

Visuelle Analyse Sozialer Medien für die Situationseinschätzung¹

Dennis Thom²

Abstract: Mit dem Entstehen sozialer Medien ist das Internet zu einem unaufhörlichen Strom von Wissen, Beobachtungen, Gedanken und persönlichen Statusberichten angewachsen. Diese Entwicklung bedeutet auch völlig neue Möglichkeiten für die Situationseinschätzung (Situation Awareness) in Bereichen wie dem Katastrophenschutz, der Seuchenkontrolle oder im Journalismus. In der hier vorgestellten Dissertation wurden Lösungsmodelle entwickelt, welche es erlauben, die Datenfluten zu bewältigen, Anomalien automatisch zu erkennen und daraus ein visuelles Lagebild zu generieren. Gemäß dem Ansatz der Visual Analytics wurden dabei Verfahren des Data Mining und Machine Learning engmaschig mit den Möglichkeiten der interaktiven Datenvisualisierung verknüpft.

1 Einführung

Mit dem Aufkommen der sozialen Medien hat sich die Natur des modernen Internets entscheidend verändert. Obschon es seit jeher eine gewaltige Quelle von Informationen und Neuigkeiten zu verschiedensten Themen war, hat es sich in jüngster Zeit zu einem unaufhörlichen Strom von Wissen, Beobachtungen, Gedanken und persönlichen Statusberichten entwickelt. Diese Informationen werden in Echtzeit von Millionen von Nutzerinnen und Nutzern auf der ganzen Welt geteilt. Zugleich bedeutet diese Entwicklung völlig neue Möglichkeiten für Anwendungsdomänen, in denen das sogenannte *Situationsbewusstsein* (engl. Situational Awareness) eine entscheidende Rolle spielt - so etwa dem Katastrophenschutz, der Notfallrettung, der Seuchenkontrolle oder im Journalismus. Es lassen sich nun zeitnah Augenzeugenberichte in Youtube finden, Bewegungsmuster von Facebooknutzerinnen und -nutzern während Evakuierungsmaßnahmen beobachten oder die geographische Verbreitung eines Ereignisses durch Verortung von Twitter-Meldungen nachzeichnen.

Die Datenmengen, die jedoch verarbeitet werden müssen, um relevante Einträge zu finden, umfassende Übersichten zu erzeugen und abnormale Muster zu erkennen, bedeuten einige der größten informatischen Herausforderungen unserer Zeit. Nicht nur ist der Umfang (Volume) der täglich erzeugten Inhalte größer als jede einzelne Datenbank, welche vor dem Internet-Zeitalter entstanden ist. Die Daten werden darüber hinaus mit gewaltigen Durchsätzen (Velocity) in Echtzeit übertragen, sie weisen eine erhebliche inhaltliche und strukturelle Vielfalt (Variety) auf und sie sind oft mit Ungenauigkeiten, irreführenden Hinweisen, Gerüchten und gefälschten Informationen versehen, was zu Problemen mit unklarer Vertrauenswürdigkeit (Veracity) führt. Im Gegensatz zu vielen anderen Herausforderungen treffen daher auf Daten aus sozialen Medien gleichzeitig alle charakteristischen Eigenschaften zu, welche gemeinhin als die "vier V's" von Big Data bezeichnet werden.

¹ Englischer Titel der Dissertation: Visual Analytics of Social Media for Situation Awareness

² Institut für Visualisierung und Interaktive Systeme, Universität Stuttgart. (Dennis.Thom@visus.uni-stuttgart.de)

Das noch junge Forschungsfeld der Visual Analytics wurde geschaffen, um genau diese Art von Problemen zu lösen. Dazu werden Ansätze aus den Bereichen Data Mining, Machine Learning und Information Retrieval eng mit Konzepten aus den Bereichen Datenvisualisierung und Mensch-Maschine-Interaktion verknüpft. Als ein Teilgebiet der Informationsvisualisierung versucht Visual Analytics die Stärken von hochinteraktiven visuellen Schnittstellen mit den Möglichkeiten automatischer statistischer Verfahren zu vereinen. Das Ziel dieser Verbindung besteht darin, Problemlösungen in Bereichen zu entwickeln, in denen menschliche Analytinnen und Analysten von der Datenfülle überwältigt wären, während reine Rechenkraft nicht ausreichen würde, um subtile Muster in den Inhalten zu identifizieren und Informationen mit Kontextwissen in Bezug zu setzen.

1.1 Lösungsansatz

Die vorgelegte Doktorarbeit [Tho15] identifiziert vier Anforderungen, welche berücksichtigt werden müssen, um eine umfassende Lageeinschätzung in Krisensituationen basierend auf Daten aus sozialen Medien zu ermöglichen. Diese Anforderungen ergeben sich direkt aus den vier zentralen Forschungsfragen - **Datenerfassung:** Wie können hinter entfernten Web-APIs abgelegte Datensätze trotz Anfrage- und Bandbreiten-Beschränkungen (sog. Rate-Limits) interaktiv erfasst, extrahiert und exploriert werden? **Datenkontext:** Wie können Millionen täglicher Nachrichten in einem konsistenten Lagebild aggregiert, dargestellt, mit Kontextinformationen assoziiert und dabei auftretende Anomalien aufgezeigt werden? **Datenkomplexität:** Wie können erfasste Daten tiefergehend untersucht, die Bedeutung der verknüpften Informationen verstanden und relevante Einzelbeobachtungen herausgefiltert werden? **Datenverarbeitung:** Wie können interaktive Systeme implementiert werden, welche die Analyse auf die Verarbeitung in Echtzeit skalieren?

Basierend auf zentralen Ideen der Visual Analytics stellt die Arbeit drei Techniken bereit, welche es erlauben die Probleme der *Erfassung*, der *Kontextualisierung* und der *Komplexität*

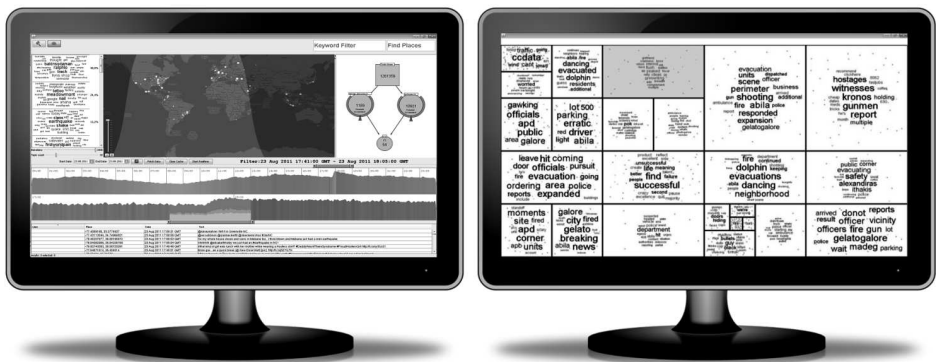


Abb. 1: ScatterBlogs: Prototypisches System zur Einbindung sozialer Medien in der Lagedarstellung.

zu bewältigen. Darüber hinaus wird eine prototypische Implementierung vorgestellt, welche die Lösungen zusammenbringt und die skalierbare *Verarbeitung* der Daten sicherstellt (Abb. 1). Um die Verfahren miteinander zu verbinden, wird zudem ein integriertes analytisches Modell vorgestellt, welches ihre komplementären Eigenschaften zueinander in Bezug setzt. Das Ziel dabei ist es, die Analyse in allen Stufen der Lageeinschätzung von der initialen Formulierung des Informationsbedarfs, über die Filterung auf die exakte Gesamtmenge relevanter Daten, bis zur Entwicklung eines umfassenden Lagebildes zu unterstützen. Um das Grundprinzip der Lösungsansätze zu verdeutlichen, wird in dieser Kurzfassung exemplarisch auf die Lösungsstrategien zur Bewältigung der Herausforderungen *Datenkontext* und *Datenkomplexität* sowie deren Evaluation im Rahmen des übergreifenden analytischen Modells eingegangen. Abschließend werden die zentralen wissenschaftlichen Beiträge der Arbeit diskutiert und ein Ausblick auf die Weiterentwicklung gegeben.

2 Datenkontext: Visuelle Event-Entdeckung

Geo-referenzierte Daten der sozialen Medien sind von zentralem Wert im Katastrophenschutz und verwandten Anwendungsdomänen. Mittels der freiwilligen Verortung der Inhalte durch GPS-Empfänger in mobilen Endgeräten (sog. Volunteered Geographic Information) kann nicht nur eingeschätzt werden, ob Berichte von Augenzeugen stammen, sondern es können auch erstmals raumzeitliche Muster erkannt werden, welche auf wichtige Ereignisse hindeuten. Studien konnten beobachten, dass Unfälle, öffentliche Unruhen oder Naturkatastrophen in den sozialen Medien stets in raumzeitlich abgrenzbaren Anhäufungen (Cluster) von ähnlichen Inhalten resultieren. Während in manchen Anwendungsdomänen eine stichwortartige Vorfilterung des Datenstroms erfolgen kann, besteht im Rahmen der Lageeinschätzung jedoch häufig das Problem, dass zunächst völlig unbekannt ist, welche Suchworte zur Entdeckung solcher Muster beitragen würden. An diesem Punkt kann eine datengetriebene Herangehensweise, welche den inhaltlichen, zeitlichen und geographischen Kontext aller Beiträge berücksichtigt, Einstiegspunkte in den Analyseprozess erzeugen. Da rein algorithmische Verfahren bei der semantischen Komplexität der Inhalte jedoch schnell an Grenzen stoßen, sollten Analytinnen und Analysten mit aussagekräftigen Visualisierungen ausgestattet werden, welche es Ihnen ermöglichen, automatisch erkannte Muster in großer Zahl zu beurteilen. In der Dissertation wurde daher ein neuartiges Verfahren entwickelt, um potentiell relevante Ereignisse basierend auf raumzeitlichen Mustern automatisch zu erkennen und geographisch auf einer interaktiven Karte darzustellen.

2.1 Visuelle Clusteranalyse und Spatiotemporale Anomalien

Die Grundidee des hier beschriebenen Verfahrens besteht darin, die Analyse von einem Anfrage-getriebenen Suchprozess in einen Daten-getriebenen Explorationsprozess umzukehren. Bei herkömmlicher Herangehensweise würden z.B. wiederholt Suchbegriffe eingegeben, um dadurch relevante Einzeldokumente und besondere Muster in den geographisch verorteten Daten erkennen zu können. Stattdessen wird nun versucht, mit dem automatischen Erkennen solcher Muster zu beginnen und dann zu visualisieren, welche

Suchworte zum Auffinden dieser Muster führen würden. Da sehr viele solcher Muster in den Daten vorhanden sein können, ist eine Visualisierung notwendig, die den verfügbaren visuellen Raum (engl. Screenspace) optimal ausnutzt, um alle potentiell relevanten Inhalte in aggregierter Form anzuzeigen.

Um das Ziel der Ereigniserkennung zu verwirklichen, wurde zunächst ein neuartiges Clusteranalyse Verfahren entwickelt. Der Algorithmus basiert im Kern auf dem bekannten K-Means Verfahren, welches adaptiert wurde, um mit kontinuierlichen Datenströmen umgehen zu können. Parallel dazu wurde eine eng daran gekoppelte Visualisierung entwickelt, welche die skalierbare Repräsentation der identifizierten Anomalien ermöglicht. Die Verfahren adressieren speziell zwei Herausforderungen: Zum einen können herkömmliche Clusteranalyse Algorithmen schlecht mit großen Echtzeitdatenströmen umgehen und zum anderen soll ein flüssiger Übergang der Visualisierung von einer globalen Betrachtungsweise bis hin zur Beobachtung einzelner Städte und Stadtgebiete ermöglicht werden. Um diese Herausforderungen zu bewältigen, setzt das Design auf zwei Spezifika der Daten - nämlich dass der textuelle Umfang der Beiträge oft von sehr beschränkter Länge ist und dass der Zeitstempel neu empfangener Daten in der Regel nicht weit in der Vergangenheit liegen kann. Aufbauend auf diesen Eigenschaften erreicht das Verfahren seine Skalierbarkeit durch inkrementelle Adaption an neue Daten und das bewusste Auslagern bzw. „Vergessen“ älterer Bereiche des Datenraums.

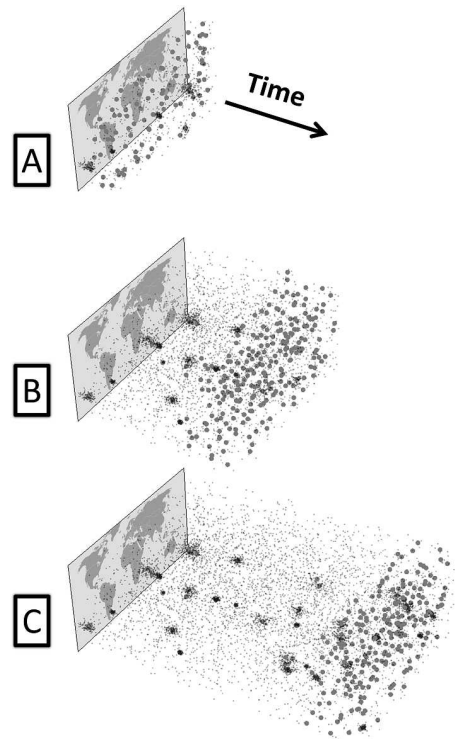


Abb. 2: Illustration der Ereigniserkennung. Blau: Tweets. Rot: Clusterzentren.

Nach der Vorverarbeitung in einer regulären NLP-Pipeline werden neu eingehende Nachrichten dabei zunächst in ihre textuellen Einzelkomponenten zerlegt und auf Lemmas zurückgeführt. Jede Textkomponente wird zusammen mit Zeitstempel, Nutzerkennung und Geolokation zwischengespeichert. Diese - im Rahmen des Algorithmus als *Termartefakte* bezeichneten - Datenobjekte dienen als Basissignal für das anschließende Clustering. Dabei werden inhaltlich übereinstimmende Termartefakte als isolierte Ähnlichkeitsgruppe betrachtet und das Clustering findet zeitgleich parallel aber strukturell getrennt für jede Gruppe statt. Wesentliche Unterschiede zum bekannten K-Means Verfahren bestehen etwa darin, dass die Anzahl k der möglichen Cluster nicht vorher bestimmt, sondern adaptiv an das gegenwärtige Datenaufkommen angepasst wird. Dazu wurde ein Gewichtungs- und Abtrennungsmechanismus entwickelt, welcher anwachsende Cluster mit vielen Elementen aber geringer

raumzeitlicher Dichte in kleinere Cluster zerteilt. Auf diese Weise können tatsächliche Cluster auf einfache Weise von Hintergründauschen abgetrennt werden. Darüber hinaus werden ältere Cluster, bei denen länger keine weiteren Elemente hinzugekommen sind, abschließend evaluiert, bei ausreichender Dichte und inhaltlicher Signifikanz in einer Datenbank persistiert und aus der aktiven Berechnung entfernt. Mit diesem Gleitfenster-Prinzip (engl. Sliding Window) kann sichergestellt werden, dass die Anzahl zu berücksichtigender Elemente überschaubar bleibt und z.B. stets für einen schnellen Zugriff im Arbeitsspeicher gehalten werden kann.

Ursächlich für die nun erkannten spatiotemporalen Cluster können neben tatsächlich kritischen Situationen natürlich auch vollkommen harmlose Ereignisse sein. Dazu zählen etwa Sportereignisse, Straßenfeste oder größere Konferenzen. Allein aufgrund der inhaltlichen Analyse kann ein vollautomatisches Verfahren nicht zuverlässig ermitteln, welche mögliche Kritikalität oder Relevanz einem Ereignis genau zukommt. An dieser Stelle wird das Ergebnis des Clusterings daher mit der interaktiven Visualisierung kombiniert, um Analytinnen und Analysten die Möglichkeit zu bieten, diese Entscheidung selbst zu treffen. Dazu werden die erkannten Cluster zunächst basierend auf der Bevölkerungsdichte sowie der historischen Frequenz des Inhalts im jeweiligen Gebiet normalisiert. Das heißt, es wird einerseits überprüft, wie sich die Größe des Clusters zur allgemeinen Nachrichtenfrequenz zur gegebenen Zeit verhält und andererseits wird errechnet, ob ein häufiges Vorkommen der entsprechenden Inhalte für diesen Ort ungewöhnlich ist. Je ungewöhnlicher - sprich unwahrscheinlicher - das Cluster gegebener Größe, desto bedeutsamer ist es im Rahmen der Abschätzung kritischer Ereignisse. Basierend auf dieser initialen Signifikanzgewichtung werden die für einen betrachteten Kartenausschnitt besten Kandidaten zur Anzeige ausgewählt. Sie werden dann als inhaltlich korrespondierende Bezeichner mit zur Gewichtung proportionaler Größe am jeweiligen Ort des Ereignisses repräsentiert. Um den verfügbaren Darstellungsraum dabei optimal auszunutzen, wird ein Partikel-basiertes Layout Verfahren angewandt, welches in höheren Zoomstufen eine leichtes Abweichen der Bezeichner vom eigentlichen Ort des Auftretens bis zu einem festgelegten Grad erlaubt. Darüber hinaus werden inhaltlich überlappende Bezeichner visuell akkumuliert, was einem Overfitting des Clusterings für niedere Zoomstufen der Karte automatisch entgegenwirkt. Durch die Kombination von Signifikanzgewichtung, Layoutverfahren und Aggregation werden so für jeden betrachteten Ausschnitt der Karte immer nur die Ereignisse angezeigt, welche in ihrer regionalen Relevanz in etwa der Toponymie der jeweiligen Ebene entsprechen. Es entsteht also ein semantischer Zoom, bei dem größere Ereignisse - wie etwa ein Hochwasser - durch die Vergrößerung auf der Karte in die einzelnen Sub-Ereignisse - wie etwa einen dadurch verursachten Stromausfall - zerfallen.

3 Datenkomplexität: Informationsklassifikation und Drill-Down

Wenn ein kritisches Ereignis - etwa eine Großschadenslage - einmal eingetreten ist, besteht meist die Anforderung, zuverlässig alle relevanten Informationen bezüglich des kritischen Ereignisses zu identifizieren und gleichzeitig mit der Informationsflut umzugehen. Bei dieser Aufgabe scheitern rein Schlüsselwort-basierte Anfragen häufig daran, dass sie entweder zu allgemeine Begriffe enthalten und daher zu viele Ergebnisse liefern oder zu spezifisch

sind und dann oft wichtige Dokumente auslassen. Um beide Aspekte - Genauigkeit (Precision) und Trefferquote (Recall) - in einem Erkennungs-Modell zu optimieren, kommen Klassifikatoren basierend auf maschinellen Lernverfahren in Frage. So sind etwa binäre Bayes-Klassifikatoren oder Support-Vektor-Maschinen aufgrund ihrer großen Mächtigkeit bei gleichzeitiger Konfigurationsarmut erfolgversprechende Ansätze, um relevante von nicht-relevanten Nachrichten bezüglich eines Ereignisses abzutrennen.

Bei der zeitkritischen Entscheidungsfindung besteht das Problem solcher Ansätze allerdings schon darin, dass vor der Anwendung ein erheblicher Aufwand investiert werden muss, um das Modell adäquat zu trainieren. Einmal erstellt, haben die Modelle dann eine statische Natur, die zwar dahingehend optimiert wurde, bestimmte Arten von Inhalten zuverlässig zu erfassen, die sich zugleich allerdings nur aufwendig auf plötzliche Änderungen in Inhalten oder Anforderungen anpassen lässt. Darüber hinaus wird von den Anwenderinnen und Anwendern erwartet, dass sie den Erkennungsmodellen vertrauen ohne ein tiefergehendes Verständnis für deren individuelle Wirkungsweise entwickelt zu haben. Das kann häufig zu einer falschen Einschätzung führen, welche Ergebnisse zu erwarten sind und welche vom Modell ignoriert werden.

Das zweite in der Arbeit vorgestellte Kernkonzept ergänzt das analytische Equipment. Es wird gezeigt, wie sich die Erstellung, Evaluation, Anpassung und Anwendung solcher Nachrichtenklassifikatoren durch interaktive visuelle Schnittstellen dynamisch optimieren lässt. Der Ansatz umfasst zwei Stufen, welche eng verknüpft sind und einen Arbeitsfluss von interaktivem Training und echtzeitfähiger Orchestrierung binärer Klassifikatoren beschreiben. In der ersten Stufe wird die „Black Box“ der Modellerstellung für Analytistinnen und Analysten geöffnet, indem sie das Klassifikator-Training in einer explorativen Weise überwachen und steuern können. Die einmal erstellten Modelle können dann in der zweiten Stufe interaktiv konfiguriert und durch logische Operatoren in einem Filter/Flow-Diagramm miteinander kombiniert werden. Aus dem gewonnenen Verständnis für die Modelle in der Trainings-Phase kann beim späteren Monitoring profitiert werden. Gleichzeitig können Einsichten aus dem Monitoring durch nachfolgende Trainingsiterationen externalisiert werden. Der Workflow führt somit zu stetigen wechselseitigen Verbesserungen.

3.1 Inter-Aktives Lernen

Beim herkömmlichen Active Learning werden Modelle dadurch trainiert, dass einer menschlichen Probandin oder einem Probanden wiederholt unsicher klassifizierte Dokumente angezeigt werden. Es wird dann dazu aufgefordert, diese als tatsächlich zugehörig oder nicht zugehörig zu einer Klasse zu markieren (engl. Labeling). Basierend auf den Markierungen wird das Modell vom Algorithmus dann inkrementell angepasst, bis die Klassifizierung zufriedenstellend ist. Obschon diese Methode bereits effizienter als reines Corpus Labeling ist, bietet sie keine Einsicht, wie das Training voranschreitet, wie sich das Modell entwickelt und inwiefern es bereits die mentale Konzeption der Klassen repräsentiert. Gerade bei der Erfassung von Echtzeitdaten aus sozialen Medien ist es jedoch von entscheidender Bedeutung, dass Analytistinnen und Analysten verstehen, welche Resultate von einem gegebenen Modell berücksichtigt werden.

Im Rahmen der Dissertation wurde daher ein Verfahren entwickelt, um die Entwicklung eines linearen Klassifikators während des Trainings auf Daten sozialer Medien visuell wiederzugeben. Um ein Modell für ein bestimmtes Thema zu erstellen - z.B. Nachrichten, die sich auf den Straßenverkehr beziehen - können zunächst archivierte Zeiträume aus einer Datenbank geladen werden. Die Nachrichten werden dann auf einer Karte dargestellt, welche eine räumliche und zeitliche Filterung der Ergebnismenge erlaubt. Mittels Stichwort-basiertem Bootstrapping kann nun auf Knopfdruck ein initialer Klassifikator generiert werden. Dies führt dazu, dass Nachrichten der beiden erkannten Klassen (d.h. Themenzugehörig und nicht Themenzugehörig) farblich gekennzeichnet werden. Zusätzlich werden Nachrichten mit besonders unsicherer Klassifizierung - d.h. solche, die sich z.B. im Falle einer SVM nahe der Entscheidungsgrenze befinden - mit speziellen Symbolen dargestellt. Die Aufgabe der Anwenderin oder des Anwenders besteht nun darin, mittels der Werkzeuge gute Beispiele für korrekt klassifizierte aber auch solche für inkorrekt klassifizierte Nachrichten zu finden. Zu diesem Zweck werden verschiedene Werkzeuge zur Verfügung gestellt, um die Inhalte zu untersuchen. Dazu gehören neben einer Textsuche und der bereits vorgestellten visuellen Ereignis-Indikation auch spezifische Explorationsverfahren. Beispielsweise können mittels einer virtuellen Lupe Inhalte aller Nachrichten in einem geographischen Bereich textuell aggregiert werden. Nach Auswahl einer relevanten, aber falsch klassifizierten Untermenge, kann dem System die Fehlklassifikation mitgeteilt werden. Dieses passt den Klassifikator dann entsprechend an und aktualisiert die Darstellung. Das Verfahren wird iterativ fortgesetzt, bis ein zufriedenstellendes Erkennungsergebnis erreicht wird. Hierzu kann das entstandene Modell stets anhand anderer archivierter Datensätze und mittels explorativer Auswertung überprüft werden. In einer Studie wurde gezeigt, dass dieses Vorgehen nicht nur ein zügiges Erstellen wirkungsvoller Klassifikatoren ermöglicht, sondern Analystinnen und Analysten auch einen erweiterten Einblick in die Wirkungsweise des erstellten Modells und seiner Zuverlässigkeit ermöglicht [HKBE12]. Insbesondere erlaubt die Vorgehensweise auch das kurzfristige Erstellen und Trainieren von Modellen, da sich ihre Qualität und Bereitschaft für den Einsatz zeitnah beurteilen lässt.

3.2 Adaptive Orchestrierung

Sobald die Modelle zum Einsatz kommen, sollten sie sich adaptiv auf die Bedingungen in der gegenwärtigen Monitoring-Umgebung einstellen lassen. Zu erwarten sind hier sowohl durch das Ereignis bedingte Änderungen im Kommunikationsverhalten als auch Änderungen der Anforderungen in der Erkennungsgenauigkeit oder der untersuchten Thematik. Um hier eine interaktive Orchestrierung und dynamische Anpassung der Klassifikatoren zu ermöglichen, wurde eine visuelle Filter/Flow-Metapher entwickelt. Klassifikatoren für verschiedene Themen können aus einer annotierten Datenbank geladen werden, um sie dann als Knoten eines Graphen darzustellen. Ein zentraler Wurzelknoten repräsentiert dabei stets die Menge aller Nachrichten, die in Echtzeit vom System eingesammelt wurden. Wenn Klassifikatoren hinzukommen, müssen sie per neuer Kante mit einem bestehenden Knoten verbunden werden und repräsentieren dann die Menge aller gefilterten Nachrichten, die nach der Klassifikation in der jeweils positiven Klasse verbleiben.

Schaltflächen an den Knoten erlauben die nachträgliche Konfiguration der Klassifikatoren, um beispielsweise die Gewichtung zwischen mehr Genauigkeit oder höherer Trefferquote dynamisch anzupassen. Darüber hinaus können verschiedene Knoten mittels der Mengenoperatoren Vereinigung, Schnitt und Komplement verknüpft werden. Die Operatoren werden als kleinere Knoten dargestellt, welche jeweils bestehende Knoten miteinander verbinden und das Resultat der Operation repräsentieren. Beispielsweise können zwei Basis-Klassifikatoren für verkehrsbezogene und unfallbezogene Nachrichten durch Schnittmengebildung kombiniert werden, um ein Erkennungsmodul für Verkehrsunfälle zu erhalten. Mit dem Werkzeug zur Orchestrierung können die einmal erstellten Klassifikatoren in Echtzeit an das aktuelle Szenario angepasst und zu komplexeren ad-hoc Erkennungsstrukturen kombiniert werden. Zugleich lassen sie sich auch fortwährend anhand der aktuellen Situation evaluieren. Mit Werkzeugen zur direkten Suche und Exploration, wie sie in den vorangegangenen Abschnitten vorgestellt wurden, kann die Untersuchung über die automatische Erfassung hinausgehen. So lässt sich dann beurteilen, ob die Leistungsfähigkeit noch angemessen und die Anpassungen wirkungsvoll sind. Sollte dies nicht mehr der Fall sein, kann der Klassifikator in einer erweiterten Trainingsiteration, wie in der vorherigen Stufe beschrieben, kurzfristig auf die veränderte Situation angepasst werden.

4 Evaluation: Die ScatterBlogs Platform

Um die Leistungsfähigkeit und das Zusammenspiel der vorgestellten Komponenten im Rahmen des analytischen Modells zu evaluieren, wurden alle Verfahren als Teil der interaktiven Visual Analytics Anwendung *ScatterBlogs* implementiert. Ein Visual Analytics System ist eine Verbindung dreier Elemente: Algorithmische Methoden, visuelle Schichtstellen und der Person, die sie bedient. Seine Leistungsfähigkeit kann daher nur dann akkurat beurteilt werden, wenn die Software von einer erfahrenen Analytistin oder einem Analytisten komplementiert wird. Um die Nützlichkeit der Ansätze der Doktorarbeit zu untersuchen, wurden daher Nutzer- und Expertenstudien mit unterschiedlichen Gruppen durchgeführt. Als abschließende Evaluation fand eine großangelegte Studie mit 29 Domänenexpertinnen und -experten in den Bereichen Bevölkerungsschutz und Schutz kritischer Infrastrukturen statt. Um die Studie durchzuführen, wurden im Vorfeld umfassend Twitter-Daten während der Hochwasserkatastrophe 2013 in Deutschland aufgezeichnet. Für die Studie wurden diese dann in einer Echtzeit-Simulation der Lageeinschätzung eingespielt. Eine Besonderheit der Studie lag darin, verschiedene Sichtweisen auf das Problem und die vorgelegte Lösung zu erfassen. So konnten acht unterschiedliche Institutionen, einschließlich dem Bundesamt für Bevölkerungsschutz und Katastrophenhilfe (BBK), dem Gemeinsamen Melde und Lagezentrum des Bundes und der Länfer (GMLZ) sowie die Stromkonzerne EnBW und DB Netze für die Teilnahme gewonnen werden.

Basierend auf den tatsächlichen Ereignissen im Zeitraum, wurden analytische Aufgaben und Erfolgskriterien festgelegt, welche mittels der Anwendung und den analytischen Kernkonzepten zu bewältigen waren. Dazu gehörten etwa die Erkennung der Hochwasserlage und die Beurteilung ihrer Schwere in verschiedenen Städten, die Beschreibung von Gegenmaßnahmen, welche sich in der Bevölkerung beobachten ließen oder das Auffinden von Bedrohungen für kritische Infrastrukturen. Neben der formalen Bewältigung der Aufgaben,

wurde auch beobachtet, welche Probleme und Verbesserungsmöglichkeiten sich bei der Benutzung des Systems ergaben. Darüber hinaus wurden Anmerkungen der Analytistinnen und Analysten aufgezeichnet, ein Fragebogen zum Umgang mit den Analysemethoden ausgehändigt, und ein abschließendes informelles Feedback erfragt.

Die Auswertung der Studie ergab, dass die Analyse mit ScatterBlogs eine signifikante Bereicherung für die Informationsbeschaffung und -Beurteilung in der zeitkritischen Lageeinschätzung darstellt. Gegenüber der bisher manuellen Analyse der sozialen Medien oder dem Einsatz herkömmlicher Informationskanäle waren die Expertinnen und Experten in der Lage, ungewöhnliche Entwicklungen frühzeitig zu erkennen, abzuschätzen und tiefergehend auszuwerten. Die meisten der gestellten Aufgaben wurden mit großem Erfolg und innerhalb kurzer Zeit bewältigt. Entsprechend positiv fielen das formelle sowie das informelle Feedback aus. Gelobt wurden insbesondere die Echtzeitfähigkeit der Ansätze, die Verknüpfung von automatischer Datenorganisation und -aggregation mit visueller Repräsentation sowie die Möglichkeiten zur Bewältigung der Datenflut mit intuitiven und mächtigen Werkzeugen. Als Ansatzpunkte für zukünftige Verbesserungen wurden unter anderem die Entwicklung von mehrstufigen Datenschutzz Konzepten, Möglichkeiten zur automatischen Beurteilung der Vertrauenswürdigkeit von Information sowie dem Einsatz gewohnter Konventionen und Symbolik aus dem Bereich Leitstellensoftware genannt.

5 Zusammenfassung der Beiträge, Generalisierung und Ausblick

Die vorgelegte Dissertation hat vier maßgebliche Anforderungen identifiziert, die zur Erreichung umfassender Lagebeurteilung aus Daten sozialer Medien erfüllt werden müssen. Sie umfassen Fragen der geospatialen Kontextualisierung, zuverlässigen Erfassung, des entfernten Zugriffs und der Verwaltung der Daten. Die daraufhin entwickelten Ansätze dienen als Muster, um die spezifischen Probleme in diesem Bereich und ähnliche Probleme in verwandten Bereichen zu bewältigen. Durch die Verbindung der Kernkonzepte in einem übergreifenden analytischen Modell wurde veranschaulicht, wie zentrale Ideen der Visual Analytics dazu dienen können, Herausforderungen mit umfassenden textuellen Echtzeitdaten zu bewältigen. Durch die Implementierung einer integrierten Visual Analytics Software konnte der Ansatz von Expertinnen und Experten auf realen Daten getestet werden. Die Nützlichkeit und Anwendbarkeit der Verfahren sowie des übergreifenden analytischen Modells wurden abschließend in einer großangelegten Evaluation validiert.

Durch die Erkenntnisse, die im Rahmen der Entwicklung gewonnen wurden, gelang es darüber hinaus, die Konzeption des noch jungen Forschungsfelds Visual Analytics weiterzuentwickeln. Im Rahmen der Dissertation wurde gezeigt, wie sich die Anforderungen von gerichteter *Erkennung* und ungerichteter *Entdeckung* im analytischen Prozess eng mit den Grundkonzepten *überwachten* und *unüberwachten* maschinellen Lernens in Bezug setzen lassen. Um die visuelle Analyse von textuellen Echtzeitdaten zu ermöglichen, müssen sich beide Fähigkeiten gegenseitig ergänzen. Beispielsweise kann zunächst die unüberwachte Clusteranalyse dazu dienen, relevante Ereignisse zu entdecken und somit Einstiegspunkte für die Analyse zu liefern. Anschließend können Erkennungsmodelle dann mittels überwachten Lernens perfekt auf die gegenwärtige Monitoring-Situation angepasst

und das Erkennen sämtlicher relevanter Information sichergestellt werden. Über bestehende Ansätze hinausgehend wurde zudem gezeigt, wie sich diese Fähigkeiten komplementiert einsetzen lassen. In der Analyse entsteht dabei eine Schleife, in der zunächst Interessantes entdeckt wird, was dann zum Aufbau der Fähigkeit zur Erkennung führt. Diese Fähigkeit kann wiederum genutzt werden, um tiefergehend in die Analyse einzusteigen und eine erneute Entdeckung in dem nun durch die Erkennung vor-gefilterten Datensatz zu ermöglichen. So entsteht eine Schleife, in der sich iterativ das Verständnis für die verfügbaren Daten, die Mächtigkeit der Modelle zu ihrer Auswertung und die Qualität der ermittelten Ergebnisse kontinuierlich verbessern lassen.

Die hier entstandene Forschung lässt sich nebst der Anknüpfungspunkte, die sich schon aus der Evaluation ergaben, in viele unterschiedliche Richtungen weiterdenken. So stehen etwa neuartige Ansätze zum Datenschutz durch Aggregation oder der automatisierten Beurteilung der Glaubwürdigkeit von Inhalten bereits jetzt im Fokus der Anstrengungen. Weitere spannende Forschungsfelder ergeben sich in der algorithmischen Berücksichtigung von Bild- und Videoinhalten der mit den Beiträgen verknüpften Medien. Da diese im Bereich der Lageeinschätzung ebenfalls eine herausragende Rolle spielen, könnten in naher Zukunft auch Beiträge der Computer-Vision und Bildähnlichkeit dazu beitragen, eine breite Vorfilterung, Aggregation und Anomalie-Erkennung zu ermöglichen. Natürlich resultiert auch hier wieder eine Herausforderung aus der schieren Menge an Echtzeitdaten. Simple und damit zugleich performante Verfahren können eingesetzt und deren inhärente Einschränkungen durch Visualisierungen effektiv kompensiert werden.

Literaturverzeichnis

- [HKBE12] Florian Heimerl, Steffen Koch, Harald Bosch, and Thomas Ertl. Visual classifier training for text document retrieval. *IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics*, 18(12):2839–2848, 2012.
- [Tho15] Dennis Thom. *Visual Analytics of Social Media for Situation Awareness*. Universität Stuttgart (OPUS), Stuttgart, 2015.



Dr. rer. nat. Dennis Thom wurde am 7. Mai 1982 in Esslingen am Neckar geboren. Seine Hochschulreife hat er am Georgii-Gymnasium in Esslingen und der Friedrich-Ebert-Schule in Esslingen-Zell erworben. Er hat das Studium der Informatik an der Universität Stuttgart im Jahr 2010 absolviert und wurde ebendort im März 2015 promoviert. Seit 2011 war er als wissenschaftlicher Mitarbeiter am Institut für Visualisierung und Interaktive Systeme (VIS) beschäftigt. Seine wissenschaftlichen Interessen liegen in den Bereichen Datenvisualisierung, Mensch-

Computer-Interaktion und maschinelles Lernen. Seit Anfang 2016 ist Dennis Thom Gründungsmitglied bei ScatterBlogs, einer vom Bundesministerium für Wirtschaft und Energie (BMWi) geförderten Ausgründung an der Universität Stuttgart.