vol. 53, no. 1, pp. 59–68.
- [2] S. Lindner, S. Sackmann, and H. Betke, 2019. "Simulating Spontaneous Volunteers: A System Entity Structure for Defining Disaster Scenarios," in *Proceedings of the Information Systems for Crisis Response and Management (ISCRAM)*, pp. 516–527.
- [3] C. Reuter and M.-A. Kaufhold, 2018. "Fifteen Years of Social Media in Emergencies: A Retrospective Review and Future Directions for Crisis Informatics," *J. Contingencies Cris. Manag.*, vol. 26, no. 1, pp. 41–57.
- [4] M. Klaffit, 2018. "Die Warnung der Bevölkerung im Katastrophenfall," in *Sicherheitskritische Mensch-Computer-Interaktion: Interaktive Technologien und Soziale Medien im Krisen- und Sicherheitsmanagement*, C. Reuter, Ed. Wiesbaden, Germany: Springer Vieweg, 2018, pp. 317–336.
- [5] E. Olshannikova, T. Olsson, J. Huhtamäki, and H. Kärkkäinen, 2017. "Conceptualizing Big Social Data," *J. Big Data*, vol. 4, no. 1, pp. 1–19.
- [6] S. Stieglitz, M. Mirbabaie, and M. Milde, 2018. "Social Positions and Collective Sense-Making in Crisis Communication," *Int. J. Hum. Comput. Interact.*, vol. 34, no. 4, pp. 328–355.
- [7] C. Reuter, M.-A. Kaufhold, T. Spielhofer, and A. S. Hahne, 2017. "Social Media in Emergencies: A Representative Study on Citizens' Perception in Germany," in *Proceedings of the ACM on Human Computer Interaction (PACM)*, pp. 1–19.
- [8] C. Reuter, O. Heger, and V. Pipek, 2013. "Combining Real and Virtual Volunteers through Social Media," in *Proceedings of the Information Systems for Crisis Response and Management (ISCRAM)*, pp. 780–790.
- [9] J. Brynielsson, F. Johansson, C. Jonsson, and A. Westling, 2014. "Emotion classification of social media posts for estimating people's reactions to communicated alert messages during crises," *Secur. Inform.*, vol. 3, no. 1, p. 7.
- [10] J. O. Wobbrock and J. A. Kientz, 2016. "Research contribution in human-computer interaction," *Interactions*, vol. 23, no. 3, pp. 38–44.
- [11] C. Reuter, 2018. *Sicherheitskritische Mensch-Computer-Interaktion: Interaktive Technologien und Soziale Medien im Krisen- und Sicherheitsmanagement*. Wiesbaden: Springer Vieweg, 2018.
- [12] D. Zeng, H. Chen, R. Lusch, and S. H. Li, 2010. "Social media analytics and intelligence," *IEEE Intell. Syst.*, vol. 25, no. 6, pp. 13–16.
- [13] C. Reuter, T. Ludwig, M.-A. Kaufhold, and V. Pipek, 2015. "XHELP: Design of a Cross-Platform Social-Media Application to Support Volunteer Moderators in Disasters," in *Proceedings of the Conference on Human Factors in Computing Systems (CHI)*, pp. 4093–4102.
- [14] M.-A. Kaufhold, A. Gizikis, C. Reuter, M. Habdank, and M. Grinko, 2019. "Avoiding chaotic use of social media before, during, and after emergencies: Design and evaluation of citizens' guidelines," *J. Contingencies Cris. Manag.*, pp. 1–16.
- [15] S. Stieglitz, M. Mirbabaie, J. Fromm, and S. Melzer, 2018. "The Adoption of Social Media Analytics for Crisis Management - Challenges and Opportunities," in *Proceedings of the 26th European Conference on Information Systems (ECIS)*.
- [16] A. Arif, K. Shanahan, F.-J. Chou, Y. Dosouto, K. Starbird, and E. S. Spiro, 2016. "How Information Snowballs: Exploring the Role of Exposure in Online Rumor Propagation," in *Proceedings of the 19th ACM Conference on Computer-Supported Cooperative Work & Social Computing*, pp. 466–467.
- [17] C. Reuter, K. Hartwig, J. Kirchner, and N. Schlegel, 2019. "Fake News Perception in Germany: A Representative Study of People's Attitudes and Approaches to Counteract Disinformation," in *Proceedings of the International Conference on Wirtschaftsinformatik (WI)*.
- [18] M.-A. Kaufhold and C. Reuter, 2019. "Cultural Violence and Peace in Social Media," in *Information Technology for Peace and Security - IT-Applications and Infrastructures in Conflicts, Crises, War, and Peace*, C. Reuter, Ed. Wiesbaden, Germany: Springer Vieweg, 2019.
- [19] S. Stieglitz, L. Dang-Xuan, A. Bruns, and C. Neuberger, 2014. "Social Media Analytics: An Interdisciplinary Approach and Its Implications for Information Systems," *Bus. Inf. Syst. Eng.*, vol. 6, no. 2, pp. 89–96.
- [20] B. Liu, 2010. *Sentiment Analysis and Subjectivity*, Second Edi., no. 1. Taylor and Francis Group, Boca, 2010.

- [21] A. Esuli and F. Sebastiani, 2015. "SentiWordNet: A High-Coverage Lexical Resource," pp. 1–26.
- [22] K. Ahmed and A. H. Hossny, 2015. "Sentiment Analysis Over Social Networks: An Overview," pp. 2174–2179.
- [23] E. Cambria, B. Schuller, Y. Xia, and C. H. Havasi, 2013. "New Avenues in Opinion Mining and Sentiment Analysis," no. April, pp. 15–21.
- [24] M. Oliveira and J. Gama, 2012. "An overview of social network analysis," vol. 2, no. April, pp. 99–115.
- [25] Y. Dimitriadis, B. Rubia, and E. Go, 2003. "Combining qualitative evaluation and social network analysis for the study of classroom social interactions," vol. 41, pp. 353–368.
- [26] B. Y. W. Fan, M. D. Gordon, and W. M. Than, 2014. "The Power of Social Media Analytics."
- [27] R. Soden and L. Palen, 2018. "Informing Crisis: Expanding Critical Perspectives in Crisis Informatics," in *Proceedings of the ACM on Human-Computer Interaction*.
- [28] C. Reuter, A. L. Hughes, and M.-A. Kaufhold, 2018. "Social Media in Crisis Management: An Evaluation and Analysis of Crisis Informatics Research," *Int. J. Human-Computer Interact.*, vol. 34, no. 4, pp. 280–294.
- [29] L. Palen and K. M. Anderson, 2012. "Crisis informatics—New data for extraordinary times," no. June, pp. 8–10.
- [30] L. Palen, S. Vieweg, S. B. Liu, and A. L. Hughes, 2009. "Crisis in a Networked World," pp. 467–480.
- [31] C. Reuter, T. Ludwig, M.-A. Kaufhold, and T. Spielhofer, 2016. "Emergency Services Attitudes towards Social Media: A Quantitative and Qualitative Survey across Europe," *Int. J. Human-Computer Stud.*, vol. 95, pp. 96–111.
- [32] S. Wan and C. Paris, 2015. "Understanding Public Emotional Reactions on Twitter," in *Proceedings of the Ninth International AAAI Conference on Web and Social Media*, pp. 715–716.
- [33] B. Mandel, A. Culotta, J. Boulahanis, D. Stark, B. Lewis, and J. Rodrigue, 2012. "A Demographic Analysis of Online Sentiment during Hurricane Irene," no. Lsm, pp. 27–36.
- [34] A. Nagy, C. Valley, and J. Stamberger, 2012. "Crowd Sentiment Detection during Disasters and Crises," in *Proceedings of the 9th International ISCRAM Conference*, no. April, pp. 1–9.
- [35] A. Schulz and I. Schweizer, 2013. "A Fine-Grained Sentiment Analysis Approach for Detecting Crisis Related Microposts," no. May, pp. 846–851.
- [36] G. Backfried and K. Prinz, 2014. "Sentiment Analysis of German Social Media Data for Natural Disasters," no. May, pp. 752–756.
- [37] T. T. Zin, P. Tin, H. Hama, and T. Toriu, 2013. "Knowledge based Social Network Applications to Disaster Event Analysis," vol. I, no. i.
- [38] C. A. Curtis, 2018. "Organizational Networks in Times of Crisis: Lessons from Katrina," vol. 26, no. 2.
- [39] J. Kim and M. Hastak, 2018. "International Journal of Information Management Social network analysis: Characteristics of online social networks after a disaster," *Int. J. Inf. Manage.*, vol. 38, no. 1, pp. 86–96.
- [40] S. Stieglitz, M. Mirbabaie, B. Ross, and C. Neuberger, 2018. "Social media analytics – Challenges in topic discovery, data collection, and data preparation," *Int. J. Inf. Manage.*, vol. 39, pp. 156–168.
- [41] I. C. Fung, Z. Tsz, H. Tse, C. Cheung, A. S. Miu, and K. Fu, 2014. "Correspondence Ebola: national health stakeholders are the," *Lancet*, vol. 384, no. 9961, p. 2207.
- [42] T. Sakaki, M. Okazaki, and Y. Matsuo, 2010. "Earthquake shakes Twitter users: real-time event detection by social sensors," *WWW '10 Proc. 19th Int. Conf. World wide web*, p. 851.
- [43] D. Maynard and A. Funk, 2012. "Automatic detection of political opinions in Tweets," pp. 88–99.
- [44] T. Mentler, 2018. "Usability Engineering und User Experience Design sicherheitskritischer Systeme," in *Sicherheitskritische Mensch-Computer-Interaktion: Interaktive Technologien und Soziale Medien im Krisen- und Sicherheitsmanagement*, C. Reuter, Ed. Wiesbaden, Germany: Springer Vieweg, 2018, pp. 41–60.
- [45] S. Nestler and C. Sturm, 2018. "Quantitative Evaluation der Mensch-Computer-Interaktion," in *Sicherheitskritische Mensch-Computer-Interaktion: Interaktive Technologien und Soziale Medien im Krisen- und Sicherheitsmanagement*, C. Reuter, Ed. Wiesbaden, Germany: Springer Vieweg, 2018, pp. 61–81.
- [46] M. Imran, C. Castillo, F. Diaz, and S. Vieweg, 2015. *A Processing Social Media Messages in Mass Emergency: A Survey*, vol. 47, no. 4. New York, NY: ACM, 2015.
- [47] F. Alam, F. Ofli, and M. Imran, 2019. "Descriptive and visual summaries of disaster events using artificial intelligence techniques: case studies of Hurricanes Harvey, Irma, and Maria," *Behav. Inf. Technol.*, pp. 1–31.
- [48] C. Reuter *et al.*, 2017. "Digitalisierung und Zivile Sicherheit: Zivilgesellschaftliche und betriebliche Kontinuität in Katastrophenlagen (KontikKat)," in *Sicherheit (DIAGONAL Jahrgang 38)*, G. Hoch, H. Schröteler von Brandt, V. Stein, and A. Schwarz, Eds. Göttingen: Vandenhoeck & Ruprecht, 2017, pp. 207–224.
- [49] W. Medhat, A. Hassan, and H. Korashy, 2014. "Sentiment analysis algorithms and applications: A survey," *Ain Shams Eng. J.*, vol. 5, no. 4, pp. 1093–1113.