



**BERGISCHE
UNIVERSITÄT
WUPPERTAL**

**Informative Funktion der digitalen Kommunikation im
psychosozialen Krisenmanagement**

Erkenntnisse und Grundlagen für ein psychosoziales Lagebild des
digitalen Raumes

**Dissertation zur Erlangung des akademischen Grades einer
Doktorin der Ingenieurwissenschaften**

in der Fakultät für Maschinenbau und Sicherheitstechnik
der **Bergischen Universität Wuppertal**

vorgelegt von
Francesca Müller, geb. Sonntag
aus Siegburg

Datum der Einreichung: 09.01.2025
Datum der Verteidigung: 31.03.2025

Erstgutachter: Prof. Dr.-Ing. Frank Fiedrich
Zweitgutachter: Prof. Dr. Harald Karutz

Abstract

Every year, thousands of people are affected by the consequences of crises and disaster situations. They often find themselves without access to electricity or water, cut off from the outside world, or confronted with profound insecurity stemming from the potential threat and unpredictability of such situations. Recent incidents, such as the attack on the Magdeburg Christmas Market in December 2024, highlight not only the vulnerability of modern societies to such situations but also the far-reaching psychosocial consequences that extend far beyond those directly affected. For instance, this incident led many people to reflect on the possibility of further attacks at other Christmas markets. This development, particularly in light of comparable events such as the 2016 Berlin Christmas market attack, influenced the population's subjective sense of security and underscores the need to place greater emphasis on psychosocial aspects within crisis management.

Effective crisis management, therefore, requires the adequate consideration of psychosocial aspects in decision-making and planning processes, *i.e.* psychosocial crisis management. To make informed decisions in psychosocial crisis management, it is essential to have access to information such as the number of directly and indirectly affected individuals, their sociodemographic characteristics, as well as their individual needs and resources. This information is compiled into a so-called psychosocial situation picture. However, collecting such data is challenging, as many psychosocial processes are highly individual and often not directly visible from the outside. Consequently, situational assessments in psychosocial crisis management rely heavily on either direct statements from affected individuals or indicators that allow conclusions to be drawn about the psychosocial situation.

The analysis of communication within the digital interaction space, particularly on social media, presents a promising approach in this context. During crises and disaster situations, the global public follows the damage's extend through social networks. Information and updates shared on social media about such situations offer a potentially valuable foundation for data collection and can thus support situational awareness in crisis management. Analyzing this data makes it not only possible to capture the public's perception and understanding of the situation but also to tailor measures accordingly. This creates the basis for establishing a psychosocial situation picture of the digital space and enhances decision-making in psychosocial crisis management.

Within the contextual framework of these three dimensions — “situational assessment in crisis management”, “psychosociality”, and “web-based interaction space” — this thesis addresses three central research questions. These questions focus on how the web-based interaction space can be utilized as an information source in psychosocial crisis management and what implications arise for creating a psychosocial situation picture of the digital space. To answer these questions, a variety of methodological approaches were employed, including qualitative and quantitative, experimental and non-experimental, participatory and observational, as well as deductive and inductive methods. The aim was to systematically analyze the psychosocial usage of social media in crisis and disaster situations regarding both, the population's perspective, and the viewpoint of authorities and organizations with security responsibilities.

To analyze the population's perspective, two complementary surveys have been conducted. On the one hand, a representative panel survey among German internet users has been carried out to capture general trends and attitudes. On the other hand, an event-specific open web survey on the 2021 flood disaster in the Euskirchen district has been conducted to gain insights into the usage of social media in a specific crisis situation. As part of the selected focus on the perspective of authorities and organizations with security responsibilities, the technical possibilities for extracting psychosocial information from social media have been examined in a comprehensive scoping review. From an initial pool of 932 studies, 128 thematically relevant works have been identified and analyzed. Furthermore, manual approaches for extracting the required information have been derived from a detailed investigation of the organizational procedures of Virtual Operations Support Teams. This has encompassed the development of process models for collaboration based on the Business Process Model and Notation 2.0, along with qualitative insights derived from World Café discussions and working groups. The practical applicability of the findings has been validated through a multiple case study on two hydrological extreme events in Germany: the Christmas Flood of 2023 and the June Flood of 2024. Over 700,000 social media posts have been analyzed in this context.

The results show that the population actively uses social media to communicate psychosocial aspects during crises and disaster situations, revealing a discrepancy between perceived and actual usage of social media. For capturing this digital communication, both technical and manual approaches exist. Technical approaches primarily focus on lexicon-based methods to analyze emotions and sentiment, while manual analysis by Virtual Operations Support Teams provides a well-established complement with a stronger emphasis on operational and dynamic information extraction from social media. The case studies on the Christmas Flood of 2023 and the June Flood of 2024 further demonstrate that peaks in digital activity correlate with key moments in real-world events and exhibit characteristic phase patterns in topic development. Communication during crises and disasters was found to be particularly emotionally intense, especially concerning the emotions of anger, fear, and sadness. Moreover, a direct connection between expressed needs and offered resources highlights the population's willingness to provide digital support.

The triangulation of these findings illustrates that data from social media alone cannot provide a complete foundation for a psychosocial situation picture. However, they can serve as an early warning system for psychosocial developments in the digital space. By systematically capturing indicators such as mood changes, emerging needs, and collective behaviors, social media analysis offers valuable approaches to supporting psychosocial crisis management.

Kurzzusammenfassung

Jährlich sind Tausende Menschen von den Auswirkungen von Krisen- und Katastrophensituationen betroffen. Sie finden sich beispielsweise ohne Zugang zu Strom oder Wasser wieder, werden von der Außenwelt abgeschnitten oder sehen sich mit einer tiefen Verunsicherung konfrontiert, die aus der potenziellen Bedrohung und Unvorhersehbarkeit solcher Situationen resultiert. Aktuelle Ereignisse wie der Anschlag auf den Magdeburger Weihnachtsmarkt im Dezember 2024 verdeutlichen nicht nur die Anfälligkeit moderner Gesellschaften gegenüber Krisensituationen, sondern auch die weitreichenden psychosozialen Folgen, die weit über die direkt Betroffenen hinausreichen. So führte dieser Vorfall dazu, dass sich viele Menschen auch auf anderen Weihnachtsmärkten Gedanken über die Möglichkeit weiterer Anschläge machten. Diese Entwicklung, insbesondere durch die Erinnerung an vergleichbare Ereignisse wie den Anschlag am Berliner Breitscheidplatz im Jahr 2016, beeinflusste das subjektive Sicherheitsempfinden der Bevölkerung und verdeutlicht die Notwendigkeit, psychosoziale Aspekte stärker in den Fokus des Krisenmanagements zu rücken.

Ein effektives Krisenmanagement erfordert daher die angemessene Berücksichtigung psychosozialer Aspekte bei Entscheidungsfindung und Maßnahmenplanung, sogenanntes Psychosoziales Krisenmanagement. Für fundierte Entscheidungen im Psychosozialen Krisenmanagement ist es jedoch essenziell, über Informationen wie unter anderem die Anzahl der direkt und indirekt Betroffenen, ihre soziodemografischen Merkmale sowie ihre individuellen Bedarfe und Ressourcen zu verfügen. Diese Informationen werden in einem sogenannten Psychosozialen Lagebild zusammengeführt. Die Erhebung solcher Daten gestaltet sich jedoch als herausfordernd, da viele psychosoziale Prozesse individuell sind und von außen oft nicht unmittelbar erkennbar sind. Daher ist die Lagefeststellung im Psychosozialen Krisenmanagement besonders auf direkte Aussagen der betroffenen Personen oder Indikatoren angewiesen, die Rückschlüsse auf die psychosoziale Situation erlauben.

Hier bietet die Analyse der Kommunikation im digitalen Interaktionsraum, insbesondere in sozialen Medien, eine vielversprechende Möglichkeit. Während Krisen- und Katastrophensituationen jeder Art verfolgt die globale Öffentlichkeit das Ausmaß der Verwüstung über soziale Netzwerke. Die in sozialen Medien geteilten Informationen und Aktualisierungen zu Krisensituationen bieten potenziell eine wertvolle Grundlage zur Datensammlung und können damit das Situationsbewusstsein im Krisenmanagement unterstützen. Die Analyse dieser Daten ermöglicht es nicht nur, die Wahrnehmung und das Verständnis der Situation seitens der Bevölkerung zu erfassen, sondern auch Maßnahmen gezielt darauf abzustimmen. Dadurch wird die Basis geschaffen, um ein Psychosoziales Lagebild des digitalen Raumes zu erstellen und die Entscheidungsgrundlagen im Psychosozialen Krisenmanagement zu erweitern.

In diesem kontextuellen Rahmen der drei Dimensionen „Lagefeststellung im Krisenmanagement“, „Psychosozialität“ und „netzbasierter Interaktionsraum“ widmet sich die vorliegende Arbeit anhand von drei zentralen Forschungsfragen dem Untersuchungsfokus, wie der netzbasierte Interaktionsraum als Informationsquelle im Psychosozialen Krisenmanagement genutzt werden kann und welche Implikationen sich daraus für die Erstellung eines psychosozialen Lagebilds des digitalen Raumes ergeben. Zur Beantwortung dieser Fragestellungen wurden eine Vielzahl methodischer Ansätze herangezogen, die

qualitative und quantitative, experimentelle und nicht-experimentelle, partizipative und beobachtende sowie deduktive und induktive Verfahren umfassen. Ziel war es, sowohl die Perspektive der Bevölkerung als auch die Sichtweise von Behörden und Organisationen mit Sicherheitsaufgaben auf die psychosoziale Nutzung sozialer Medien in Krisen- und Katastrophensituationen systematisch zu analysieren.

Zur Analyse der Bevölkerungsperspektive wurden zwei sich ergänzende Befragungen durchgeführt. Einerseits erfolgte eine repräsentative Panelbefragung unter deutschen Internetnutzern, um allgemeine Trends und Einstellungen zu erfassen. Andererseits wurde eine ereignisspezifische offene Webumfrage zur Flutkatastrophe 2021 im Kreis Euskirchen durchgeführt, um konkrete Einblicke in die Nutzung sozialer Medien in einer spezifischen Krisensituation zu gewinnen. Die technischen Möglichkeiten zur Extraktion psychosozialer Informationen aus sozialen Medien (ausgewählte Aspekte der Perspektive der Behörden und Organisationen mit Sicherheitsaufgaben) wurden in einer umfassenden Scoping Review untersucht. Aus ursprünglich 932 Studien konnten 128 thematisch relevante Arbeiten identifiziert und analysiert werden. Zudem wurden manuelle Möglichkeiten aus einer detaillierten Untersuchung der organisationalen Vorgehensweise von Virtual Operations Support Teams abgeleitet. Hierbei wurden sowohl Prozessmodelle zur Kollaboration basierend auf der Business Process Model and Notation 2.0 entwickelt als auch qualitative Erkenntnisse aus World-Café-Diskussionen und Arbeitsgruppen gewonnen. Die praktische Anwendbarkeit der gewonnenen Erkenntnisse wurde durch eine Mehrfallstudie zu zwei hydrologischen Extremereignissen in Deutschland validiert: das Weihnachtshochwasser 2023 und das Juni-Hochwasser 2024. Dabei wurden über 700.000 Beiträge aus sozialen Medien analysiert.

Die Ergebnisse zeigen, dass die Bevölkerung Soziale Medien aktiv zur Kommunikation psychosozialer Aspekte in Krisen- und Katastrophensituationen nutzt, wobei sich eine Diskrepanz zwischen wahrgenommener und tatsächlicher Nutzung der Sozialen Medien offenbart. Zur Erfassung dieser digitalen Kommunikation existieren sowohl technische als auch manuelle Vorgehensweisen: Technische Ansätze fokussieren primär auf lexikonbasierte Analysemethoden zur Erfassung von Emotionen und Sentiment, während die manuelle Analyse durch Virtual Operations Support Teams eine etablierte Ergänzung darstellt, die einen stärkeren Fokus auf die einsatzbezogene und dynamische Erfassung von Informationen aus den Sozialen Medien bewirkt. Die Fallstudien zum Weihnachtshochwasser 2023 und Juni-Hochwasser 2024 verdeutlichen zudem, dass digitale Aktivitätshöhepunkte mit analogen Ereignishöhepunkten korrelieren und charakteristische Phasenmuster in der Themenentwicklung aufweisen. Die Kommunikation erweist sich dabei in der Krisen- und Katastrophensituation als emotional intensiver, insbesondere hinsichtlich der Emotionen Wut, Angst und Trauer. Ein direkter Zusammenhang zwischen geäußerten Bedarfen und angebotenen Ressourcen unterstreicht darüber hinaus die digitale Unterstützungsbereitschaft der Bevölkerung. Die Triangulation dieser Erkenntnisse verdeutlicht, dass Daten aus sozialen Medien allein keine vollständige Grundlage für ein psychosoziales Lagebild darstellen. Dennoch können sie als Frühwarnsystem für psychosoziale Entwicklungen im digitalen Raum dienen. Durch die systematische Erfassung von Indikatoren wie Stimmungsveränderungen, aufkommenden Bedarfen und kollektiven Verhaltensweisen bieten sie wertvolle Ansätze zur Unterstützung des Psychosozialen Krisenmanagements.

Danksagungen

Zuallererst möchte ich mich von Herzen bei Prof. Frank Fiedrich bedanken, der mich als Doktorvater über den gesamten Prozess hinweg begleitet hat. Seine stetige Motivation, genauer hinzuschauen, sich nicht zu verrennen und den Dingen die nötige Zeit zu geben, haben mich in meiner wissenschaftlichen Entwicklung wesentlich geprägt. Als Leiter des Fachgebiets war er nicht nur Chef, sondern auch Teambuilder, der stets ein offenes Ohr für berufliche wie private Anliegen hatte. Besonders in der Endphase der Dissertation hat er mich intensiv unterstützt und maßgeblich dazu beigetragen, dass meine Vorstellungen hinsichtlich der Abgabefristen und der Disputation realisiert werden konnten.

Mein besonderer Dank gilt auch Prof. Harald Karutz für seine Betreuung in der entscheidenden Endphase, seine beruhigenden und gleichzeitig bestärkenden Worte von der Einreichung bis zur Verteidigung sowie den wertvollen inhaltlichen Austausch, der hoffentlich den Grundstein für zukünftige gemeinsame Forschungsschwerpunkte bildet. Darüber hinaus danke ich Prof. Anke Kahl und Prof. Roland Goertz für die Übernahme der Funktionen in der Prüfungskommission.

Ein ganz besonderer Dank gilt Dr.-Ing. Sylvia Bach – meiner Betreuerin durch alle Höhen und Tiefen des Dissertationsprozesses. Mit ihrer Geduld, Offenheit und enormen fachlichen wie menschlichen Stärke war sie mir stets eine Stütze und ein Vorbild. Ohne ihre Motivation, Korrekturen trotz eigener beruflicher Belastung und ihre Verlässlichkeit hätte ich den Weg nicht so sicher beschreiten können.

Mein aufrichtiger Dank geht ebenso an Jacqueline Oppers – nicht nur Bürokollegin, sondern auch Schwester im Herzen. Du hast in vielerlei Hinsicht diesen Weg mitgetragen, besonders in der stressigen Endphase. Deine Unterstützung, dein offenes Ohr und dein sprachliches Feingefühl haben die Arbeit in ihrer finalen Form wesentlich geprägt.

Außerdem danke ich meinen (teilweise ehemaligen) Kolleginnen und Kollegen für die fachliche wie persönliche Begleitung: Dr. Ramian Fathi, der mich ursprünglich auf den Weg der Promotion brachte; Dr. Bo Tackenberg, dessen trockener Humor und Siebträgermaschine viele Tage verschönten; Yannic Schulte, mit dem der Austausch stets eine wohltuende Pause war; Saskia Kretschmer, deren motivierende Worte immer zur richtigen Zeit kamen; Dr. Patricia Schütte, ein Vorbild in Disziplin; Marina Bier, mit der eine gegenseitige Motivation in der Endphase entstand; Marvin Kubitza, der mich im Projekt als Student enorm entlastet hat; und Dr. Tim Lukas, dessen soziologische Perspektiven und sprachlicher Stil indirekt einen besonderen Beitrag zur Arbeit leisteten.

Für die produktive Zusammenarbeit im Forschungsprojekt und die wertvollen Anregungen danke ich auch Junior-Prof. Samuel Tomczyk und Prof. Lars Tutt – insbesondere Samuel für den intensiven Austausch im Rahmen gemeinsamer Publikationen und sein stets offenes Ohr.

Ein weiterer Dank gilt allen digitalen Freiwilligen in den deutschen Virtual Operations Support Teams, der Abteilung Gefahrenabwehr des Kreises Euskirchen sowie allen Studententeilnehmerinnen und -teilnehmern. Durch ihre Mitwirkung und den geteilten Input wurde diese Forschung überhaupt erst möglich.

Von Herzen danke ich meiner Familie und meinen Freundinnen und Freunden – meinen Eltern, Geschwistern, der angeheirateten Familie und meinem engen Freundeskreis. In den vergangenen Jahren, besonders im letzten Jahr, musstet ihr oft auf mich verzichten oder euch meine wiederkehrenden Berichte zur Forschung anhören. Mit eurer Geduld, eurem Verständnis und stetigem Interesse an meinem Fortschritt und Befinden habt ihr mir Halt gegeben. Eure Unterstützung – emotional, praktisch und moralisch – war eine der wichtigsten Säulen auf diesem Weg.

Abschließend danke ich meinem Ehemann Stefan. Du hast mich in allen Phasen mit unermüdlicher Geduld, Vertrauen und Liebe begleitet. Trotz eigener Herausforderungen und Dissertation hast du mir Raum und Rückhalt gegeben, meine Sorgen geteilt und mich mit aufbauenden Gesprächen und deinem tiefen Verständnis getragen. Deine Unterstützung war und ist weit mehr als selbstverständlich.

Bonn, den 20. Mai 2025
Francesca Müller

Inhaltsverzeichnis

Abstract	i
Kurzzusammenfassung	iii
Danksagungen	v
Tabellenverzeichnis	xi
Abbildungsverzeichnis	xii
Abkürzungsverzeichnis	xiii
1 Einleitung	1
1.1 Forschungsgegenstand	3
1.2 Forschungsziele und -fragen	4
1.3 Aufbau der Arbeit	6
2 Aktueller Forschungsstand	9
2.1 Psychosoziales Krisenmanagement	10
2.1.1 Grundlagen des Psychosozialen Krisenmanagements	12
2.1.2 Psychosoziale Einflüsse von Krisen- und Katastrophensituationen	15
2.1.3 Psychosoziale Notfallversorgung	18
2.1.4 Lagebild Bevölkerungsverhalten	20
2.2 Nutzung sozialer Medien durch die Bevölkerung	25
2.2.1 Definition und Konzeptualisierung „Soziale Medien“	25
2.2.2 Nutzung Sozialer Medien durch die Bevölkerung im Alltag	26
2.2.3 Nutzung Sozialer Medien durch die Bevölkerung in Krisen und Katastrophensituationen	29
2.3 Lagebild des digitalen Raumes in Krisen- und Katastrophensituationen	32
2.3.1 Integration Sozialer Medien in das Krisenmanagement	33
2.3.2 Virtual Operations Support Teams	35
2.3.3 Methoden zur Analyse von Sozialen Medien	40
2.3.4 Psychosoziale Erkenntnisse aus Sozialen Medien	46
2.4 Zwischenfazit	50
3 Forschungsmethodologie	53
4 Selbstberichtete Nutzungsmuster Sozialer Medien (RQ1)	57
4.1 Hintergrundinformationen zum Ereignis: Flutkatastrophe 2021	58
4.2 Methodische Vorgehensweise	59
4.2.1 Datengewinnung: Panelbefragung und offene Webumfrage	59
4.2.2 Datenanalyse: Quantitative und qualitative Analyseverfahren	61
4.3 Ergebnisdarstellung	63
4.3.1 Deskriptive und berichtete Merkmale der Nutzung Sozialer Medien in Krisen- und Katastrophensituationen	63
4.3.2 Einflussfaktoren auf die Nutzung Sozialer Medien in Krisen- und Katastrophensituationen	66
4.3.3 Psychosoziale Rolle der Sozialen Medien in Krisen- und Katastrophensituationen	73

4.4	Vergleichende Diskussion der Ergebnisse	80
4.5	Zwischenfazit	83
5	Technische Vorgehensweisen für die Analyse Sozialer Medien (RQ2a)	85
5.1	Übersicht und Abgrenzung von vorhandenen Reviews	85
5.2	Methodische Vorgehensweise	87
5.2.1	Datengewinnung: Literaturrecherche – Suchstring-basiert	87
5.2.2	Datenanalyse: Scoping Review nach JBI Methodologie	89
5.3	Ergebnisdarstellung	90
5.3.1	Merkmale der einbezogenen Studien	90
5.3.2	Erkenntnisse zur technischen Vorgehensweise der Analyse Sozialer Medien in wissenschaftlichen Studien mit psychosozialem Fokus . . .	93
5.3.3	Zusammenfassung der Empfehlungen und Erkenntnisse für Entscheidungstragende zur Nutzung Sozialer Medien	96
5.4	Vergleichende Diskussion der Ergebnisse	98
5.5	Zwischenfazit	99
6	Manuelle Vorgehensweisen für die Analyse Sozialer Medien (RQ2b)	101
6.1	Methodische Vorgehensweise	101
6.1.1	Datengewinnung: Unstrukturierte Beobachtungen, Arbeitsgruppen und World-Café	102
6.1.2	Datenanalyse: Qualitative Analyseverfahren	104
6.2	Ergebnisdarstellung	105
6.2.1	Vorgehensweise von deutschen Virtual Operations Support Teams: Makroperspektive	106
6.2.2	Arbeitsweise der Mitglieder von deutschen Virtual Operations Support Teams: Mikroperspektive	111
6.2.3	Beitrag deutscher Virtual Operations Support Teams zum Psychosozialen Lagebild des digitalen Raumes	115
6.3	Vergleichende Diskussion der Ergebnisse	118
6.4	Zwischenfazit	119
7	Fallstudie: Psychosoziale Lageinformationen während Hochwasserereignissen in Deutschland (RQ3)	121
7.1	Hintergrundinformationen zu den betrachteten Hochwasserereignissen . . .	122
7.2	Methodische Vorgehensweise	123
7.2.1	Datengewinnung und -aufbereitung: Monitoring Sozialer Medien . .	123
7.2.2	Datenanalyse: Techniken des Machine Learning und lexikon-basierte Ansätze	126
7.3	Ergebnisdarstellung	128
7.3.1	Allgemeine und inhaltliche Erkenntnisse	128
7.3.2	Erkenntnisse der Sentiment-Analyse	133
7.3.3	Psychosoziale Erkenntnisse	138
7.4	Vergleichende Diskussion der Ergebnisse	141
7.5	Zwischenfazit	143
8	Schlussbetrachtung	145
8.1	Wissenschaftlicher Beitrag	145
8.2	Zielgruppenspezifische Implikationen	147
8.3	Limitationen und Ausblick	148

8.4 Fazit als zusammenfassende Beantwortung der Forschungsfragen	150
9 Literaturverzeichnis	155
Anhang	191
Abbildungsverzeichnis für den Anhang	192
Tabellenverzeichnis für den Anhang	193
A Methodische Konstrukte zur Erfassung der Bevölkerungsperspektive	197
A.1 Fragestellungen der durchgeführten Panelbefragung	197
A.2 Fragestellungen der durchgeführten offenen Webumfrage	216
A.3 Kodierschema für die qualitative Inhaltsanalyse ausgewählter offener Fragestellungen	238
A.4 Ergänzende Ergebnisdarstellung der statistischen Analysen	243
B Protokollierung und Ergebnisübersicht der Scoping Review	267
B.1 Preferred Reporting Items for Systematic reviews and Meta-Analyses extension for Scoping Reviews (PRISMA-ScR) Checklist	267
B.2 Suchstrategie	271
B.3 Ein- und Ausschlusskriterien der Scoping Review	274
B.4 Überblick über verglichene Reviews	276
B.5 Charakterisierungstabelle	279
B.6 Ergebnisübersicht der Charakteristika aller einbezogenen Artikel	284
C Erfassung der Arbeits- und Vorgehensweise deutscher Virtual Operations Support Teams	309
C.1 Fragestellungen der World-Café Sessions	309
C.2 Aufgabenstellungen der Fokusgruppen	310
C.3 Protokollvorlage zur Dokumentation der Diskussionen im Rahmen der World-Cafés und Arbeitsgruppen	311
C.4 Informationsblatt für die Gastgebenden der World-Cafés	312
C.5 Kodierschema für die qualitative Inhaltsanalyse der Protokolle des VOST-Workshops	315
C.6 Zusammenfassung des Business Process Model and Notation Version 2.0	320
D Technisch unterstützte Erstellung eines Psychosozialen Lagebildes des digitalen Raumes	323
D.1 Kodierschema I für die manuelle Kodierung der Kurznachrichten von Sozialen Medien - Weihnachtshochwasser 2023	323
D.2 Kodierschema II für die manuelle Kodierung der Kurznachrichten von Sozialen Medien - Juni-Hochwasser 2024	334
D.3 Ergänzende Abbildungen und Tabellen	340
D.4 Wortlisten zur Identifikation von Bedarfen und Ressourcen	375

Tabellenverzeichnis

1	Übersicht über bestehende Definitionen des „Situationsbewusstseins“	21
2	Übersicht der verschiedenen Rollen in einem Virtual Operations Support Team	39
3	Online-Befragungen: Zusammenfassung der Stichproben	59
4	Nutzungshäufigkeiten von Sozialen Medien in vergangenen und -wahrscheinlichkeiten in zukünftigen Krisen- und Katastrophensituationen	65
5	Spearman's ρ Korrelation zwischen Alter und Nutzung Sozialer Medien bei psychischer Belastung	77
6	Online-Befragungen: Ergebnisse der n-gram Analyse ausgewählter offener Fragestellungen	79
7	Scoping Review: Top 10 - meist genutzte Modelle in den integrierten Studien	95
8	Fallstudien: Suchstring in Talkwalker zur Datengewinnung von Posts zu den ausgewählten Hochwasser-Szenarien aus öffentlich verfügbaren Quellen . . .	125

Abbildungsverzeichnis

1	Grundelemente des Psychosozialen Lagebildes des digitalen Raumes und deren Verknüpfung	9
2	Abgrenzung der ereignisbezogenen Begrifflichkeiten Vorfall, Notfall, Krise und Katastrophe	10
3	Krisenmanagementzyklus	11
4	Ablaufdiagramm zur Abgrenzung von Belastungen und Beanspruchung unter Berücksichtigung von Risiko- und Schutzfaktoren	16
5	Schematische Visualisierung eines erfolgreichen gemeinsamen Situationsbewusstseins	22
6	Schematischer Ablauf der Krisenbewältigung	23
7	Kommunikationsmatrix	26
8	Nutzung sozialer Medien als psychosoziale Ressource in Krisen- oder Katastrophensituationen	30
9	Abgrenzung der digitalen Freiwilligenstrukturen	36
10	Anzahl an gegründeten und aufgelösten Virtual Operations Support Teams je Jahr und Verwaltungsebene der angebundenen Behörden und Organisationen mit Sicherheitsaufgaben weltweit	38
11	Definitive Abgrenzung von Emotion, Stimmung, Gefühl und Affekt . . .	41
12	Plutchiks Emotionsrad	42
13	Modellhafte Verknüpfung der fokussierten Forschungsthemen und -fragen .	53
14	Schematische Darstellung des Modells der Latenten Klassenanalyse mit Indikatoren und Outcomes	62
15	Zonendiagramm zur Visualisierung der eingeschätzten physischen/materiellen und psychischen Auswirkungen der Flutkatastrophe 2021 in Bezug auf soziale Bezugskreise	64
16	Gesuchte und geteilte Inhalte in Sozialen Medien während Krisen- und Katastrophensituationen	66
17	Panelbefragung: Geschätzte Indikatorwahrscheinlichkeiten ausgewählter Themen für die Klassen der Latenten Klassenanalyse zur Nutzung von Sozialen Medien während Krisen- und Katastrophensituationen	69

18	Offene Webumfrage: Geschätzte Indikatorwahrscheinlichkeiten ausgewählter Themen für die Klassen der Latenten Klassenanalyse zur Nutzung von Sozialen Medien während Krisen- und Katastrophensituationen	72
19	Panelbefragung: Zustimmungssanteile der latenten Klassen zur Nutzung sozialer Medien in Krisen- und Katastrophensituationen zum Teilen von Gefühlen	75
20	Webumfrage: Zustimmungssanteile der latenten Klassen zur Nutzung sozialer Medien in Krisen- und Katastrophensituationen zum Teilen von Gefühlen .	76
21	Anzahl der integrierten Studien im Vergleich	86
22	Ablaufdiagramm der Preferred Reporting Items for Systematic Reviews and Meta-Analyses Extension for Scoping Reviews	88
23	Scoping Review: Treemap-Diagramm zur Darstellung der Anteile analysierter Katastrophenarten	90
24	Scoping Review: Anzahl der Studien nach Publikationsjahr und Art der analysierten Krisen- und Katastrophensituationen	91
25	Scoping Review: K-Means-Clustering-Ergebnisse für die Titel der integrierten Artikel	92
26	Scoping Review: Struktur der Informationsverarbeitung: Techniken, Fokusthemen und Klassifizierungen in der Analyse	94
27	Prozessmodell der methodischen Vorgehensweise zur Visualisierung der Arbeits- und Vorgehensweise von Virtual Operations Support Teams	102
28	Prozessmodell zur ereignisbedingten Statusänderung von Virtual Operations Support Teams	105
29	Hierarchische und Netzwerkstruktur eines Virtual Operations Support Teams	107
30	Prozessmodell - Vorgehensweise von Virtual Operations Support Teams auf der Makro-Ebene	108
31	Prozessmodell - Arbeitsweise von Mitgliedern der Virtual Operations Support Teams zur Datendetektion	113
32	Prozessmodell - Arbeitsweise von Mitgliedern der Virtual Operations Support Teams zur Datenauswertung	114
33	Fallstudien: Zeitliche Ablaufdarstellung der betrachteten Hochwasserereignisse	122
34	Fallstudien: Schematische Visualisierung der methodischen Vorgehensweise .	124
35	Fallstudien: Anzahl an Posts mit thematischem Bezug zu Hochwasserereignissen in Deutschland	125
36	Fallstudien: Entwicklung der Postanzahl je Ereignis und Bundesland	129
37	Fallstudien: Ergebnisse der Sentimentanalyse je Ereignis, Phase und Tool .	135
38	Fallstudien: Anteile der Posts mit sprachlicher Emotionalität gemäß verschiedener Modelle	136
39	Anzahl an Posts mit Äußerungen von Bedürfnissen und Ressourcen im Zeitverlauf	140

Abkürzungsverzeichnis

- AIC** Akaike-Informationskriterium
- ALCP** Durchschnittliche latente Klassenwahrscheinlichkeit (Average Latent Class Probability)
- BIC** Bayesian Information Criterion
- BOS** Behörden und Organisationen mit Sicherheitsaufgaben
- BPMN 2.0** Business Process Model and Notation Version 2.0
- CONCOR** Convergence of iterated Correlation
- DVs** Digital Volunteers
- EFA** Explorative Faktorenanalyse
- KuK** Krisen- und Katastrophensituationen
- LB** Lexicon-based
- LCA** Latente Klassenanalyse (Latent Class Analysis)
- LDA** Latent Dirichlet Allocation
- LBevV** Lagebild Bevölkerungsverhalten
- LDR** Lagebild des digitalen Raumes
- LIWC** Linguistic Inquiry and Word Count
- LLM** Large Language Models
- M** Mittelwert
- ML** Machine-Learning
- NB** Naïve Bayes
- NLP** Natural Language Processing
- NLTK** Natural Language Toolkit
- OSINT** Open Source Intelligence
- PCA** Hauptkomponentenanalyse (Principal Component Analysis)
- PsychKM** Psychosoziales Krisenmanagement
- Psych-LDR** Psychosoziales Lagebild des digitalen Raumes
- PSAH** Psychosoziale Akuthilfe
- PSNV** Psychosoziale Notfallversorgung
- PSNV-B** Psychosoziale Notfallversorgung für Betroffene

PSNV-E Psychosoziale Notfallversorgung für Einsatzkräfte

PTBS Posttraumatische Belastungsstörung

RF Random Forest

SD Standardabweichung

SoMe Soziale Medien

SMA Social Media Analysis

SNS Soziale Netzwerke (Social Networking Sites)

SVM Support Vector Machine

TF-IDF Term Frequency-Inverse Document Frequency

VADER Valence Aware Dictionary and sEntiment Reasoner

VOST Virtual Operations Support Team

1. Einleitung

Das 21. Jahrhundert steht im Zeichen einer beispiellosen Häufung von Krisen- und Katastrophensituationen (KuK). Von der menschengemachten Klimakrise über geopolitische Konflikte bis hin zu verheerenden Naturereignissen und Pandemien - die Herausforderungen sind vielfältig und komplex miteinander verwoben. Die zugleich steigende Anzahl betroffener Haushalte, bedingt durch Bevölkerungswachstum, zunehmende Entwicklung in Risikogebieten und klimatischen Veränderungen, unterstreicht hierbei die Dringlichkeit einer effektiven Krisenbewältigung [471]. KuK sind jedoch stets mit enormen Herausforderungen verbunden, unter anderem aufgrund ihres plötzlichen Auftretens, ihrer hohen Intensität sowie ihrem erheblichen Schadenspotenzial [42]. Daher fordern KuK umfassende, öffentlich sichtbare Maßnahmen, insbesondere vor dem Hintergrund massiver Auswirkungen, wie etwa dem Verlust von Menschenleben. In Deutschland wurden die Herausforderungen, die mit KuK einhergehen besonders durch die COVID-19-Pandemie 2020-2023 sowie die Flutkatastrophe 2021 in Rheinland-Pfalz und Nordrhein-Westfalen deutlich.

Im Kontext einer effektiven Krisenbewältigung solcher KuK gewinnt neben der physischen auch die psychosoziale Dimension zunehmend an Bedeutung. Dies spiegelt sich unter anderem in der Entwicklung des Psychosozialen Krisenmanagements (PsychKM) wider, welches sich mittlerweile als eigenständige Disziplin im Krisenmanagement etabliert hat [495]. Das PsychKM stellt einen umfassenden Rahmen dar, der sich über verschiedene Handlungsebenen erstreckt: Es beinhaltet neben der Kommunikation und politischen Teilnahme (bspw. Mitarbeit in kommunalen Gesundheitskonferenzen), die Mitwirkung bei der Entwicklung von Qualitätsstandards für konkrete Unterstützungsmaßnahmen sowie Einflussnahme auf organisatorische Strukturen und Qualitätssicherungsprozesse [209].

Die Relevanz eines effektiven PsychKM wird durch aktuelle Ereignisse wie den Anschlag auf dem Magdeburger Weihnachtsmarkt im Dezember 2024 erneut verdeutlicht. Solche KuK zeigen, dass die Bewältigung weit über technische und logistisch-organisatorische Hilfeleistungen hinausgeht. Insbesondere die Gefahr langfristiger Traumata bei Überlebenden, die psychische Belastung der Einsatzkräfte sowie die tiefgreifenden Auswirkungen auf das soziale Gefüge der betroffenen Gemeinden unterstreichen die Notwendigkeit eines systematischen Vorgehens [120, 415]. Die Grundlage hierfür ist der Führungsvorgang, verstanden als zielgerichteter, iterativer und in sich geschlossener Denk- und Handlungsablauf [119]. Er umfasst die vier wesentlichen Phasen der Lagefeststellung, Planung, Befehlsgebung und Kontrolle [119], wobei die psychosoziale Perspektive in jeder dieser Phasen Berücksichtigung finden muss.

Diese Integration der psychosozialen Perspektive in bestehende Krisenmanagementstrukturen ist ein zentrales Ziel des PsychKM [189, 209]. Darüber hinaus werden die Stärkung relevanter Kapazitäten auf verschiedenen Ebenen (Stärkung der Kapazitäten durch Ressourcen, Netzwerke und soziale Institutionen) [90, 280] und die Optimierung der Krisenkommunikation zur Reduktion von Unsicherheiten in der Bevölkerung fokussiert [238, 377, 502]. Übergeordnet steht dabei die Förderung der psychischen Gesundheit und des psychosozialen Wohlbefindens während KuK im Mittelpunkt [321].

Die erfolgreiche Umsetzung eines PsychKM steht allerdings vor komplexen Herausforderungen. Für eine bedarfsgerechte und evidenzbasierte Hilfeleistung ist vor allem eine

präzise Identifikation der Betroffenen sowie ihrer individuellen Bedarfe und Ressourcen zentral [231]. Dies erfordert sowohl eine systematische Früherkennung von Belastungsfolgen, als auch fundierte Analysen der Risiken und Bedarfe der betroffenen Bevölkerung [32, 142]. Eine besondere Herausforderung stellt dabei die verfügbare Zeit zur Erhebung relevanter, katastrophenbezogener und psychosozialer Daten für die Lagebeurteilung dar, welche wiederum die Grundlage für situationsadäquate Entscheidungen bilden [473].

Soziale Medien (SoMe) haben sich in diesem Kontext als wichtige Quelle für eine zeitnahe Informationsgewinnung etabliert. Erfahrungen aus vergangenen Großschadensereignissen zeigen, dass Betroffene, Augenzeugen und Spontanfreiwillige digitale Plattformen aktiv zur Krisenbewältigung nutzen [52, 2], sodass SoMe eine effektive und effiziente Beschaffungsmöglichkeit von Informationen über die aktuelle Katastrophenlage bieten können. Sie fungieren als Bindeglied zwischen Beobachtern und Betroffenen und ermöglichen eine bidirektionale Kommunikation zwischen Krisenmanagement und Bevölkerung. Darüber hinaus kann die Analyse dieser Daten, aufgrund der hohen Nutzungsfrequenz und -intensität durch die Bevölkerung im Alltag sowie in KuK [498, 366], ein Verständnis für die Wahrnehmung der Situation durch die Bevölkerung fördern und Einblicke in die psychosoziale Situation der betroffenen Menschen bieten [385]. Allerdings stellt die immense Datenmenge und damit einhergehend die Extraktion relevanter Informationen zu einem kohärenten Lagebild eine erhebliche Herausforderung dar [211].

Konkret an dieser Stelle der Lageerkundung setzen Virtual Operations Support Teams (VOST) an. Die digitalen Einsatz-Unterstützungseinheiten übernehmen eine essenzielle Brückenfunktion zwischen Entscheidungstragenden und der digitalen Bevölkerung [261]. Die Teams analysieren die digitale Lage, kartieren relevante Informationen, koordinieren und kooperieren mit nationalen und internationalen Katastrophenschutzbehörden sowie freiwilligen Organisationen und bieten Entscheidungsunterstützung [105, 261, 420]. Einzelne Teams kommunizieren darüber hinaus aktiv mit der Bevölkerung im digitalen Raum [420]. Als vertrauenswürdige Multiplikatoren sammeln sie zudem verwertbare Informationen aus SoMe, einschließlich lokaler Auswirkungen, öffentlicher Stimmungen und Hilferufe. Ihr Hauptfokus liegt hierbei auf der Erfassung von situationsrelevanten Entwicklungen im analogen Raum, welche sich im digitalen Raum spiegeln, oder der Dementierung von Falschinformationen, welche unerwünschte Verhaltensweisen der Bevölkerung indizieren könnten [106]. Trotz der deutlichen Entwicklung von automatisierenden Methoden der Analyse von SoMe (Social Media Analysis, SMA) in den letzten Jahren ist die manuelle Überwachung durch VOST weiterhin von besonderer Bedeutung [300], da bspw. die Ergebnisse automatisierter Stimmungsanalysen nicht immer konsistent sind, wie Kejriwal u. a. 2021 aufzeigen [216].

Weiterführend wird deutlich, dass trotz zunehmender wissenschaftlicher Auseinandersetzung mit der Ableitung von Stimmungen und Emotionen aus SoMe grundlegende Erkenntnisse zum Psychosozialen Lagebild des digitalen Raumes (Psych-LDR) bislang fehlen. Das Psych-LDR vereint hierbei die Dimensionen „Lagefeststellung im Krisenmanagement“, „Psychosozialität“ und „netzbasierter Interaktionsraum“ zu einer multidisziplinären Übersicht aller verfügbaren Informationen zu psychosozialen Bedarfen und Ressourcen und bietet damit einen Ansatz, um diese verschiedenen Dimensionen aus dem digitalen Raum systematisch zu erfassen [125, 168, 243, 491, 16, 186].

Zu diesen grundlegend fehlenden Erkenntnissen zählen unter anderem fundiertes Wissen

über die Nutzung von SoMe im deutschen Krisenmanagement. Insbesondere Studien zur Repräsentativität der verfügbaren Daten sowie strukturiertes Wissen über die Arbeitsweise von VOST, die als Intermediäre zwischen digitaler Bevölkerung und Entscheidungsträgern fungieren, stellen eine große Forschungslücke dar. Diese Lücke ist von besonderer Bedeutung, da die Effektivität von Krisenkommunikation und -bewältigung maßgeblich von der Qualität und Verlässlichkeit der Daten abhängt, die in KuK verfügbar sind. Eine unzureichende Analyse der Möglichkeiten der Datenerhebung aus SoMe könnte dazu führen, dass wichtige Informationen übersehen werden, was wiederum die Reaktionsfähigkeit in KuK einschränken könnte.

Eine zentrale Komplexität in der Praxis besteht darüber hinaus darin, die technischen Möglichkeiten aus der Forschung und öffentlich verfügbaren Daten systematisch zu evaluieren und in benutzerfreundliche Konzepte zu überführen. Diese Herausforderung wird noch verstärkt durch die schnelle technologische Entwicklung, die eine kontinuierliche Anpassung und Neuentwicklung von Analysewerkzeugen erforderlich macht. Ohne eine systematische Evaluierung dieser technischen Mittel könnten wertvolle Ressourcen ungenutzt bleiben und die Effizienz der Krisenbewältigung beeinträchtigen. Offene Fragen betreffen darüber hinaus insbesondere die Nutzung von SoMe in KuK in Deutschland sowie die Art und den Zeitpunkt der potenziellen Erkenntnisse. Da Informationen in Echtzeit oft die Grundlage für schnelle und fundierte Entscheidungen bilden können, kann die Krisenreaktion erheblich verzögert und die Wirksamkeit von Maßnahmen verringert werden, wenn diese Daten zu spät oder in unzureichender Form verfügbar sind.

Diese Forschungslücken gilt es zu untersuchen, um das Potenzial von SoMe unter anderem für die psychosoziale Unterstützung in KuK besser einschätzen zu können. Insbesondere durch die Erfassung von psychosozialen Nutzungsintentionen und -häufigkeiten sowie die Ableitung von distinkten Nutzergruppen für die Informationssuche als auch für das Teilen von Informationen in den SoMe kann die Datenbasis im netzbasierten Interaktionsraum besser eingeordnet werden. Darüber hinaus können Übersichten zu technischen Möglichkeiten der SMA sowie zu der Vorgehens- und Arbeitsweise von VOST eine integrale Vernetzung des digitalen und analogen Geschehens in einer KuK verbessern.

1.1 Forschungsgegenstand

Veränderungen der Umweltbedingungen und sozialen Interaktion führen in Kombination mit einer Zunahme von Kaskadenkatastrophen (Katastrophen, die Sekundärkatastrophen nach sich ziehen), zusammengesetzten Katastrophen (Kombinationen von gleichzeitigen oder aufeinander folgenden extremen Gefahrenereignissen) und wiederkehrenden Katastrophen (bei denen sich dieselbe Gefahr wiederholt) zu neuen Herausforderungen [471, 240]. Diese KuK sind dabei geprägt durch die Betroffenheit eines großen Teiles der lokalen Bevölkerung, großflächig materiellen und immateriellen Schäden sowie einer dynamischen und schnellen Entwicklung, sodass koordiniertes Handeln erforderlich wird. Die Relevanz eines solchen Handelns wird insbesondere durch den umfassenden (wissenschaftlichen) Konsens über den kausalen Zusammenhang von KuK mit einer Vielzahl negativer Auswirkungen auf die psychische Gesundheit unterstrichen [56].

SoMe reflektieren in diesem Zusammenhang diese Auswirkungen durch die Kommunikation im digitalen Raum [205]. Darüber hinaus werden durch komplexer und entgrenzter werdende KuK, bedingt durch die Erfahrung mit potenziell größerer emotionaler oder psychologischer Wirkung, auch die Risiken für das Eintreten von psychosozialen Konse-

quenzen für Betroffene wahrscheinlicher. Daraus resultierend gewinnen auch Maßnahmen zur psychischen Gesundheit sowie psychosozialen Unterstützung an Relevanz für die Verringerung psychologischer Auswirkungen solcher KuK an Relevanz [292].

Die Verknüpfung der aufgeführten Bedingungen verdeutlicht die erheblichen Anforderungen, die in den kommenden Jahren durch aktuelle Veränderungen wie den Klimawandel und andere Faktoren an das (Psychosoziale) Krisenmanagement entstehen. Vor diesem Hintergrund widmet sich die vorliegende Forschungsarbeit der Frage, welche informative Funktion die digitale Kommunikation im PsychKM einnimmt, um Erkenntnisse und Grundlagen für ein Psych-LDR als Teilmenge der Entscheidungsgrundlage in einer KuK abzuleiten.

Die Entscheidungsgrundlage, das Lagebild, dient in der Lageerkundung des Krisenmanagements der Gewinnung eines gemeinsamen mentalen Modells der Situation, um das aktuelle Geschehen zu verstehen und darauf basierend Entscheidungen zu treffen [167]. Ein Bestandteil hiervon stellt das Lagebild Bevölkerungsverhalten (LBevV) dar, welches ein realistisches und bevölkerungsnahes Lagebild in KuK sowie Handlungen der betroffenen Bevölkerung umfasst [51]. Das Psychosoziale Lagebild integriert, wiederum als ein Bestandteil des LBevV, Informationen zum (potenziellen) Verhalten der direkt und indirekt Betroffenen sowie zu deren psychosozialen Bedürfnissen, Hilfebedarfen, Ressourcen und Selbsthilfefähigkeit [163, 467]. Aufgrund des Fokus auf die menschliche Komponente in KuK kommt dem LBevV und damit implizit dem Psychosozialen Lagebild eine besondere Rolle zu. Durch diese wird es zu einem integralen Bestandteil des Gesamtlagebildes im Krisenmanagement und beinhaltet eine systematische Erfassung sowie Analyse des Verhaltens, der Reaktionen und der Bedarfe der Bevölkerung in der aktuellen KuK. Dabei rücken, durch die zunehmende Nutzung von SoMe, neben Befragungen, Rückmeldungen von Einsatzkräften und weiteren relevanten Stellen sowie Medienanalysen, auch soziale Phänomene und Verhaltensmuster im digitalen Raum zunehmend in den Fokus [220, 325]. Der hierdurch entstehende netzbasierte Interaktionsraum der Bevölkerung bildet die Grundlage für den im Rahmen der vorliegenden Forschungsarbeit betrachteten Forschungsgegenstand: das Psych-LDR, welches als Teilbereich des Psychosozialen Lagebildes in das LBevV und damit in das Gesamtlagebild eingebettet ist.

1.2 Forschungsziele und -fragen

Vor dem Hintergrund der verschiedenen Ebenen eines Lagebildes verfolgt die vorliegende Forschungsarbeit das zentrale Ziel, ein besseres Verständnis für die Nutzung von SoMe als Ergänzung der Lagefeststellung im Krisenmanagement zu entwickeln, mit besonderem Fokus auf die informative Funktion der digitalen Kommunikation für ein Psych-LDR. Der passive Informationsgewinn aus SoMe (also die Erfassung bereits vorhandener Informationen ohne aktives Eingreifen oder gezieltes Erfragen) bietet dabei mehrere Vorteile: Er ermöglicht neben der Erweiterung des Lagebildes und der bedarfsgerechteren Steuerung von Einsatzkräften auch die Evaluation der Krisenkommunikation sowie die Analyse der Wahrnehmung von Behörden und Organisationen mit Sicherheitsaufgaben (BOS) in der Bevölkerung. Diese Nutzung von SoMe trägt zu einem erweiterten Verständnis der Bevölkerung als Schutzgut im Rahmen des Situationsbewusstseins bei.

Grundsätzlich wurden während der Corona-Pandemie bereits vereinzelt Psych-LDR erstellt (beispielsweise in Mühlheim an der Ruhr durch das VOSTmh [208]). Allerdings fehlt bislang ein einheitlicher Standard für diesen Prozess. Die vorhandene Expertise zur

Einstufung psychosozialer Bedarfe und Ressourcen ist somit weiterhin größtenteils an die direkte Befragung und Interaktion mit Betroffenen gebunden. Im technischen Bereich existieren zwar Algorithmen des maschinellen Lernens wie „GOTTBert“, welche jedoch mit nicht verifizierten Datensätzen und ohne den konkreten Fokus auf die Unterstützung des PsychKM arbeiten.

Aufbauend auf diesen Forschungslücken entwickelt die vorliegende Forschungsarbeit wissenschaftliche Grundlagen für ein Psych-LDR. Hierfür wird in einem Mixed-Method-Ansatz von quantitativen und qualitativen Methoden einerseits die Perspektive der Bevölkerung und andererseits die Erkenntnisse aus SoMe während zweier Fallstudien analysiert und für die Formulierung wissenschaftlich fundierter Empfehlungen für die Praxis verwendet. Insgesamt wurden somit zur systematischen Untersuchung des übergeordneten Zieles der vorliegenden Forschungsarbeit, drei zentrale Forschungsfragen aus dem aktuellen Forschungsstand abgeleitet:

Die erste Forschungsfrage untersucht, wie SoMe von der Bevölkerung in KuK genutzt werden. Dabei werden insbesondere die genutzten Plattformen, der Zweck und die Funktion der Nutzung sowie verschiedene Nutzertypen untersucht, wobei der Fokus auf Informationen für ein Psych-LDR liegt.

RQ1 Wie nutzt die Bevölkerung soziale Medien zur Verbreitung psychosozial relevanter Informationen in Krisen- und Katastrophensituationen?

Als „psychosozial relevant“ werden hierbei alle Informationen verstanden, die das situative Verständnis der psychischen und sozialen Auswirkungen einer KuK auf die Bevölkerung verbessern können.

Die zweite Forschungsfrage adressiert die technischen und manuellen Vorgehensweisen zur Erstellung eines Psych-LDR in KuK, welche besonders im Kontext der fünf Merkmale von Big Data (5V) von besonderer Relevanz ist: dem Datenumfang (Volume), der Datenerzeugungsgeschwindigkeit (Velocity), der Datenvielfalt (Variety), dem Wahrheitsgehalt (Veracity) und dem Datenmehrwert (Value) [504, 38]. Diese Merkmale machen strukturierte Methoden zur Datenableitung und -aufbereitung notwendig. Die zweite Forschungsfrage untersucht daher, welche Algorithmen aus dem aktuellen Forschungsstand verfügbar sind und welche Schwerpunkte sie setzen. Darüber hinaus wird darauf aufbauend die Vorgehensweise der VOST als organisationale Strategie für die Integration potenzieller Erkenntnisse aus dem netzbasierten Interaktionsraum abgeleitet.

RQ2 Welche technischen und manuellen Vorgehensweisen existieren zur Erfassung und Analyse psychosozialer Lageinformationen aus Sozialen Medien für ein Psychosoziales Lagebild des digitalen Raumes in Krisen- und Katastrophensituationen?

Darauf aufbauend konzentriert sich die dritte Forschungsfrage auf Fallstudien zum Weihnachtshochwasser 2023 und dem Juni-Hochwasser in Süddeutschland 2024. Im Detail werden die Erkenntnisse aus den ersten beiden Forschungsfragen – die Perspektive der Bevölkerung zur Nutzung von SoMe in KuK einerseits und die vorhandenen Analysemethoden zur Ableitung von Informationen aus den SoMe andererseits – zusammengeführt. Dabei werden verschiedene Analyse-Dimensionen berücksichtigt, die von induktiven bis deduktiven Ansätzen, von prä- bis post-disaster-Perspektiven sowie von lexikonbasierten Methoden bis hin zu Verfahren des maschinellen Lernens reichen.

RQ3 Welche Informationen zur Erstellung eines psychosozialen Lagebildes lassen sich aus dem digitalen Raum anhand der Fallstudien des „Weihnachtshochwasser 2023“ in Westdeutschland und des „Juni-Hochwasser 2024“ in Süddeutschland ableiten?

Zur Beantwortung dieser Forschungsfragen berücksichtigt und integriert die vorliegende Arbeit vorangegangene relevante Forschungsarbeiten und erweitert diese um zentrale neue Erkenntnisse. Für die Transparenz der wissenschaftlichen Arbeit, wird zudem darauf verwiesen, dass einzelne Kapitel zu Teilen Inhalte aus bereits veröffentlichten Arbeiten beinhalten: Konkret integriert Kapitel 4 Inhalte aus den Publikationen von Müller u. a. 2023 [300] und Tomczyk u. a. 2025 [459], während Kapitel 6 Erkenntnisse aus Müller u. a. 2024 [301] und dem VOST-Methodenhandbuch [302] aufgreift. Sämtliche integrierten Komponenten entstammen dabei der wissenschaftlichen Arbeit der Autorin.

1.3 Aufbau der Arbeit

Um die Forschungsfragen stringent und aufeinander aufbauend zu beantworten, legt das zweite Kapitel zunächst den definitorischen und theoretischen Rahmen der Forschungsarbeit. Es führt in die Grundlagen des PsychKM (Kap. 2.1) ein und analysiert die psychosozialen Auswirkungen von KuK auf die Bevölkerung anhand empirischer Studien. Ein Schwerpunkt liegt dabei auf der Entscheidungsfindung im PsychKM, die durch ein strukturiertes LBevV unterstützt wird. Dabei gewinnen SoMe als Informationsquelle zur Erfassung der aktuellen Situation und deren öffentlicher Wahrnehmung zunehmend an Bedeutung.

Entsprechend werden, als Grundlage für ein Psych-LDR, die definitorische Abgrenzung sowie Konzeptualisierung von SoMe im Rahmen des Kap. 2.2 dargestellt. Das Kapitel 2 beinhalten zusätzlich eine Zusammenführung der Themenbereiche Nutzung von SoMe in KuK (Kap. 2.3.1), Extraktion relevanter Informationen aus SoMe durch VOST (Kap. 2.3.2) und technische Lösungen der SMA (Kap. 2.3.3) sowie bereits identifizierte Nutzungsmöglichkeiten zur Ableitung von psychosozialen Erkenntnissen aus SoMe (Kap. 2.3.4).

Die theoretischen Grundlagen aus Kapitel 2 münden in Kapitel 3 in ein theoretisches Kontextmodell, das die zentralen Forschungsfragen einordnet. Die Kapitel 4 bis 7 bauen aufeinander auf und untermauern dieses Modell mit empirischen Erkenntnissen. Jedes Ergebniskapitel erläutert dabei seine spezifische Methodik – ein Aufbau, der der multimethodalen Herangehensweise und den unterschiedlichen Datengrundlagen Rechnung trägt.

Die informative Funktion der digitalen Kommunikation im PsychKM als Kernthema der vorliegenden Forschungsarbeit kann aus Sichtweise der Bevölkerung sowie BOS betrachtet werden. Ersterer dienen die Plattformen unter anderem zur Kommunikation psychosozialer Bedarfe und Ressourcen (RQ1). Die konkrete Nutzungsintention, sowie die Art und Weise wird daher in Kap. 4 anhand der Daten von zwei quantitativen Befragungen untersucht und detailliert beleuchtet. VOST bieten eine Schnittstelle, um diese verfügbaren Daten aufbereitet Entscheidungstragenden zur Verfügung zu stellen. Die Identifikation relevanter Informationen aus der enormen Datenmenge des netzbasierten Interaktionsraums (RQ2) werden daher in Kap. 5 dargelegt. Daraufhin erfolgt in Kap. 6 die Erläuterung identifizierter technischer Lösungen zur Transformation der verfügbaren Daten in Informationen für ein Psych-LDR. Basierend auf den gesammelten Erkenntnissen präsentiert Kap. 7 eine mehrdimensionale Fallstudie durch die Analyse von Daten aus den SoMe während der Hochwasserereignisse Weihnachtshochwasser 2023 sowie dem Juni-Hochwasser 2024 (RQ3).

Mittels verschiedener identifizierter lexikon-basierter Lösungen zur Sentiment-, Emotions- und Themenanalyse sowie einer Prognoseanalyse der Entwicklungen der Sentimente wird hierbei der mögliche Erkenntnisgewinn mittels einfach nutzbarer und frei verfügbarer Algorithmen getestet.

Die anschließende Schlussbetrachtung (Kap. 8) fasst den wissenschaftlichen Beitrag der Forschungsarbeit resümierend zusammen. Darüber hinaus werden theoretische und wissenschaftliche Limitationen erörtert und ein Ausblick für die künftige Forschung gegeben. Den Abschluss bildet eine Zusammenschau der wichtigsten Befunde samt ihrer Handlungsimplicationen für verschiedene Akteure im Krisenmanagement.

Für das präzise Verständnis der gesamten Arbeit sind ferner zwei begriffliche Differenzierungen von besonderer Bedeutung. Zum einen wird durchgängig die männliche Form der Wörter stellvertretend für alle Geschlechter verwendet. Zum anderen erfolgt eine bewusste Unterscheidung zwischen Naturkatastrophen und Katastrophen natürlicher Ursache. Dieser Differenzierung liegt die Argumentation von Mattissek und Sakdapolrak 2015 zugrunde, die im Kontext des Anthropozäns die enge Verflechtung menschlicher Eingriffe mit natürlichen Systemen betont [280]. Der Begriff „Naturkatastrophen“ impliziert dabei nicht eine ausschließlich natürliche Kausalität, sondern verweist auf die komplexe Wechselwirkung zwischen natürlichen Gegebenheiten und sozialen Strukturen, die in ihrer Gesamtheit zu katastrophalen Auswirkungen führt.

Die vorliegende Arbeit analysiert dieses Wechselspiel der KuK erstmalig aus drei fundamentalen Perspektiven: Erstens aus der Sicht der Grundelemente der Lagebewältigung im Krisenmanagement, mit besonderem Fokus auf die Lageerkundung als Basis des Wissensmanagements und der Entscheidungsfindung. Zweitens wird der netzbasierte Interaktionsraum betrachtet, insbesondere die Kommunikation der Bevölkerung über SoMe. Die dritte Perspektive widmet sich den psychosozialen Auswirkungen, wobei speziell die Lageerkundung unter psychosozialen Gesichtspunkten im Mittelpunkt steht. Diese Dreifachperspektive ermöglicht ein umfassendes Verständnis der komplexen Dynamiken in KuK und bildet erste Erkenntnisse und Grundlagen für ein Psych-LDR.

2. Aktueller Forschungsstand

Eine differenzierte Betrachtung des Psychosozialen Lagebildes des digitalen Raumes (Psych-LDR) in den drei Grundelementen (I) Lagefeststellung in Krisen- und Katastrophensituationen (KuK), (II) Psychosozialität sowie (III) Netzbasierter Interaktionsraum bedingt die Verknüpfung verschiedener Fachbereiche aus unterschiedlichen Denk- und Forschungstraditionen, siehe Abb. 1. Dabei wird das Psych-LDR als echte Teilmenge des Lagebildes Bevölkerungsverhalten und damit des situativen Lagebildes der Entscheidungstragenden im Krisenmanagement und Bevölkerungsschutz verstanden. Die Sicherheitstechnik, als Fachbereich der Sicherheitsforschung, bildet den Rahmen für die vorliegende Ausarbeitung, Lagefeststellung im Krisenmanagement (Grundelement I). Sicherheitstechnik wird dabei als die Gesamtheit der Maßnahmen bezeichnet, die darauf abzielen, Menschen, Umwelt und Sachwerte vor Gefahren zu schützen, indem Risiken erkannt, analysiert und durch geeignete Maßnahmen minimiert oder beseitigt werden [396].

Die Psychologie in Kombination mit der Soziologie bilden die Grundlage des Grundelements II, Psychosozialität. Psychologie wird dabei als eine „Erfahrungswissenschaft verstanden, die in möglichst erschöpfender Breite und mit möglichst großer Realitätsnähe Psyche bzw. ihre „Produkte“ erforscht, nämlich das Verhalten, Erleben und Bewusstsein von Lebewesen“ [266, S. 31]. Die (praxistheoretische) Soziologie umfasst ergänzend hierzu die Wissenschaft der sozialen Strukturen und Prozesse zur Verknüpfung von Individuen, folglich die Eigenschaften eines gesellschaftlichen Lebens und sozialer Beziehungen (Sozialität) [164]. Der netzbasierte Interaktionsraum (III) wird durch eine Kombination der genannten Forschungsbereiche mit der

Informatik, „Wissenschaft der systematischen Verarbeitung und Übermittlung von Informationen unter Verwendung von programmierbaren Digitalrechnern“ [45], erfasst.

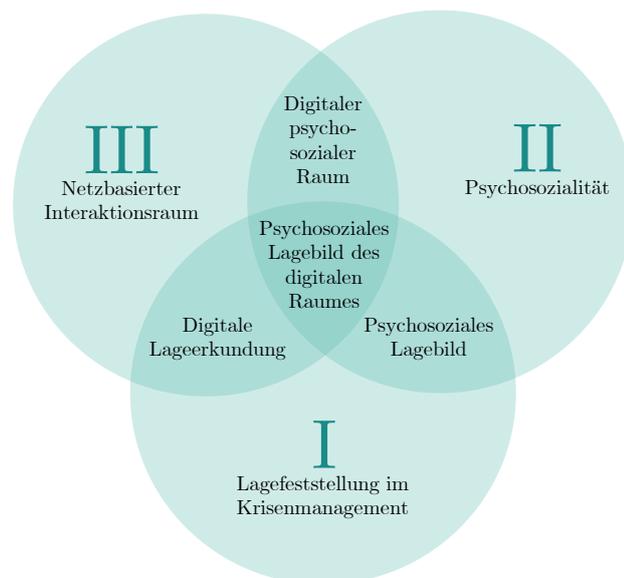


Abbildung 1: Grundelemente des Psych-LDR und deren Verknüpfung

Das vorliegende Kapitel bietet einen systematischen Überblick über den aktuellen Forschungsstand zu KuK in den genannten Disziplinen. Die Darstellung erfolgt strukturiert und differenziert nach Detailtiefe, um die Verknüpfung der drei Grundelemente umfassend zu kontextualisieren. Hierfür soll zunächst das Psychosoziale Krisenmanagement (PsychKM) als Entscheidungs- und Handlungsfeld der Psychosozialität in KuK grundlegend beschrieben, sowie die Indikation (Kap. 2.1.2), die Maßnahmen (Kap. 2.1.3) und das

Informationsmanagement (Kap. 2.1.4) umrissen werden. Vor allem im Informationsmanagement spielen Soziale Medien (SoMe) aufgrund des interaktiven und öffentlich zugänglichen Charakters eine zunehmend relevante Rolle. Aufgrund der immensen Datenmenge mit Informationen zum Bevölkerungsverhalten und der Sichtweise der Bevölkerung stellen SoMe in KuK eine potenzielle Quelle zur Lageerfassung des netzbasierten Interaktionsraumes dar. Kap. 2.2 befasst sich daher mit der zugrundeliegenden Definition und theoretischen Konzeptualisierung von SoMe sowie empirischen Nutzungsstudien und deren Relevanz in KuK. Ziel ist es, die Datenquelle für die Lagefeststellung im Krisenmanagement wissenschaftlich fundiert zu charakterisieren und ihre methodologischen Implikationen zu evaluieren. Diese grundlegende Einführung zur Integration SoMe in das Krisenmanagement (Kap. 2.3.1) sowie die organisationale (Kap. 2.3.2) und technische Umsetzung der Datengewinnung und -aufbereitung (Kap. 2.3.3) folgen in den weiteren Unterkapiteln. Daraufhin werden wissenschaftliche Erkenntnisse zur Ableitung psychosozialer Informationen aus SoMe herangezogen und zusammenfassend dargestellt (Kap. 2.3.4). Abschließend werden die aktuellen Erkenntnisse der drei Grundelemente in einem Fazit, Kap. 2.4, herausgearbeitet und die Ausgangssituation für die in den Folgekapiteln beschriebenen Forschungsansätze und -ergebnisse zusammengefasst.

2.1 Psychosoziales Krisenmanagement

Die steigende Häufigkeit von KuK in Verbindung mit der zunehmenden Urbanisierung führt zu einer wachsenden Anzahl simultan betroffener Individuen [471].

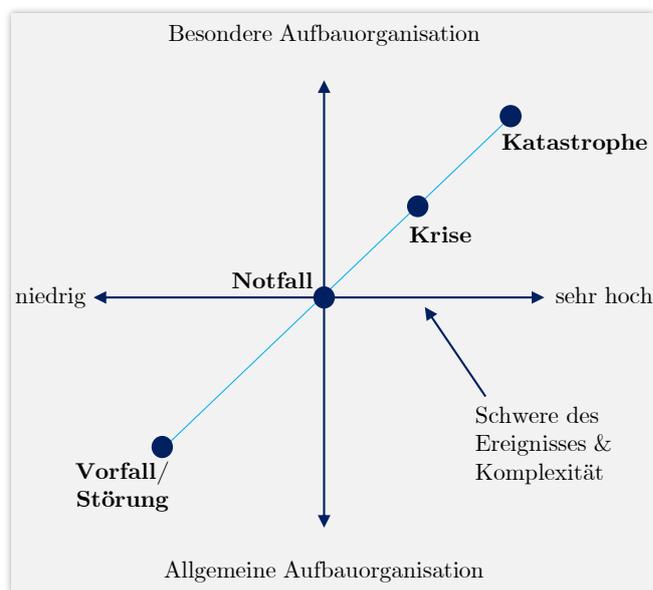


Abbildung 2: Abgrenzung der ereignisbezogenen Begrifflichkeiten Vorfall, Notfall, Krise und Katastrophe

sein plötzliches Auftreten und seine hohe Intensität auszeichnet sowie ein erhebliches Schadenspotenzial birgt [42]. In vielen Fällen bedroht eine Katastrophe die Existenz der betroffenen Individuen, Regionen oder Institutionen und erfordert umfangreiche sowie spezielle Maßnahmen zur Schadensbewältigung. Die Auswirkungen einer Katastrophe sind in der Regel weitreichend und tangieren nicht nur die unmittelbar betroffene Organisation oder

Dies bedingt eine Komplexitätssteigerung bei der Bewältigung der durch KuK verursachten Schäden und folglich eine erhöhte Relevanz des Bevölkerungsschutzes. In der Bundesrepublik Deutschland umfasst der Bevölkerungsschutz sämtliche nicht-polizeiliche und nicht-militärische Maßnahmen zum Schutz der Zivilbevölkerung und ihrer essentiellen Lebensgrundlagen. Dies beinhaltet sowohl den Schutz vor und in KuK und anderen schwerwiegenden Notlagen (Katastrophenschutz) als auch vor den Konsequenzen kriegerischer Auseinandersetzungen und bewaffneter Konflikte (Zivilschutz) [228]. Eine Katastrophe lässt sich hierbei als ein schwerwiegendes Ereignis charakterisieren, das sich durch

Region, sondern erstrecken sich oft auch auf die breitere Öffentlichkeit [397]. Im Vergleich dazu kann eine Krise als hierarchische Vorstufe einer Katastrophe interpretiert werden, welche sowohl im Vorfeld einer Katastrophe als auch im Nachgang dieser vorherrschen kann. Eine Krise repräsentiert eine Situation, die signifikant vom Normalzustand abweicht und das Potenzial für erhebliche Schäden birgt, ohne jedoch das Ausmaß einer Katastrophe zu erreichen [46]. Krisen sind charakterisiert als ungeplante oder ungewollte Prozesse von begrenzter Dauer, bei denen der Ausgang durch adäquate Entscheidungen noch maßgeblich beeinflusst werden kann. Wenn die Bewältigung einer Krise die Kapazitäten der regulären organisatorischen Strukturen und Prozesse übersteigt, wird eine besondere Aufbauorganisation erforderlich, um eine Eskalation zur Katastrophe zu verhindern [397]. Hierdurch werden die Rahmenbedingungen und strukturellen Voraussetzungen geschaffen, die eine effektive Planung, Koordination und Umsetzung von Krisenmanagementprozessen ermöglichen. Das hierdurch etablierte Krisenmanagement umfasst sämtliche Bemühungen, die darauf abzielen, die Konsequenzen von Krisen vor, während und nach ihrem Auftreten zu bewältigen [418, S. 287]. Abbildung 2 visualisiert die konzeptionellen Unterschiede dieser ereignisbezogenen Begrifflichkeiten anhand der Dimensionen „Schadensausmaß“ und „Aufbauorganisation“. Diese Darstellung verdeutlicht den Zusammenhang zwischen der Ereignisschwere, der organisatorischen Herausforderung und der öffentlichen Aufmerksamkeit. Während ein Vorfall in seiner Wirkung begrenzt bleibt, erfordert eine Katastrophe umfassende, öffentlich sichtbare Maßnahmen und kann massive Auswirkungen, wie etwa den Verlust von Menschenleben, haben.

In Deutschland ist die Kompetenz- und Zuständigkeitsverteilung des Bevölkerungsschutzes föderalistisch geregelt: Der Bund trägt die Verantwortung für die äußere Sicherheit und für die Verteidigung einschließlich des Schutzes der Zivilbevölkerung (= Zivilschutz) (Art. 73 Abs. 1 Nr. 1 Grundgesetz), während die Länder für die anderen Aufgaben der Gefahrenabwehr wie Polizei, Brand- und Katastrophenschutz zuständig sind [126]. Dabei wird die Gefahrenabwehr als die Summe der staatlichen Maßnahmen im Katastrophen- und Zivilschutz verstanden und kann in zwei Bereiche unterteilt werden: polizeiliche Gefahrenabwehr zur Abwehr von Gefahren für die öffentliche Sicherheit oder Ordnung sowie nicht-polizeiliche Gefahrenabwehr, beispielsweise durch Rettungsdienst und Feuerwehr.

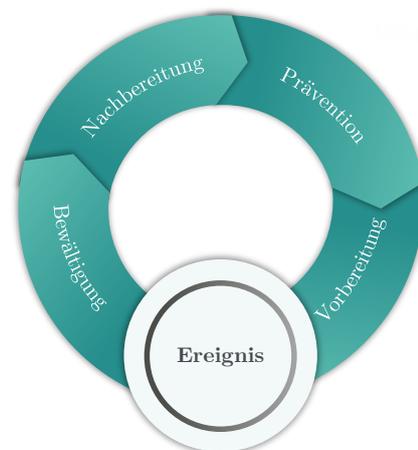


Abbildung 3: Krisenmanagementzyklus, nach [47]

Im Rahmen der nicht-polizeilichen Gefahrenabwehr erfolgt die Führungsarbeit unter Berücksichtigung der Feuerwehrdienstvorschrift (FwDV) 100 [119] sowie der spezifischen Brand- und Katastrophenschutzgesetze der Bundesländer. Der Führungsvorgang wird dabei definiert als ein zielgerichteter, iterativer und in sich geschlossener Denk- und Handlungsablauf. Er besteht aus vier wesentlichen Phasen: der Lagefeststellung (Erkundung der Lage und Kontrolle), der Planung (Lagebeurteilung und Entschluss/Entscheidung), der

Befehlsgebung und der Kontrolle [119]. Hierdurch wird eine systematische Herangehensweise gefördert, die eine flexible Anpassung an dynamische Situationen ermöglicht. Diese rechtlichen Rahmenbedingungen sollen darüber hinaus eine kohärente und effektive Reaktion auf KuK gewährleisten. Hierfür existiert ein umfassendes System des Krisenmanagements, welches diverse Themenbereiche abdeckt, die alle Phasen des Krisenverlaufs umfassen. Der Krisenmanagementzyklus umfasst die Vermeidung und Prävention, die Vorbereitung auf potenzielle KuK, die Erkennung und Bewältigung (Intervention) sowie die Nachbereitung und den Wiederaufbau [47], wie in Abb. 3 dargestellt. Der Erfolg von Maßnahmen, die in diesem Zyklus ergriffen werden, ist maßgeblich abhängig von dem Lageverständnis der Entscheidungstragenden, einer effektiven Koordination und der Einbindung aller relevanten Akteure. Das Lageverständnis ist dabei geprägt durch die Lagebilderstellung im Rahmen der Lageerkundung des Führungsvorgangs, wie oben erläutert [119].

Historische Ereignisse wie das Flugtagunglück 1988 in Ramstein, der Anschlag auf dem Weihnachtsmarkt am Berliner Breitscheidplatz 2016 oder die Flutkatastrophe 2021 im Ahrtal sowie aktuelle Ereignisse wie der Anschlag am Magdeburger Weihnachtsmarkt 2024 haben gezeigt, dass Katastrophenbewältigung über technische und logistisch-organisatorische Hilfeleistungen hinausgeht. Insbesondere die langfristigen Traumata der Überlebenden, die psychische Belastung der Einsatzkräfte sowie die tiefgreifenden Auswirkungen auf das soziale Gefüge der betroffenen Gemeinden verdeutlichen die komplexen psychosozialen Dimensionen solcher KuK. Folglich unterstreichen diese Ereignisse die Notwendigkeit eines umfassenden Verständnisses psychosozialer Dynamiken sowie die Implementierung adäquater Maßnahmen zur psychosozialen Unterstützung [120].

Die Berücksichtigung psychosozialer Bedürfnisse der Betroffenen ist insbesondere aufgrund der Prävalenz emotionaler Traumata in KuK unerlässlich [415]. Während die physischen Auswirkungen von KuK oft unmittelbar evident sind, können die psychologischen Konsequenzen weniger offensichtlich, aber gleichermaßen gravierend sein. Aufgrund dieser besonderen Fokussierung auf das psychosoziale Befinden der Individuen und Gesellschaft etabliert sich das PsychKM zunehmend als eigenständiger und anerkannter Bereich innerhalb des Krisenmanagements [495]. Es berücksichtigt die psychosozialen Implikationen von KuK und zielt darauf ab, durch situationsadäquates Handeln im Rahmen der Psychosozialen Notfallversorgung (PSNV) Überlebende, Angehörige, Hinterbliebene, Vermisste, Zeugen und Einsatzkräfte zu unterstützen. Ein umfassendes Situationsbewusstsein, das die Reaktionen und Bedürfnisse der betroffenen Bevölkerung in KuK berücksichtigt, bildet die Grundlage für die Entwicklung und Implementierung geeigneter Handlungsstrategien [399]. Die folgenden Abschnitte erläutern die Grundlagen des PsychKM genauer.

2.1.1 Grundlagen des Psychosozialen Krisenmanagements

Seit 1999 ist die Integration der psychosozialen Dimension in alle Phasen des Krisenmanagementzyklus als essentiell für ein effektives Krisenmanagement anerkannt [84, 90]. In KuK übersteigt die Anzahl psychisch beeinträchtigter Personen oft jene der physisch Verletzten [32]. Die COVID-19-Pandemie exemplifizierte dies durch die Entstehung diverser psychologischer Problematiken in verschiedenen Bevölkerungsgruppen, darunter Angstzustände, abnorme Trauer und Störungen des täglichen Lebens [189].

Der Terminus „psychosozial“ impliziert eine dynamische Interdependenz zwischen psychologischen und sozialen Aspekten [152, 12]. Diese Wechselwirkungen manifestieren sich

besonders deutlich in KuK und können das Wohlbefinden der Betroffenen erheblich beeinflussen, wie die Konsistenztheorie von Grawe verdeutlicht [152]. Diese liefert wesentliche Erkenntnisse zum Verständnis des psychosozialen Wohlbefindens und postuliert das menschliche Streben nach Harmonisierung individueller Bedürfnisse mit Umweltanforderungen zur Erreichung von Konsistenz und Wohlbefinden. In KuK können zentrale psychologische Bedürfnisse wie Orientierung und Kontrolle durch Sicherheit, Lustgewinn, Bindung und Selbstwerterhöhung jedoch bedroht sein, was zu psychosozialen Belastungen führen kann [275]. Psychosoziale Bedürfnisse zur Begegnung dieser Belastungen können in Form von personalen kognitiven, emotionalen und motivationalen Bedarfen auftreten. Das Ausmaß ist dabei abhängig von der Bezugsebene (direkte oder indirekte Beteiligung an der KuK), den Situationsfaktoren (objektiv wie subjektiv betrachtet, sowie zeitlich differenziert in prä- (individuelle unmittelbare Vorgeschichte), situative (Begleitumstände des Katastrophenerlebens, z. B. alleine oder in Begleitung von Bezugspersonen) und postsituative Faktoren (Verständnis oder Ablehnung im sozialen Umfeld, Ausmaß der Unterstützung etc.)) und den individuellen Resilienzfaktoren [113, 207]. Die resultierenden Reaktionen reichen von Informationssuche über emotionale Entlastung bis hin zu Hilfeleistungsbereitschaft [403]. Diese Diversität erfordert eine situative Anpassung des PsychKM an neue Lageerkenntnisse und Herausforderungen [168] in der kommunikativen, politischen, unterstützenden, qualitätssichernden, organisatorischen und strukturellen Dimension des Handlungsspektrums [209]. Zur Begegnung der individuellen Reaktionen und Bedarfe visiert das PsychKM die vier wesentliche Zielsetzungen:

1. PsychKM zielt auf die Integration der psychosozialen Perspektive in das Krisenmanagement ab.

PsychKM ist der gezielte Ansatz, psychosoziale Aspekte in die Planung und Bewältigung von KuK zu integrieren. Dabei werden die psychischen und sozialen Bedürfnisse von Individuen und Gemeinschaften in den Mittelpunkt gestellt, um deren Wohlbefinden während und nach KuK zu sichern. Dies erfordert eine integrative Betrachtung von Risiken, Bedürfnissen, Bedarfen [32], Resilienzstrukturen und Ressourcen [243]. Ein wesentliches Ziel des PsychKM ist folglich die Förderung eines multidisziplinären Ansatzes, der die Zusammenarbeit verschiedener Sektoren (u. a. Psychologie, Pädagogik, Soziologie, Ethik, Medien-, Kommunikations-, Gesundheits- und Politikwissenschaft) einschließt [189, 209]. Die Berücksichtigung von Reaktionen und Informationsbedarfen der Bevölkerung steigert die Effektivität des Krisenmanagements und beschleunigt die psychosoziale Erholung der Bevölkerung [399, 243, 89]. Darüber hinaus können räumliche Verteilung von unterstützendem Personal sowie ein besseres Verständnis des Verhaltens der Bevölkerung eine rasche Lagebeurteilung ermöglichen und Aufschluss über die sich entwickelnden Erfordernisse der Situation geben, um eine angemessene Ressourcenzuweisung und andere Maßnahmen zu realisieren [53]. Die Integration psychosozialer Fachkräfte in operative und administrative Strukturen ist hierfür essentiell [393, 31] und auch in nationalen und internationalen Leitlinien bereits vorgesehen [321, 67, 34].

2. PsychKM soll eine Stärkung der Kapazitäten auf multiplen Ebenen zur Krisenbewältigung bewirken [90, 280].

KuK implizieren ein Risiko des verminderten Wohlergehens von sozialen Akteuren im Kontext von Stress und Belastungen [280]. Die soziale Verwundbarkeit entsteht dabei durch das Zusammenspiel von Risikoexposition und Bewältigungskapazitäten [54]. Eine Stärkung der Kapazitäten durch Ressourcen, Netzwerke und soziale Institutionen fördert die soziale Resilienz und damit die Bewältigungs-, Anpassungs-

und Transformationskapazität [215]. Somit fokussiert diese Zielsetzung primär die Präventionsphase des Krisenmanagementzyklus (Abb. 3).

3. PsychKM soll die Krisenkommunikation zur Vermeidung von Unsicherheit und Besorgnis in der Bevölkerung unterstützen [238, 377, 502].

In KuK übersteigen psychosoziale Bedürfnisse oft die Reaktionsfähigkeit der Einsatzkräfte [328], wodurch emotionssensitive und bedarfsorientierte Krisenkommunikation besonders relevant wird. Fehlende, falsche, unklare oder widersprüchliche Informationen von öffentlichen Stellen verstärken die Unsicherheit und Besorgnis der Bevölkerung [131, 238, 377, 502]. Hierdurch können psychosoziale Probleme (bspw. Angst, Misstrauen und Stigmatisierung [131]) und risikoreiches Verhalten, wie z. B. die Nichteinnahme von prophylaktischen Medikamenten oder das Ignorieren von Evakuierungsempfehlungen, verstärkt werden [238, 377, 502]. Psychosoziale Faktoren und Verhalten der Bevölkerung bedingen sich dabei auch gegenseitig: so konnten Lerner u. a. feststellen, dass Angst die Risikoeinschätzung und die Pläne für Vorsichtsmaßnahmen erhöht, während Wut das Gegenteil bewirkt [242]. Darüber hinaus gedeihen in Ermangelung von Informationen Gerüchte und die Risikowahrnehmung der Bevölkerung kann sich verändern [432, 273]. In Anbetracht der Auswirkungen von Ungewissheit auf die Risikowahrnehmung, den Stress und das Vertrauen ist transparente Kommunikation, auch über Ungewissheiten, entscheidend [238]. Das PsychKM kann in KuK dabei unterstützen, basierend auf einem Psych-LDR (siehe Kap. 2.1.4) situations- und emotionssensitive Kommunikation zu adressieren. Diese Zielsetzung fokussiert damit primär die Präventions- und Bewältigungsphase und sekundär die Nachbereitungsphase des Krisenmanagementzyklus (Abb. 3).

4. PsychKM soll die psychische Gesundheit und das psychosoziale Wohlbefinden in KuK fördern [321].

Zentrales Anliegen des PsychKM ist die Minderung der Auswirkungen psychischer und sozialer Belastungen durch KuK. Dies umfasst die Unterstützung Betroffener, die Förderung ihres Wohlbefindens und die Stärkung ihrer Bewältigungsfähigkeiten [321]. Das PsychKM setzt dafür auf eine Vielzahl von Maßnahmen, um den Bedürfnissen der Betroffenen gerecht zu werden und materielle, informative und sozial-emotionale Unterstützungsressourcen in der Gemeinschaft zu stärken [36]. Diese lassen sich nach Brauchle u. a. [41] und Hausmann [159] in die drei Präventionsebenen Primär-, Sekundär- und Tertiärprävention einteilen. Maßnahmen der Primärprävention zielen dabei auf die Verhinderung von oder Vorbereitung auf KuK ab (siehe auch Zielsetzung 2), während Maßnahmen zur Früherkennung und -behandlung psychischer Störungen (einschl. Krisenintervention) zu den sekundärpräventiven Maßnahmen in der Akutphase einer KuK gezählt werden. Hierunter fallen auch Angebote der PSNV [321], wobei Psychosoziale Notfallversorgung für Einsatzkräfte (PSNV-E) auch eine primärpräventive Säule vorweist [34]. Die Tertiärprävention umfasst Rehabilitations- und Resozialisierungsmaßnahmen zur Minimierung von Folgeschäden. Eine weiterführende Unterteilung der Sekundärprävention nach der Art der Intervention unterscheidet zudem zwischen universellen (für ganze Populationsgruppen), selektiven (für Individuen und Subgruppen mit erhöhtem Risiko) sowie indizierten (für Personen mit erkanntem Risiko für eine Störung) präventiven Interventionen [130]. Diese Zielsetzung fokussiert damit primär die Bewältigungs- und Nachbereitungsphase des Krisenmanagementzyklus (Abb. 3).

Insgesamt ist das Verständnis der psychosozialen Dynamiken entscheidend, um die Auswirkungen von KuK auf Individuen und Gemeinschaften umfassend zu begreifen [89]. KuK

setzen oft komplexe Wechselwirkungen zwischen psychischen und sozialen Faktoren in Gang, die das Verhalten, die Emotionen und die sozialen Strukturen der Betroffenen beeinflussen. Im folgenden Abschnitt werden diese psychosozialen Einflüsse genauer betrachtet, um die Mechanismen zu verstehen, durch die KuK das Leben der Menschen und deren Reaktionen prägen.

2.1.2 Psychosoziale Einflüsse von Krisen- und Katastrophensituationen

KuK sind durch eine plötzliche und unerwartete Diskrepanz zwischen Wahrnehmung und Bewältigungsfähigkeit geprägt. Sie verursachen nicht nur erhebliche materielle und ökologische Schäden, sondern liegen auch außerhalb der üblichen menschlichen Erfahrung. Dadurch haben sie als kollektiver Stressor signifikante, komplexe und vielfältige psychosoziale Auswirkungen auf die betroffenen Gemeinschaften sowie auf das Wohlbefinden, die Funktionsfähigkeit und die psychische Gesundheit der Betroffenen [348, 482]. Dies resultiert daraus, dass die alltägliche Routine der Menschen abrupt unterbrochen wird und stattdessen eine Phase der Unsicherheit eintritt [421, 389]. Zu den häufigsten Reaktionen auf diese abrupte Unterbrechung zählen Angst, Stress und Unsicherheit [192, 120]. Diese manifestieren sich in Form von psychischer Beanspruchung, die als Ergebnis der dynamischen Wechselwirkung zwischen individuellen Bedarfen und Ressourcen zu verstehen ist [36, 37].

Bedarfe stellen die spezifischen Ressourcen dar, welche benötigt werden, um grundlegende Bedürfnisse zu erfüllen, bspw. der Bedarf nach einer Umarmung zur Befriedigung des Bedürfnisses nach sozialer Bindung. Sie sind individuell und situationsabhängig, während sich Bedürfnisse auf grundlegende menschliche Anforderungen zur Aufrechterhaltung des Lebens und des Wohlbefindens beziehen. Bedürfnisse können als universell und unabhängig von individuellen Unterschieden verstanden werden. Bedarfe hingegen werden durch Faktoren wie Alter, Geschlecht, Kultur, Umgebung und persönliche Umstände beeinflusst [277, 383, 1]. Nach Maslow [277] gehören (1) physiologische Bedürfnisse, bspw. Nahrung und Sauerstoff, (2) Sicherheitsbedürfnisse, bspw. materielle Grundsicherung, (3) Sozialbedürfnisse, bspw. Zuneigung, und (4) Individualbedürfnisse, bspw. Ansehen und Wertschätzung durch Andere, zu den Defizit- und Mangelbedürfnissen, deren Erfüllung für den Körper und die Psyche notwendig sind und die sich hierarchisch strukturieren. Die (5) Selbstverwirklichung bildet ein prioritär nachgelagertes Wachstumsbedürfnis. Insgesamt sind psychosoziale Bedarfe wesentliche Aspekte des menschlichen Wohlbefindens, die durch soziale, emotionale und psychologische Faktoren geprägt sind. Die psychische Befriedigung der Bedarfe erfolgt mithilfe psychosozialer Ressourcen. Gemäß der Definition von Hobfoll [165] werden psychosoziale Ressourcen als persönliche oder soziale Bedingungen betrachtet, die das individuelle Wohlbefinden fördern, indem sie das Selbstwertgefühl, die Sinnhaftigkeit des Lebens und die soziale Integration erhöhen. Die subjektiv empfundenen Ressourcen bilden in der Gesamtheit das positive Potenzial, das zur Befriedigung der individuellen Grundbedürfnisse zur Verfügung steht [132].

In KuK wirkt die Gesamtheit aller multifaktoriellen Einflüsse durch Interaktion von Individuum und Umwelt von außen auf eine Person ein und beeinflusst in Form psychischer Belastungen den psychischen Zustand [295, 335], siehe Abb. 4. Wie stark diese Belastungen den Einzelnen treffen, wird durch die Begrifflichkeit „psychische Beanspruchung“ erfasst. Dieser beschreibt die unmittelbaren Auswirkungen der Belastungen und wird durch individuelle Einflussfaktoren wie Resilienz, Religion, kollektive Wirksamkeit, soziale Unterstützung und Bewältigungsstrategien moderiert [80, 371, 240]. Diese Faktoren

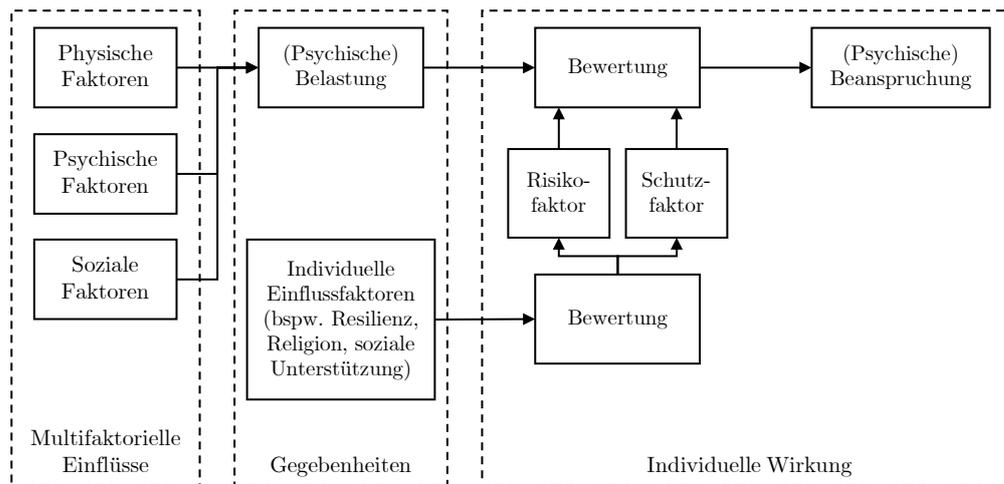


Abbildung 4: Ablaufdiagramm zur Abgrenzung von Belastungen und Beanspruchung unter Berücksichtigung von Risiko- und Schutzfaktoren

können gemäß dem Belastungs-Beanspruchungskonzept [371] als Moderatorvariablen entweder positive Effekte auf die psychische Gesundheit (Schutzfaktoren) haben oder als Risikofaktoren die psychischen Folgen verstärken [380, 233]. Folglich ist auch die Einstufung als schützende oder schwächende Faktoren wiederum durch Moderatoren der individuellen Lebenserfahrung und den Umständen (bspw. Herkunft) der KuK geprägt [240, 233, 433]. Diese kausale Verkettung macht eine Beurteilung der psychologischen Folgen äußerst schwierig [36]. Insgesamt gelten vor allem ethnische Minderheiten, das weibliche Geschlecht, schwangere Frauen, Familien mit Kindern, Kinder, Menschen im gehobenen Alter, Menschen, die früher schon psychiatrische Probleme hatten und Menschen mit geringem Einkommen als gefährdete Bevölkerungsgruppen für psychosoziale Folgeerscheinungen [274, 462, 81, 317, 131]. Zusammengefasst weisen Individuen, die bereits vor einer Katastrophe erhöhten Risikofaktoren ausgesetzt waren, eine höhere Vulnerabilität auf. Die kumulative Belastung aus vorherigen Risiken führt dazu, dass diese Personen einem gesteigerten Gefährdungspotenzial durch die Katastrophe unterliegen. Darüber hinaus zeigte sich in der Studie von Toth u. a., dass das Auftreten multipler KuK psychische Stresssymptome signifikant verstärkt [462, 155, 156, 357]. Gemäß Reif, Spieß und Stadler korrespondiert hierbei der Begriff Stressor mit der Belastung und die Stressreaktion mit der Beanspruchung [356].

Nach Bonanno u. a. lassen sich fünf wesentliche Punkte der psychosozialen Auswirkungen von KuK zusammenfassen [36]:

1. KuK verursachen bei einer Minderheit der Betroffenen schwerwiegende psychische Störungen.

KuK können lang anhaltende psychosoziale Auswirkungen wie Posttraumatische Belastungsstörung (PTBS), Depressionen, Angstzustände und Drogenmissbrauch haben [239, 157, 160, 267]. Die Rate der Betroffenen mit psychosozialen Belastungen und Folgen ist hoch [32], schwere Ausprägungen betreffen jedoch nur eine Minderheit (meist weniger als 30 % der Erwachsenen) [36, 432, 67]. Gleichwohl verleiht eine bedeutende Minderheit mit langfristigen psychischen Störungen [36, 449]. In verschiedenen Studien wurden Werte für die 1-Jahresprävalenz von PTBS mit 2,3 bis 7,8 %

identifiziert, wobei einige einen deutlichen Unterschied zwischen den Geschlechtern feststellten, wobei das weibliche Geschlecht tendenziell häufiger betroffen ist, und eine zunehmende Prävalenz mit zunehmendem Alter berichtet wurde [267].

2. Unterschiedliche KuK führen zu unterschiedlichen Bewältigungsmustern, einschließlich Resilienz.
Nicht alle KuK werden durch Individuen gleich bewertet und verarbeitet. Ereignisse, bei denen die Bedrohung als größer oder neuartig wahrgenommen wird, als die tatsächliche Exposition (bspw. chemische oder biologische Gefahren), können nachhaltigere emotionale Reaktionen hervorrufen als Naturkatastrophen [432, 180]. Darüber hinaus haben auch technologische KuK, die durch menschliches Versagen oder böswillige Absicht verursacht werden, oder ein Gefährdungspotenzial für Kinder und zukünftige Generationen vorweisen oft schwerere psychosoziale Auswirkungen als Naturkatastrophen, da sie Schuldgefühle, Kontrollverlust und Fragen des Selbstwertgefühls verstärken [432, 180]. Mehrfachkatastrophen, bei denen Betroffene wiederholt KuK ausgesetzt sind, haben ein noch größeres Potenzial, psychische und physische Gesundheitsschäden zu verursachen [240, 462, 180]. Insgesamt erfolgt die psychische Regeneration bei der Mehrheit der Überlebenden innerhalb einer Zeitspanne von wenigen Monaten bis ca. zwei Jahren. Ein Großteil zeigt vorübergehende Beeinträchtigungen und eine stabile Resilienz [36].
3. Katastrophenfolgen werden durch individuelle Schutz- und Risikofaktoren bestimmt. Die individuellen Unterschiede bei Katastrophenfolgen sind durch eine Kombination von moderierenden individuellen Faktoren, bspw. Bezug zur KuK, im Zusammenspiel mit Schutz- und Risikofaktoren, bspw. hohe Resilienz, erklärbar [233, 462]. Es gibt keinen dominanten Prädiktor, sondern eine Vielzahl kleinerer Einflüsse, die zusammengenommen den individuellen Ausgang bestimmen [36, 371, 240].
4. KuK belasten Familien und Gemeinschaften.
Obwohl KuK soziale Beziehungen innerhalb der Familie stärken können, deutet ein Großteil der Befunde darauf hin, dass Stress zwischenmenschliche Beziehungen und den Gemeinschaftssinn schwächt. Diese Beziehungen sind jedoch wichtige Prädiktoren für Resilienz, da sie sowohl instrumentelle als auch emotionale Ressourcen bereitstellen und durch soziale Integration die Bewältigungskapazitäten des Individuums erhöhen [36, 43].
5. Fernwirkungen von KuK auf nicht-exponierte Gruppen sind begrenzt und vorübergehend.
Auch Menschen in entfernten Regionen können vorübergehenden Stress erleben. Hierfür können bspw. Auswirkungen auf das bekannte Umfeld oder die Veränderung einer vertrauten Umgebung, jedoch auch die Unfassbarkeit des Ereignisses ursächlich sein. Gleichwohl ist eine anhaltende Psychopathologie meist auf bestehende Schwachstellen, bspw. vorhandene psychische Störungen, oder tatsächliche Fernbelastungen zurückzuführen [36].

Die wissenschaftliche Evidenz konvergiert in der Erkenntnis, dass KuK ein breites Spektrum psychischer Belastungen hervorrufen und die mentale Gesundheit signifikant beeinträchtigen können [56, 36, 312]. Während die Mehrheit der Betroffenen temporäre Belastungsreaktionen zeigt, entwickelt eine substantielle Minderheit längerfristige psychische Beeinträchtigungen, die professionelle Unterstützung erforderlich machen. Für die Bevölkerung basiert die erfolgreiche Bewältigung dieser komplexen psychosozialen Auswirkungen von KuK maßgeblich auf der Verfügbarkeit und Mobilisierung psychischer und sozialer Ressourcen [189].

2.1.3 Psychosoziale Notfallversorgung

Psychische Ressourcen umfassen jene Entitäten, die entweder intrinsisch bedeutsam sind (z. B. Selbstwertgefühl, enge Bindungen, Gesundheit und innerer Frieden) oder als Instrumente zur Erreichung zentraler Ziele dienen (z. B. finanzielle Mittel, soziale Unterstützung und Kreditwürdigkeit) [165]. Soziale Ressourcen implizieren demgegenüber persönliche, soziale und strukturelle Mittel sowie Möglichkeiten, die bei der Bewältigung von Lebensherausforderungen und Problemen unterstützend wirken können. Die Verbindung beider Aspekte in Form von psychosozialen Ressourcen umfasst demnach individuelle und personenbezogene Ressourcen und somit „aktuell verfügbare, also nicht anderweitig gebundene [...] Potenziale“, die angeboren oder erworben sein können [279]. Ihre Ausprägung wird beeinflusst durch kognitive Fähigkeiten, wahrgenommene Kompetenzen, Persönlichkeitsmerkmale, Selbstregulationsfähigkeiten, stabile Beziehungen, Qualitäten des Gesundheitssystems und der sozialen Umgebung sowie durch soziale Unterstützung [336].

Letztere kann hierbei sowohl auf emotionaler als auch auf materieller Ebene erfolgen [448]. Während emotionale Unterstützung das Selbstbewusstsein und Vertrauen fördert, ermöglicht materielle Unterstützung beispielsweise den Zugang zu Transportmitteln oder schafft zeitliche Freiräume durch Aufgabenverteilung. Insgesamt fördert diese Unterstützung somit eine größere Eigenkontrolle der Hilfeempfangenden. Studien belegen, dass ein solches verstärktes Gefühl der Kontrolle hierbei das Risiko eines erhöhten Stresslevels oder das Auftreten von Depressionen reduzieren kann [466]. Als spezifische Form sozialer Unterstützung zielen psychosoziale Versorgungsangebote in KuK auf die Bewältigung psychischer Probleme, Bedürfnisse und Bedarfe ab. Sie umfassen sämtliche Unterstützungs- und Betreuungsmaßnahmen, die auf die Stärkung des psychischen Wohlbefindens und der psychischen Gesundheit der Betroffenen während und nach einem Ereignis ausgerichtet sind, mit Potenzial zur individuellen oder kollektiven Intervention [131]. Damit dient die PSNV als Maßnahme des PsychKM in der Akutphase einer KuK der Förderung des psychosozialen Wohlbefindens und der Prävention psychischer Störungen, wie beispielsweise der Chronifizierung akuter Belastungsreaktionen [67]. Konkret zielen PSNV-Maßnahmen darauf ab, Menschen in KuK zu unterstützen, indem sie persönliche Ressourcen stärken, soziale und seelische Belastungen lindern und langfristigen psychischen Folgen (z. B. einer PTBS) vorbeugen [24]. Darüber hinaus sollen sie die natürliche Erholung der Betroffenen fördern, notwendige psychotherapeutische Interventionen vermitteln, Betroffene stabilisieren sowie deren Handlungsfähigkeit und Selbstwirksamkeit stärken [449]. Hierbei wird jeweils das soziale Netzwerk der Betroffenen einbezogen, wobei keine starren Schemata angewandt werden, sondern die Unterstützung an die individuellen Bedarfe angepasst wird [169].

Die PSNV konzentriert sich grundlegend auf fünf zentrale Bedürfnisse: Sicherheit, Beruhigung, Wiedererlangung von Selbstwirksamkeit, Verbundenheit mit Nahestehenden und Zuversicht [166, 234]. Wesentlich ist zudem die Vermittlung zuverlässiger Informationen über behördliche Maßnahmen sowie Aufklärung und Psychoedukation. Diese Aspekte erweisen sich als besonders herausfordernd, wenn die Grundbedürfnisse der Betroffenen nicht kurzfristig erfüllt werden können [303], wie in Kap. 2.1.1 anhand der Grundbedürfnisse nach Grawe ausgeführt.

In Deutschland ist PSNV heute ein integraler Bestandteil des PsychKM und wird in PSNV-E und Psychosoziale Notfallversorgung für Betroffene (PSNV-B) unterteilt [197]. Diese Differenzierung basiert auf konsensual festgelegten sowie evidenz- und erfahrungsbasierten Qualitätsstandards aller PSNV-relevanten Organisationen in Deutschland [169].

PSNV-B fokussiert sich auf die Betreuung von direkt und indirekt betroffenen Personen in KuK, wobei primär Psychosoziale Akuthilfe (PSAH) und stabilisierende Maßnahmen im Vordergrund stehen. PSNV-E hingegen adressiert die Einsatzkräfte und zielt darauf ab, deren psychische Belastung zu minimieren und ihre Resilienz zu stärken [24]. Während PSNV-B oftmals ad hoc und situativ erfolgt, ist PSNV-E häufig präventiv und langfristig angelegt. Beide Bereiche ergänzen sich komplementär und tragen zur Reduktion psychosozialer Folgeerscheinungen bei KuK bei. Dabei wird PSNV durch Fachärzte für psychische Gesundheit, psychosoziale Fachkräfte (Sozialarbeiter, Pädagogen, Theologen, etc.) sowie, insbesondere in der Primärversorgung, durch nicht spezialisiertes Gesundheitspersonal erbracht, sofern dieses adäquat ausgebildet ist [197]. Als ein Beispiel verdeutlichte die Flutkatastrophe 2021 in West- und Mitteleuropa, dass sowohl Einsatzkräfte als auch die betroffene Bevölkerung psychologische Unterstützung benötigen. Diese Hilfe erwies sich als entscheidend für beide Gruppen, um psychische Belastungen zu bewältigen und das Gefühl von Handlungsfähigkeit und Selbstwirksamkeit zu stärken [111].

Die Implementierung von PSNV-Maßnahmen folgt einem bedarfsorientierten Ansatz, der sich an den spezifischen psychosozialen Bedarfen und individuellen Bewältigungsressourcen der Betroffenen ausrichtet. Aufgrund der Heterogenität der Betreuungssituationen, der Vielfalt der Programme, der betreuten Bevölkerungsgruppen und der angestrebten Ergebnisse ist eine wissenschaftliche Evaluation in diesem Bereich erheblich erschwert [153, 169]. Bestehende Studien zeigen, dass die Wirksamkeit psychosozialer Interventionen in den wenigsten wissenschaftlichen Quellen objektiv, valide und reliabel überprüft wurde [278]. Zudem zeichnet sich die Forschungslandschaft bislang durch sehr heterogene Vorgehensweisen zur Identifikation dieser Wirksamkeit aus [153]. Es fehlt sowohl an wiederholten Untersuchungen der Wirksamkeit einzelner Interventionen als auch an der Evaluierung gemeinschaftsorientierter psychosozialer Programme [278, 153, 131].

Zusammenfassend lässt sich konstatieren, dass PSNV eine essentielle Rolle bei der Bewältigung von KuK einnimmt. Sie trägt dazu bei, langfristige psychische und soziale Folgen zu mildern und unterstützt betroffene Personen sowie Gemeinschaften dabei, wieder Stabilität zu erlangen [197]. Im Rahmen einer Konsensusfindung mit diversen Experten der PSNV aus den Niederlanden konnten wissenschaftlich erhobene Erfahrungen aufzeigen, dass die psychosozialen und gesundheitlichen Folgen einer KuK mitunter jahrelang andauern können, was die Notwendigkeit einer rechtzeitigen und adäquaten PSNV für die Betroffenen unterstreicht [449]. Die zentralen Herausforderungen liegen jedoch in der präzisen Identifikation von Betroffenen, der Implementierung notwendiger und effektiver Interventionen und der nahtlosen Integration dieser Maßnahmen in das übergreifende Krisenmanagement. Die Identifikation und Notwendigkeit ist dabei enorm wichtig, da PSNV sich an den individuellen Bedürfnissen, Ressourcen und der Selbstbestimmung der Betroffenen orientieren muss, um eine evidenzbasierte, wertschätzende und bedarfsgerechte Unterstützung zu gewährleisten, die eine weitere Schädigung oder Pathologisierung vermeidet [231]. Um diesen Herausforderungen zu begegnen, sind folgende Aspekte für das PsychKM von Bedeutung: eine Früherkennung von psychosozialen Belastungsfolgen nach kritischen Situationen, eine fundierte Risiko-, Verwundbarkeits- und Bedarfsanalyse sowie eine akkurate Erfassung der Stimmungslage der von einer KuK betroffenen Bevölkerung [32, 142].

2.1.4 Lagebild Bevölkerungsverhalten

Wie in dem vorangegangenen Kapitel herausgearbeitet wurde, ist eine angemessene Lageerfassung von zentraler Bedeutung, da sie insbesondere in der Anfangsphase einer KuK einen erheblichen Einfluss auf das Situationsbewusstsein, den weiteren Einsatzverlauf und somit auch auf den Einsatzerfolg hat [88]. Die Lageerfassung wird maßgeblich durch den Entscheidungsfindungsprozess bestimmt, welcher als ein iterativer Vorgang der Reflexion und des Handelns zur Vorbereitung und Umsetzung von Entscheidungen verstanden werden kann [382]. Dieser Prozess gliedert sich, ähnlich dem Führungsvorgang, in vier Phasen: Lagebeurteilung (einschließlich Situationsbewusstsein), Planung (einschließlich Lagebeurteilung und Entscheidungsfindung), Befehlsgebung und Kontrolle [167, 119]. Die Komplexität eines Entscheidungsprozesses kann in Abhängigkeit von seinem Umfang mit den vielfältigen Faktoren (bspw. der Anzahl der betroffenen Bevölkerung) und den involvierten Akteuren einer KuK korrelieren [473]. Insbesondere der Zeitdruck stellt eine wesentliche Herausforderung bei der Entscheidungsfindung dar, da er die verfügbare Zeit zur Erhebung relevanter, katastrophenbezogener Daten für die Lagebeurteilung einschränkt [473]. In KuK erfordern dieser erhebliche Zeitdruck und die potenziell weitreichenden Konsequenzen, dass handlungsrelevante Informationen identifiziert, evaluiert und zeitnah an die entsprechenden Adressaten weitergeleitet werden [527, 298]. Handlungsrelevante Informationen umfassen dabei kurzfristige (unmittelbare Reaktion erforderlich) als auch langfristige (Maßnahmen zur Unterstützung der Vorbereitungs- oder Rekonstruktionsphase) Aspekte [527, 298].

Die Komplexität dieser verschiedenen zeitlichen Dimensionen spiegelt sich auch in den organisatorischen Anforderungen wider: Bei gesteigertem Koordinationsbedarf, erhöhtem Informationsaufkommen, erforderlichem Spezialwissen, unzureichenden lokalen Ressourcen und einer Vielzahl beteiligter Instanzen ist eine einheitliche Führung erforderlich [167]. Zu diesem Zweck werden im Krisenmanagement Stäbe als temporäre Unterstützungseinheiten eingerichtet, die dem Entscheidungstragenden zuarbeiten und dabei spezifische Rollen, Strukturen sowie Informationsflüsse nutzen [382]. In Anlehnung an die Terminologie der Blaulichtorganisationen wird in der vorliegenden Arbeit der Begriff „Führungsstab“ verwendet [167]. Fachberater PSNV werden sowohl in Verwaltungsstäben (administrativ-organisatorische Komponente) als auch Führungsstäben (operativ-taktisch Komponente) eingesetzt, sodass die hier betrachteten Faktoren aber für beide Strukturen gelten [269]. Die Entscheidungsfindung in einem Führungsstab basiert wesentlich auf einem gemeinsamen Situationsbewusstsein [78, 478, 527].

Das Situationsbewusstsein ist die Fähigkeit, eine dynamische Umgebung zu verstehen und darauf zu reagieren. Es umfasst Wahrnehmung, Verständnis und Antizipation der Situation und wird in verschiedenen Modellen und Definitionen unterschiedlich dargestellt [5, 91, 97, 392, 427, 430, 505], siehe Tab. 1. Das Verständnis des „Gesamtbildes“ der situativen Gegebenheiten während einer KuK kann herausfordernd sein, da der ständig wachsende Informationsfluss fortwährend angepasst wird, während große Teile davon redundant sind [121]. Um ein gemeinsames mentales Modell (Situationsbewusstsein) entwickeln zu können, die Komplexität einer Situation zu reduzieren, eine Entscheidungsgrundlage zu schaffen, Handlungsfelder sowie Bedarfe zu identifizieren und den Koordinationsbedarf der Einsatzleitung zu minimieren, erstellen Führungsstäbe ein dynamisches und interdisziplinäres Lagebild [221, 39, 489, 167, 127], siehe Abb. 5.

Tabelle 1: Übersicht über bestehende Definitionen des „Situationsbewusstseins“

Quelle	Definitionsansatz
Endsley (1988) [97]	Das Situationsbewusstsein entsteht aus der Erfassung und Verarbeitung von Umgebungsinformationen durch Wahrnehmung kritischer Umgebungsfaktoren, integratives Verstehen und Interpretieren dieser Informationen sowie Antizipieren zukünftiger Entwicklungen.
Adams, Tenney und Pew (1995) [5]	Situationsbewusstsein wird als zyklischer Prozess betrachtet, bei dem das Wissen über die Situation und die kontinuierliche Aktualisierung des Situationsmodells in Wechselwirkung stehen.
Smith und Hancock (1995) [427]	Situationsbewusstsein wird als nach außen gerichtetes Bewusstsein definiert, das zielgerichtetes Verhalten in dynamischen Umgebungen ermöglicht. Hierbei ist insbesondere die Adaptationsfähigkeit von Bedeutung, welche die Anpassung von Wissen und Verhalten an die Bedingungen und Einschränkungen der Umgebung beinhaltet.
Reilly, Guarino und Kelliher (2007) [358]	Situationsbewusstsein umfasst den Prozess der Integration aller verfügbaren Informationen zu einem kohärenten Gesamtbild für das Management komplexer KuK.
Rauch, Gradenegger und Krüger (2008) [354]	Situationsbewusstsein impliziert die Konstruktion einer kohärenten mentalen Repräsentation der aktuellen Szene unter Einbeziehung des im Langzeitgedächtnis vorhandenen Wissens.
Vieweg u. a. (2010) [478]	Zum Situationsbewusstsein zählen Merkmale, die zum Verständnis der KuK beitragen, insbesondere im Hinblick auf die operativen Erfordernisse von Führung und Kontrolle.
Wittbrodt u. a. (2010) [506]	Situationsbewusstsein wird als die prozessuale Summe von Situation Assessment (Prozess zur Erlangung von Situationsbewusstsein), Situational Model (dynamische interne Repräsentation der Situation), sowie Situation Awareness (Qualitätsmaß für die Vollständigkeit und Präzision des Situational Model) verstanden.
Stieglitz u. a. (2017) [437]	Situationsbewusstsein wird als Prozess verstanden, durch den Individuen Informationen sammeln, nutzen und ein umfassenderes Verständnis der aktuellen Situation erlangen.
Queck und Gonner (2022) [349]	Situationsbewusstsein umfasst sowohl die korrekte und umfassende Wahrnehmung als auch eine adäquate Interpretation der Situation.
Hofinger und Heimann (2022) [167]	Situationsbewusstsein wird als Bewusstsein über die Umgebung, die Situation und die aktuellen Prozesse definiert, das sich in Form eines individuellen mentalen Modells manifestiert. Dieses Modell wird durch Vorwissen, Erfahrung und individuelle Bewertungen beeinflusst.

Das Lagebild enthält wesentliche Informationen über die Schadenslage, die verfügbaren Ressourcen und die Einsatzplanung sowie die Dokumentation des Verständnisses eines Einsatzes und weitere lagerelevante Informationen [349] in textlicher und/oder visualisierter Form.

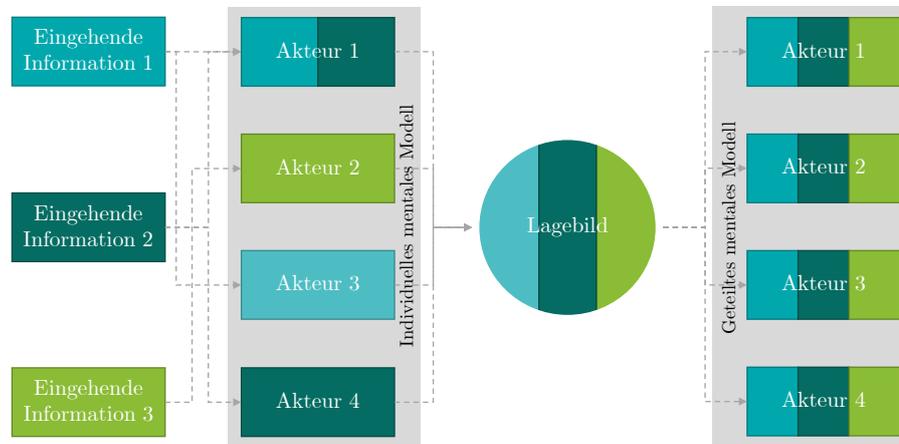


Abbildung 5: Schematische Visualisierung eines erfolgreichen gemeinsamen Situationsbewusstseins, angepasste Version nach [255]

Die Abbildung veranschaulicht über die Farbgebung einen effizienten Informationsfluss zwischen diversen Beteiligten, mit dem Ziel, ein einheitliches Verständnis der aktuellen Sachlage zu etablieren.

Die Gesamtheit der von einem Führungsstab implementierten Maßnahmen zielt, ausgehend von dem Lagebild, sowohl direkt als auch indirekt auf den Schutz der Bevölkerung ab. Es lässt sich jedoch ein paradoxes Phänomen beobachten: Trotz umfassender Erkenntnisse über die Wahrnehmung, Bedürfnisse und Verhaltensweisen der Bevölkerung im Katastrophenfall [78] sowie der erwiesenen Bedeutung einer aktiven Einbindung der Zivilgesellschaft in KuK, werden diese Aspekte im aktuellen Krisenmanagement weiterhin nicht ausreichend berücksichtigt [399]. Ein realistisches und bevölkerungsnahes Lagebild in KuK erfordert jedoch einen operativen Überblick, welcher auch die Handlungen der betroffenen Bevölkerung umfasst [51]. Hierfür hat sich das Lagebild Bevölkerungsverhalten (LBevV) etabliert.

Die Terminologie „Bevölkerungsverhalten“ im Rahmen des LBevV umfasst das Verhalten, in einem weitergefassten Verständnis der kognitiven, emotionalen, motivationalen und sozialen Prozesse, und Erleben von Menschen je Bevölkerungsgruppe [399]. Dabei bewirkt die Vielfalt an unterschiedlichen Individuen und Bevölkerungsgruppen in einer Gesellschaft, dass es nicht das eine Bevölkerungsverhalten sondern eine erhebliche Varianz des Verhaltens in der Bevölkerung gibt [399, 131]. Vor allem in KuK reagiert die Bevölkerung nicht nur intellektuell, sondern auch emotional (vorwiegend Trauer, Wut und Angst [192]) auf Ereignisse, die das eigene Leben mehr oder weniger prägen [192]. Diese Emotionen formen die individuelle Einstellung, Entscheidungsfindung und das Verhalten [465, 539]. Darüber hinaus gewinnt diese Betrachtungsweise durch die „emotionale Ansteckung“, die Beeinflussung der Emotionen oder des Verhaltens eines Individuums durch die bewusste oder unbewusste Induktion von anderen, an Komplexität [19, 480]. Das Verständnis von Emotionen kann jedoch im Umkehrschluss Entscheidungstragenden einen Indikator für eine Prognose eines oder mehrerer wahrscheinlicher Verhaltensmuster der Öffentlichkeit geben, sodass Strategien entwickelt werden können, um solchen Reaktionen zu begegnen [192].

Hierfür soll das LBevV ein ganzheitliches Bild der Lage mit ergänzenden sozialen und

psychologischen Aspekten umfassen [398]. Als Bestandteile führen Schopp u. a. hierfür die Risikowahrnehmung, spezifische Informations- und Unterstützungsbedarfe, Akzeptanz der ergriffenen Maßnahmen, Resilienz und Selbsthilfekompetenzen sowie Vertrauen in das Krisenmanagement durch die Bevölkerung auf [399]. Dabei ist zu berücksichtigen, dass Entscheidungstragende auch in späteren Krisenphasen die Fluktuationen der öffentlichen Emotionen genau beobachten und analysieren sollten [526], siehe Abb. 6. Gerade diese indirekten und langfristigen gesundheitlichen Auswirkungen könnten die größte Herausforderung darstellen [180], da bspw. stressbedingte Krankheiten, welche vermehrt mit zeitlichem Abstand zum Ereignis auftreten, die Komplexität erhöhen.

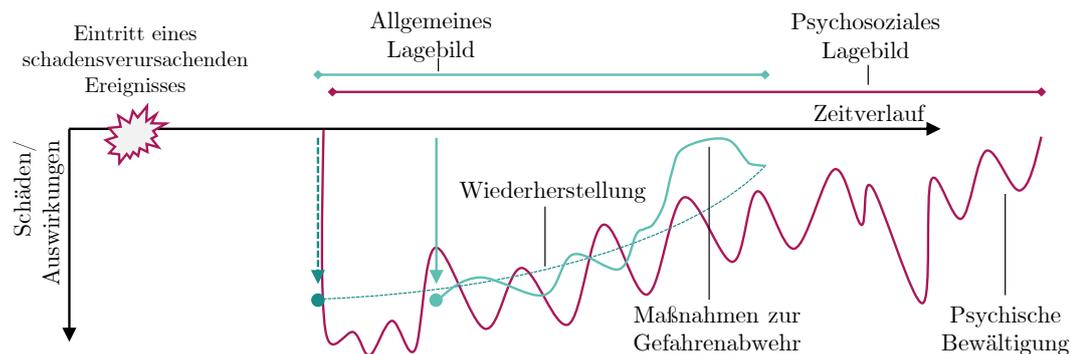


Abbildung 6: Schematischer Ablauf der Krisenbewältigung, aus [299]

Die Grafik illustriert beispielhaft einen möglichen zeitlichen Verlauf der Schadensintensität eines kritischen Ereignisses, wobei zwischen materiellen bzw. ökologischen Konsequenzen (in mintgrün dargestellt) und psychologischen Auswirkungen (in rosa abgebildet) differenziert wird. Besonders hervorgehoben wird der fluktuierende Verlauf der psychologischen Verarbeitung sowie die signifikant längere Dauer psychosozialer Folgen im Krisenkontext. Eine zentrale Schlussfolgerung aus dieser Darstellung ist, dass die Erstellung des Psychosozialen Lagebildes oder des LBevV über einen deutlich ausgedehnteren Zeitraum erfolgen sollte als die Erstellung des allgemeinen Lagebildes.

Im Rahmen des LBevV stellt das Psychosoziale Lagebild einen integralen Bestandteil zur Identifizierung von Informationen zum (potenziellen) Verhalten der direkt und indirekt Betroffenen sowie zu deren psychosozialen Bedürfnissen, Hilfebedarfen, Ressourcen und Selbsthilfefähigkeit dar [163, 467]. „Während das Lagebild Bevölkerungsverhalten mit einem großflächigeren gesamtstaatlichen Blick primär auf der Bundes- und Landesebene angesiedelt ist, kommt das Psychosoziale Lagebild insbesondere auf der operativ-taktischen Ebene in den Kommunen zur Anwendung“ [399]. Hierdurch adressiert das Psychosoziale Lagebild folglich primär die Lagefeststellung für die Entscheidungsfindung, Qualitätssicherung, Bedarfsermittlung, Betroffenenidentifizierung und den zielgerichteten Ressourceneinsatz durch sogenannte Leiter PSNV, bzw. Fachberater PSNV [399, 434]. Dabei umfasst das Psychosoziale Lagebild als kombinierte Aufzählung von Mähler u. a. und Schopp u. a. Informationen zu folgenden Aspekten [268, 399]:

- Merkmale von Betroffenen (Betroffenengruppen, Anzahl der direkt und indirekt Betroffenen, Bedürfnisse und Bedarfe) und Orte der Betroffenheit
- Verfügbare Ressourcen (technisch, materiell und personell)
- (Erwartete) Sozialstruktur einer betroffenen Region/Veranstaltung, Demografie
- Stimmung/Stimmungsentwicklung

- Stand der Informationen und Gefährdungseinschätzung bei Betroffenen/ Einsatzkräften
- Selbsthilfefähigkeiten der Bevölkerung
- Ableitung von einsatztaktischen bzw. operativen PSNV-Maßnahmen

Insgesamt kommt dem LBevV und damit implizit dem Psychosozialen Lagebild eine besondere Rolle zu, da es die menschliche Komponente in KuK beleuchtet, integraler Bestandteil des Gesamtlagebilds im Krisenmanagement ist und eine systematische Erfassung und Analyse des Verhaltens, der Reaktionen und der Bedarfe der Bevölkerung in der aktuellen KuK darstellt. Durch die zunehmende Nutzung von SoMe durch die Bevölkerung rücken hierbei neben Befragungen, Rückmeldungen von Einsatzkräften und weiteren relevanten Stellen sowie Medienanalysen auch soziale Phänomene und Verhaltensmuster im digitalen Raum zunehmend in den Fokus [220, 325].

Ein Raum entspricht dabei einem nicht exakt lokalisierbaren Konstrukt, welcher durch soziale Interaktionen zwischen Gruppen oder die differentielle Nutzung oder Nicht-Nutzung verschiedener sozialer Gruppen sowie deren Beziehungen zueinander konstituiert wird. Hierdurch ist das relationale Gefüge eines Raumes nicht physisch verortbar und die Wahrnehmung variiert je nach sozialem Akteur und dessen Interaktionsmuster [87, 402]. Dabei entsteht eine Wechselwirkung zwischen Raumwahrnehmung/-nutzung und Bedürfnisbefriedigung. Sichere Räume befriedigen das Bedürfnis nach Orientierung und Kontrolle, während soziale Räume das Bindungsbedürfnis unterstützen. Diese Bedürfnisbefriedigung gewinnt, wie in Kap. 2.1.2 dargelegt, in KuK an Relevanz, sodass Menschen Räume zur Bedürfniserfüllung (auch digital) gestalten [275]. Digitale Räume stellen dabei eine spezielle Art von Raum dar, welche losgelöst von einer physischen Dimension konstruiert werden. Diese virtuellen, nicht physisch lokalisierbaren Konstrukte entstehen durch digitale Interaktionen und Kommunikationsprozesse und werden folglich durch Nutzung digitaler Technologien und Plattformen geschaffen. Die Wahrnehmung variiert je nach Nutzergruppe und befindet sich, aufgrund der sozialen Interaktion, kontinuierlich im Wandel [512]. Die digitale Lage umfasst folglich Verhältnisse, Umstände und Gegebenheiten, die sich im kommunikativen Austausch des digitalen Sozialraums spiegeln [300].

Darauf aufbauend können sich auch im digitalen Raum Emotionen verbreiten und weitere Handlungen angeregt werden [236]. Das psychosoziale Monitoring der SoMe (die Erfassung und Aufbereitung von Informationen) kann somit zur Erstellung eines Psych-LDR genutzt werden und damit die adäquate Steuerung von Emotionen, die Verbesserung des Situationsbewusstseins und die Entscheidungsfindung unterstützen [236, 404, 476, 44, 415]. SoMe bieten dabei einen Einblick in das Situationsverständnis der Bevölkerung, welches wiederum, analog zum Thomas Theorem, das Verhalten maßgeblich beeinflusst und dadurch einschätzbarer macht.

„If men define situations as real, they are real in their consequences.“
[454, S. 572]

Das Psych-LDR visiert hierbei insgesamt die ergänzende Lagefeststellung im PsychKM in Form einer übersichtlichen Darstellung von Informationen zum (potenziellen) Verhalten der direkt und indirekt Betroffenen sowie zu deren psychosozialen Bedürfnissen, Hilfebedarfen, Ressourcen und Selbsthilfefähigkeit aus dem digitalen Sozialraum. Hierdurch werden das

Erkennen von gefährdeten Bevölkerungsgruppen oder Gemeinschaften sowie eine Verbesserung der Verbindung zwischen Entscheidungstragenden und betroffenen Gemeinschaften ermöglicht [125, 168, 243, 491, 16, 186].

2.2 Nutzung sozialer Medien durch die Bevölkerung

Die partizipative Struktur von SoMe ermöglicht es den Nutzern in KuK, sowohl als Informationsquelle zu fungieren als auch Rückmeldungen an Behörden zu geben und sich gegenseitig in Form von Peer-to-Peer-Hilfsmaßnahmen zu unterstützen. Im digitalen Raum entstehen hierdurch nach Reuter und Kaufhold vier zentrale Kommunikationsformen, welche durch unterschiedliche Sender-Empfänger-Kombinationen sowie unterschiedliche Kommunikationsarten geprägt sind, siehe Abb. 7. Hierzu zählen die folgenden Quadranten [361]:

- I Austausch innerhalb der Bevölkerung (citizens to citizens - C2C): Hier tauscht sich die Bevölkerung über aktuelle Entwicklungen, Maßnahmen und ihre Bedürfnisse aus. Diese Informationen sind auch für Behörden von großem Wert, da sie eine passive Informationserhebung wichtiger Erkenntnisse über die öffentliche Situationswahrnehmung sowie Stimmungen, Bedürfnisse und Verhaltensweisen der Bevölkerung liefern.
- II Krisenkommunikation der Behörden mit der Bevölkerung (authorities to citizens - A2C): In KuK ist eine klare und präzise Informationsvermittlung und Warnung der Bevölkerung entscheidend, um Handlungsempfehlungen auszusprechen und Verhaltensweisen zu beeinflussen.
- III Inter- und Intraorganisationales Krisenmanagement (A2A): Der Austausch zwischen Behörden und anderen Organisationen kann als interner Austausch betrachtet werden, welcher für die Koordination von Maßnahmen essenziell ist.
- IV Integration bürgergenerierter Inhalte (C2B): Hierunter fallen vor allem Informationen, bspw. Schadensmeldungen oder Notrufe, die von der Bevölkerung mit einem Verweis oder als Direktnachricht an die Behörden gerichtet wurden.

Insbesondere der erste und vierte Quadrant sind für Entscheidungstragende relevant, um auf die Lage antizipierend reagieren zu können [510, 415]. SoMe bieten dabei eine partizipatorische und kollaborative Struktur und die Fähigkeit zum Aufbau kollektiven Wissens für öffentliche Informations- und Warnkonzepte durch Monitoring, Risiko- und Krisenkommunikation sowie bidirektionalen Informationsaustausch [535, 452]. Diese Anwendung hat sich bereits als wichtige Ressource im Krisenmanagement erwiesen, vor allem um die dynamische Polarität der Stimmungen bei KuK zu erkennen, Mobilitätsmuster der Menschen zu verstehen sowie Entscheidungsfindung und Wiederherstellungsmaßnahmen zu verbessern [492, 320, 106].

2.2.1 Definition und Konzeptualisierung „Soziale Medien“

Allgemein können SoMe als digitale Plattformen verstanden werden, die durch eine Reihe charakteristischer Merkmale definiert sind. Zu diesen Merkmalen gehören unter anderem webbasierte Dienste, die als digitale Systeme fungieren, sowie die Verbindung von Individuen in definierten Netzwerken [4]. Darüber hinaus ermöglichen SoMe die Sammlung, Erstellung, Bewertung und den Austausch von nutzergenerierten Inhalten [95] und unterstützen eine Vielzahl von Inhaltsformaten, wie Texte, Bilder oder Videos [194]. Ein weiteres zentrales Merkmal ist die skalierbare Sozialität, die es Nutzern erlaubt, die Größe ihrer Zielgruppe flexibel anzupassen [291]. Die Sozialität von SoMe umfasst verschiedene Dimensionen, wie

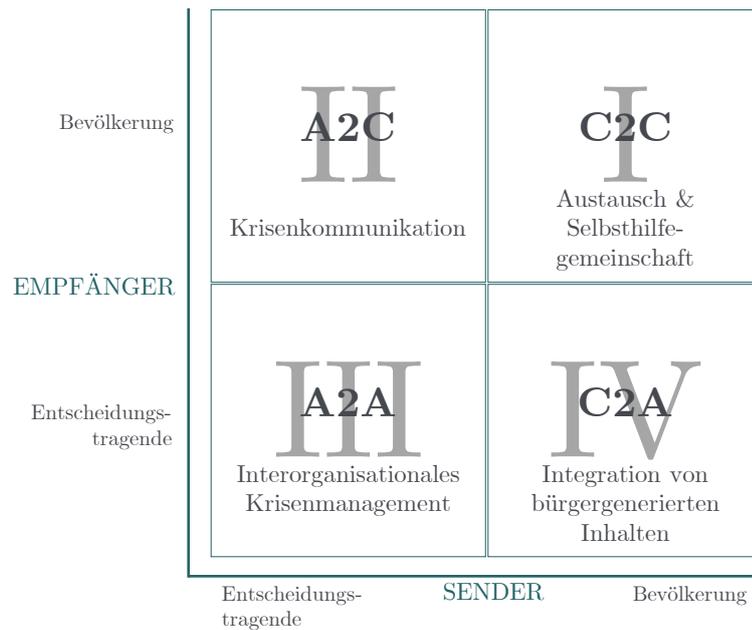


Abbildung 7: Kommunikationsmatrix, angepasste Version nach [361]

die Bereitstellung von Informationen, die Kommunikation, das Bilden von Gemeinschaften und die Förderung von Kollaborationen [369], zitiert nach [117]. SoMe bieten zudem unterschiedliche Privatsphäreinstellungen, persönliche Profile, die das Individuum im digitalen System repräsentieren, und Netzwerkverknüpfungen, die Beziehungen zwischen Nutzern darstellen [40].

Je nach Design und Nutzungsschwerpunkt gibt es unterschiedliche Arten von SoMe. Beispiele hierfür sind Microblogs wie Twitter, Soziale Netzwerke (Social Networking Sites, SNS) wie Facebook, Bookmarking-Dienste wie Delicious, Blogs und Foren wie Wordpress, kollaborative Schreibplattformen wie Wikipedia, Social News-Dienste wie Reddit und Media-Sharing-Plattformen wie YouTube [425]. Dabei ist es wichtig, die Begriffe SNS und SoMe klar voneinander abzugrenzen. SNS beziehen sich auf die Plattformen und die Netzwerke von Individuen, die Interaktionen und Beziehungen ermöglichen. SoMe hingegen umfassen nicht nur diese Netzwerke, sondern auch die Technologien und Systeme, die es den Nutzern ermöglichen, Inhalte zu erstellen, zu teilen und zu verbreiten. SNS sind daher ein Teil der SoMe.

Aufgrund der schnellen Datenerzeugung (Velocity), dem großen Datenvolumen (Volume), dem differenzierenden Mehrwert der Daten (Value), variierenden Datenarten (Variety) und unterschiedlicher Glaubwürdigkeit, Gültigkeit sowie Wahrhaftigkeit der Daten (Veracity) gelten SoMe auch als „Big Data“ [232, 260, 76], im Krisenkontext auch als „Big Crisis Data“ [52]. Dabei werden alle 5 V's allerdings durch die Nutzung der SoMe seitens der Bevölkerung beeinflusst, welche in KuK von der Alltagsnutzung abweicht [300].

2.2.2 Nutzung Sozialer Medien durch die Bevölkerung im Alltag

Im Zeitalter der Digitalisierung hat sich die Art und Weise, wie und in welcher Frequenz Individuen miteinander kommunizieren, stark gewandelt. Die veränderte Kommunikationskultur hat einen Paradigmenwechsel bedingt, der mit einem Wandel von einer ausschließlich

informierenden zu einer interaktiven und öffentlichen Kommunikation im Alltag sowie in KuK einhergeht [363]. Für etwa 70 % der Nutzer gehören SoMe bereits fest zum Alltag [330].

Zu Beginn des Jahres 2024 waren 93 % der deutschen Bevölkerung im Internet aktiv [498]. 68 Millionen Menschen, entsprechend 81 % der deutschen Gesamtbevölkerung, nutzen SoMe. Bei den 16- bis 64-jährigen Internetnutzern in Deutschland greifen 95 % über Mobiltelefone auf das Internet zu [498]. 94 % dieser Gruppe verwenden SoMe mit einer durchschnittlichen täglichen Nutzungsdauer von 1 Stunde und 39 Minuten [498]. Die deutschen Nutzer der SoMe verwenden im Durchschnitt 5,4 verschiedene Plattformen pro Monat, wobei 87 % der Nutzer volljährig sind [498]. Als Hauptgründe für die Nutzung von SoMe werden der Kontakt mit Freunden und Familie (48 %), Nachrichtenkonsum (39 %), Freizeitgestaltung (36 %), die Suche nach spezifischen Inhalten (29 %) und Inspiration für Aktivitäten und Käufe (27 %) genannt [498]. 2011 gaben noch über 88 % der 1.865 befragten Teilnehmer einer Umfrage von NM Incite mit dem deutschen Nielsen Online Panel an, dass der Kontakt zu Familienmitgliedern oder auch Freunden die priorisierte Aktivität auf SoMe ist. 70 % gaben darüber hinaus an, auf diesem Weg neue Kontakte knüpfen zu wollen [112].

Studien verdeutlichen im Kontext dieser frequenten Nutzung, dass der Konsum von Medien, insbesondere von SoMe, einen starken Einfluss auf die psychische und soziale Gesundheit der Menschen hat. Neben belastenden Faktoren, bspw. Cyberbullying, gefährlichen Trends, verzerrten Schönheitsidealen etc., ermöglichen SoMe den multiadressaten Austausch von Informationen in Echtzeit und die Koordination wie Organisation von Gruppierungen [243, 143, 421, 346, 223, 55]. Dadurch können Menschen schneller Hilfe bekommen und auf ein breites Unterstützungsnetzwerk zugreifen [353, 265]. Im digitalen Raum hat sich dabei der Begriff des „Prosumenten“ etabliert, der erstmals von Toffler 1980 geprägt wurde [457]. Er beschreibt damit neue Formen der Massenkollaboration, bei der Nutzer nicht nur passive Konsumenten, sondern auch aktive Produzenten von Inhalten sind. Dieser Wandel hat weitreichende Auswirkungen auf die Art und Weise, wie Informationen generiert und verbreitet werden, und hat zu einem signifikanten gesellschaftlichen Wandel in Bezug auf Geschwindigkeit und Art der Kommunikation geführt [251].

Menschen nutzen SoMe aus verschiedenen Gründen: Um über aktuelle Themen informiert zu bleiben, um Gleichgesinnte zu finden, um Meinungen auszutauschen und um sich selbst darzustellen [498]. SoMe ermöglichen es, emotionale Unterstützung zu geben und zu erhalten, Gedanken, Gefühle und Probleme zu teilen [134]. Dies fördert ein Gefühl der Zugehörigkeit und stärkt den Zusammenhalt in der Gesellschaft, da Menschen hier Kontakte knüpfen und pflegen können [148]. Besonders junge Menschen nutzen diese Plattformen, um ihre Persönlichkeit zu entwickeln und sich selbst darzustellen [200, 129, 271]. Abgesehen von der Plattform YouTube sind unter deutschen Internetnutzenden WhatsApp (84,7 %), Instagram (61,9 %) und Facebook (60,2 %) die am häufigsten genutzten Plattformen [498]. Durch die nutzerbasierte Datengenerierung und den unbegrenzten Zugang können SoMe unter anderem das Kommunikationsbedürfnis befriedigen und ein Gemeinschaftsgefühl stärken. Hierdurch können SoMe eine psychosoziale Ressource darstellen und damit einen Beitrag zur individuellen Resilienz liefern, welcher besonders in den unsicheren und komplexen Gegebenheiten einer KuK wertvoll sein kann [391, 322]. Dabei bieten SoMe in Anlehnung an die Konsistenztheorie nach Grawe die Möglichkeit, alle vier grundlegenden psychosozialen Bedürfnisse zu erfüllen: Das Bedürfnis nach Bindung wird durch den interaktiven Austausch und die Reaktionen anderer Nutzer befriedigt, das Bedürfnis nach Orientierung und Kontrolle durch den Erhalt und Austausch von Informationen. Darüber hinaus fördern SoMe

die Selbstwerterhöhung durch die Möglichkeit zur Selbstdarstellung und die Bestätigung durch andere, während das Bedürfnis nach Lustgewinn durch Eskapismus und Vernetzung mit Gleichgesinnten erfüllt wird [79, 503, 300], siehe auch Abb. 8 im folgenden Unterkapitel.

Die Nutzung von SoMe wird dabei durch diverse Faktoren beeinflusst. In der wissenschaftlichen Literatur liegt der Fokus oftmals auf der allgemeinen Analyse der Nutzung SoMe als Moderator oder Mediator, beispielsweise im Zusammenhang zwischen emotionaler Intelligenz und Abhängigkeit [188], als Indikator für Körperwahrnehmung [468] oder in Bezug auf weitere Störungsbilder wie Essstörungen [284]. Einflussfaktoren auf die Nutzung SoMe werden somit häufig im Kontext problematischer Nutzung und auf Basis einer offenen Webumfrage untersucht [417, 33, 28], weniger im Hinblick auf die allgemeine Nutzung oder auf Basis repräsentativer Stichproben.

Eine Studie, die Einflussfaktoren für die allgemeine Nutzung von SoMe untersucht hat, stellte fest, dass Extraversion, Offenheit und Neurotizismus stark mit der Nutzung verschiedener Plattformen der SoMe verbunden sind. Es werden vier Dimensionen der Multiplattform-Nutzung identifiziert¹, die die Ökologien junger Erwachsener in SoMe charakterisieren. Dabei zeigte sich, dass Persönlichkeitsmerkmale signifikant mehr Varianz in der Nutzung SoMe erklären als Geschlecht und Alter. Darüber hinaus legen die Ergebnisse nahe, dass verschiedene Arten von SoMe differenziert betrachtet werden sollten, um die Nutzung im Alltag adäquat zu beschreiben und zu konzeptualisieren [472]. Hughes u. a. identifizierten vor über einen Jahrzehnt (2012) anhand einer offenen Webumfrage mit 300 Teilnehmenden, weltweit akquiriert über Twitter und Facebook, verschiedene Persönlichkeitsmerkmale und demografische Faktoren, die mit der Nutzung spezifischer SoMe korrelieren. So zeigen sozial orientierte Personen mit hohem Neurotizismus eine Präferenz für Facebook zur Pflege sozialer Kontakte, wobei das Alter als stärkster Prädiktor für die Facebook-Nutzung ermittelt wurde. Im Gegensatz dazu steht die Nutzung von Twitter für soziale Kontakte in Zusammenhang mit größerer Offenheit, Geselligkeit und geringerer Gewissenhaftigkeit. Twitter wird im Unterschied zu Facebook nicht als Instrument zur Bekämpfung von Einsamkeit betrachtet. Die Informationssuche auf Twitter spricht tendenziell ältere Menschen mit einem höheren Bedürfnis nach Kognition an, die weniger an Sozialisierung interessiert sind [176].

Eine Studie von Tammissalo u. a. (2022) in Finnland ergab, dass in beiden untersuchten Generationen Frauen und Personen mit höherer Bildung eher SoMe nutzen. Die Studie nutzte dabei bevölkerungsbezogene Erhebungsdaten aus dem Projekt „Generational Transmissions in Finland“ (Gentrans) mit einer repräsentativen Stichprobe von 4.608 Erwachsenen. In der älteren Generation waren spezifische Prädiktoren für Männer das Geschiedensein und jüngeres Alter, während bei Frauen ein besserer Gesundheitszustand und häufigerer Kontakt mit Freunden ausschlaggebend für die Nutzung von SoMe waren. In der jüngeren Generation zeigte sich bei Frauen ein Zusammenhang mit jüngerem Alter, Scheidung, höherer Kinderzahl und häufigerem Kontakt zu Freunden. Bei Männern der jüngeren Generation war, abgesehen von höherer Bildung, kein signifikanter Prädiktor erkennbar. Insgesamt war die Nutzung SoMe in der jüngeren Generation mit 80 % fast doppelt so verbreitet wie in der älteren Generation mit 42 % [443].

¹Die vier Dimensionen wurden mittels Hauptkomponentenanalyse (Principal Component Analysis) (PCA) identifiziert und lauten 1: Blogs und virtuelle Welten, 2: Soziale Netzwerke und Nachrichtenplattformen, 3: Foren und Plattformen zum Austausch von Medien und 4: Facebook.

Settanni, Azucar und Marengo (2018) betonen anhand einer Meta-Analyse bestehender Literatur darüber hinaus das Potenzial digitaler Spuren aus SoMe zur Bewertung und Vorhersage psychosozialer Merkmale. Ihre Analyse deutet darauf hin, dass die Erhebung bestimmter Arten von Informationen aus SoMe, wie demografische Daten der Nutzer, und die Einbeziehung verschiedener Arten digitaler Spuren zur Verbesserung der Vorhersagegenauigkeit psychosozialer Merkmale beitragen können [407].

Ergänzend dazu zeigen Studien, dass die Interaktion und Wahrnehmung in SoMe von der Art der präsentierten Inhalte beeinflusst wird. Eine auf Amazon Mechanical Turk durchgeführte Untersuchung mit einer Zufallsstichprobe von 230 Teilnehmenden zeigte, dass kritische Nutzerkommentare unter Online-Nachrichtenartikeln die wahrgenommene Glaubwürdigkeit der Berichterstattung bei den Rezipienten signifikant reduzierten [488]. Zudem weisen die Studienergebnisse darauf hin, dass negative Kommentare eine höhere Wahrnehmungsqualität haben und sich besser einprägen als positive Kommentare. Allerdings hat die Exposition gegenüber negativen Kommentaren eher Einfluss auf Personen, die die Kommentare als authentisch wahrnehmen [488].

Zusammenfassend sind SoMe zu einem zentralen Bestandteil des alltäglichen Lebens geworden. Die Nutzungsmuster werden dabei maßgeblich von Persönlichkeitsmerkmalen wie Extraversion, Offenheit und Neurotizismus sowie demografischen Faktoren wie Alter, Geschlecht und Bildungsniveau beeinflusst, wobei jüngere Generationen und Personen mit höherer Bildung eine intensivere Nutzung aufweisen. Neben der Erfüllung grundlegender psychosozialer Bedürfnisse nach Bindung, Orientierung, Selbstwerterhöhung und Lustgewinn zeigt sich auch, dass die Art der präsentierten Inhalte die Interaktion und Wahrnehmung in SoMe signifikant beeinflusst, wobei insbesondere negative Kommentare eine stärkere Wirkung auf die wahrgenommene Glaubwürdigkeit von Inhalten haben. Während die Forschung zu SoMe umfangreiche Erkenntnisse zu Nutzungsmotiven und deren Auswirkungen liefert, bleibt die Frage nach der Bevölkerungsrepräsentativität der dort geteilten Informationen weitgehend unerforscht. Die Nutzung von SoMe resultiert aus einem komplexen Zusammenspiel individueller Faktoren und variiert signifikant je nach Plattform und situativem Kontext. Aufgrund ihrer psychosozialen Funktionen haben SoMe nicht nur Einfluss auf Kommunikationsmuster im Alltag, sondern prägen auch maßgeblich das kollektive Situationsverständnis und damit die gesellschaftliche Resilienz in KuK.

2.2.3 Nutzung Sozialer Medien durch die Bevölkerung in Krisen und Katastrophensituationen

In KuK ergeben sich vielfältige Abweichungen vom Alltag, die fundamentale menschliche Bedürfnisse und somit auch die Nutzung von SoMe berühren können (vgl. Kap. 2.1.2). In diesem Kontext können SoMe als signifikante psychosoziale Ressource fungieren, die sich in einer erhöhten Nutzungsfrequenz und modifizierten Nutzungsintentionen widerspiegelt (siehe Abb. 8). Xu, Liu und Fang und Qu, Wang und Zhang konstatieren in diesem Zusammenhang eine verstärkte Nutzung von SoMe zur Suche nach sozialer Unterstützung, Kommunikation und Erfahrungsaustausch in KuK [515, 347].

Die ressourcenorientierte Nutzung von SoMe in KuK manifestiert sich primär in der Informationssuche und dem Abgleich der individuellen Realitätswahrnehmung mit der anderer Personen im digitalen Raum [422, 122]. Dies wird insbesondere relevant, wenn die Umgebungsbedingungen eine interne Diskrepanz zwischen Wahrnehmung und Bewältigung induzieren. Ogie u. a. identifizieren den Austausch von Sachinformationen als primären

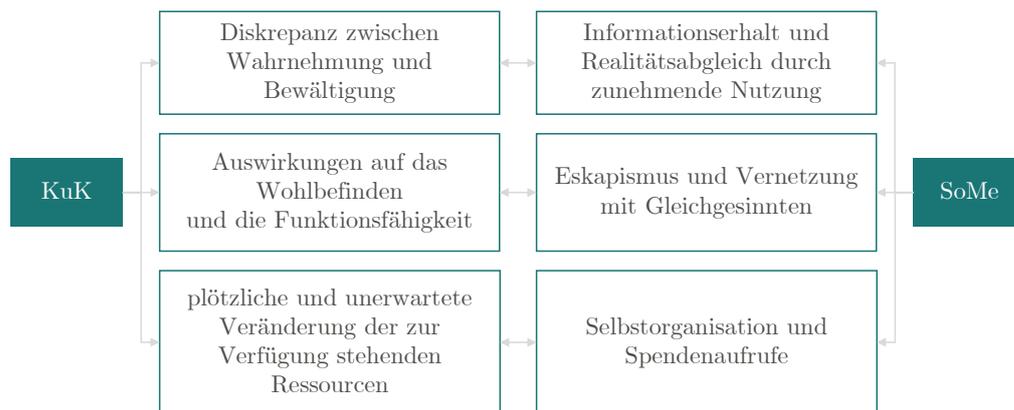


Abbildung 8: Nutzung SoMe als psychosoziale Ressource in KuK

Die Darstellung visualisiert links potenzielle Auswirkungen von KuK auf die Grundbedürfnisse und rechts ressourcenorientierte Möglichkeiten der Nutzung von SoMe.

Nutzen von SoMe, während sekundäre Funktionen je nach Katastrophenart variieren [319]. Reuter und Spielhofer quantifizieren diese Nutzungsmuster weitergehend: 43 % der Nutzer verwenden SoMe primär zur Informationssuche und 27 % zum Informationsaustausch [363]. SoMe bieten jedoch nicht nur Zugang zu aktuellen Informationen aus diversen Quellen, sondern fördern auch das Gefühl der sozialen Verbundenheit. Die Ergebnisse von Taylor u. a. betonen die beruhigende und unterstützende Wirkung dieses Aspekts auf vulnerable Bevölkerungsgruppen in KuK [447]. Konkret tauschen Betroffene Informationen über Straßenverhältnisse, Wetter- und Verkehrsbedingungen sowie ihren mentalen Zustand und Standort aus [362]. Zhang u. a. konstatieren ferner, dass 20 bis 30 % der SoMe-Inhalte in KuK emotionale Äußerungen wie Trauer, Wut oder Humor darstellen, was ihre zentrale Rolle bei der Krisenbewältigung unterstreicht [535]. Während institutionelle Akteure tendenziell objektive Fakten kommunizieren, dominieren in der allgemeinen Bevölkerung subjektive Emotionsäußerungen. Das Artikulieren individueller Meinungen, Gefühle, Ängste und Erwartungen in SoMe stellt ein potentielles Medium zur Stressbewältigung und emotionalen Unterstützung sowie eine bedeutsame Quelle emotionaler Unterstützung zur Erfüllung individueller psychosozialer Bedürfnisse dar [487, 104, 283]. Kummervold u. a. und Cohen und Wills postulieren sogar einen „Puffereffekt“ solcher unterstützenden Interaktionen, der die negativen psychischen Konsequenzen von Stress und Trauma abmildern kann [224, 66].

Weitergehend kristallisiert sich das Phänomen der „Krisennarrative“ in SoMe als signifikante psychologische Ressource in KuK heraus. Zaretska argumentiert, dass das Ressourcenpotenzial dieser Narrative auf der inhärenten Fähigkeit von SoMe basiert, Individuen mit ähnlichen Kognitionen oder Emotionen zu aggregieren [529]. Dieser Mechanismus generiert psychologische Unterstützung durch die Vernetzung von Menschen mit vergleichbaren Erfahrungen oder Perspektiven. Die Konvergenz Gleichgesinnter um spezifische Narrative erfüllt somit eine essentielle Funktion in der kollektiven Krisenbewältigung, indem sie einen digitalen Raum für reziproken Austausch und emotionale Resonanz etabliert. Abschließend konstatieren Banks u. a. eine positive Korrelation zwischen der Äußerung von Emotionen und persönlichen Inhalten und dem Engagement anderer Nutzer. So manifestiert sich beispielsweise die Wertschätzung intimer und emotionaler Einbli-

cke von Personen des öffentlichen Lebens in entsprechenden Reaktionen der Rezipienten [18].

SoMe offerieren in KuK demnach multiple Funktionen, die über die reine Informationsvermittlung hinausgehen. Kaufhold und Reuter identifizieren die eskapistische Nutzung als Fluchtmöglichkeit vor potenziell traumatisierenden Erfahrungen, wobei gleichzeitig eine Vernetzung mit Gleichgesinnten erfolgt [213]. Diese ressourcenorientierte Reaktion adressiert die Auswirkungen von KuK auf das individuelle Wohlbefinden und die Funktionsfähigkeit. Darüber hinaus ermöglichen SoMe Formen der Selbstorganisation, wie Freiwilligenarbeit oder Spendensammlungen, die den abrupten Ressourcenveränderungen in KuK entgegenwirken können [175, 29, 172, 122]. Kaufhold und Reuter betonen zudem die Rolle von SoMe bei der Koordination von Hilfsbedarfen und -angeboten, komplementär zum offiziellen Krisenmanagement [213]. Hierbei haben sich in der Vergangenheit insbesondere Twitter (für Status-Updates), Facebook (für Überblicksgewinnung und Aktivitätskoordination) sowie Google Maps als präferierte Plattformen herauskristallisiert [212].

Die Proliferation von Internet- und SoMe-Technologien intensiviert deren Nutzung zur Krisenbewältigung [9, 74], was die Relevanz digitaler Räume im Krisenmanagement betont. SoMe transformieren nicht nur die Informationsdissemination in KuK, sondern fungieren auch als Alternativkanäle bei Überlastung konventioneller Kommunikationssysteme [421]. Ogie u. a. konstatieren, dass die temporale Extension, der Umfang und die Intensität einer KuK zwar das Ausmaß, nicht aber die fundamentalen Strukturen und Funktionen der Nutzung von SoMe beeinflussen [319]. Jurgens und Helsloot kategorisieren das Nutzerverhalten in SoMe während KuK in vier Hauptdimensionen: Informationsbeschaffung, Informationsaustausch, kollaborative Problemlösung und Ereignisverarbeitung [202]. Ryan identifiziert die Katastrophenart, Nachrichteneigenschaften und Merkmale der Informationssuchenden als determinierende Faktoren für die Wahl der Informationsquelle [381]. In akuten KuK dominiert die interpersonelle Kommunikation als primäre Informationsquelle, während in langsamer verlaufenden KuK etablierte Kommunikationskanäle und offizielle Kanäle präferiert werden [202]. So suggerieren Studien beispielsweise während globaler Gesundheitskrisen bei der Plattformwahl eine Präferenz von Instagram gegenüber Twitter in der Förderung sinnvoller und interaktiver Kommunikation [140].

Die Nutzung von SoMe in KuK ist jedoch nicht frei von Herausforderungen. Die mediale Auseinandersetzung mit KuK zeigt direkte Auswirkungen auf die psychische Gesundheit [49, 323, 337]. Gu u. a. konstatieren, dass die niedrigschwellige Zugänglichkeit von SoMe auch zur Gerüchteverbreitung und emotionalen Expression genutzt wird [139]. Allington u. a. identifizieren eine positive Korrelation zwischen einer Nutzung von SoMe zur Informationsbeschaffung während der COVID-19-Pandemie und der Adhärenz zu Verschwörungstheorien, welche wiederum das gesundheitsbewusste Verhalten negativ beeinflussten [8]. Simon u. a. attestieren der Bevölkerung jedoch die Fähigkeit zur Selbstregulation von Fehlinformationen [422].

Der emotionale Ausdruck in SoMe adressiert fundamentale psychosoziale Bedürfnisse, wobei geschlechtsspezifische Differenzen im Stressbewältigungsverhalten evident sind. Frauen tendieren zur Suche nach sozialer Unterstützung und emotionaler Bewältigung, während Männer lösungsorientierte Strategien und Ablenkung präferieren [444, 281]. Coviello u. a. konstatieren, dass SoMe die globale emotionale Synchronität amplifizieren können, indem sie die Emotionen von Nutzern in geografisch unterschiedlichen Regionen beeinflussen [70]. Im Gegensatz zu traditionellen Nachrichtenmedien, denen oft eine

angstschürende Berichterstattung vorgeworfen wird, facilitieren SoMe den Aufbau sozialer Beziehungen und die Beeinflussung von Meinungen und Entscheidungen [98]. Niles u. a. betonen die Signifikanz der sozialen Ansteckung für die Krisenkommunikation, wobei Individuen mit durchschnittlich großen Netzwerken die höchste Wahrscheinlichkeit zur Informationsweitergabe aufweisen [315].

Darüber hinaus zeigen Neubaum u. a., dass die Regulierung von Emotionen ein wichtiger Grund für die Nutzung von SoMe ist, wobei Menschen, die stärker von der KuK betroffen sind, SoMe hierfür intensiver nutzen [313]. Plattformen dienen als digitale Räume, an denen Gefühle und Mitgefühl ausgetauscht werden können, was zu emotionaler Erleichterung und einem Gefühl der Zusammengehörigkeit führt. Dargin, Fan und Mostafavi heben hervor, dass soziale und wirtschaftliche Faktoren sowie der Wohnort die Art der Nutzung von SoMe in KuK beeinflussen [73]. Verschiedene Bevölkerungsgruppen wählen unterschiedliche Plattformen, suchen nach anderen Informationen und bewerten die Zuverlässigkeit von Informationen anders. Besonders Haushalte mit geringerem Einkommen und Minderheiten zeigen eigene Nutzungsmuster und betrachten SoMe als unzuverlässige Quelle [73].

Die Nutzungsintensität SoMe in KuK liegt bei etwa 44 % der Bevölkerung, mit signifikanten demographischen Unterschieden - insbesondere teilen Frauen und ältere Menschen vermehrt emotionale Inhalte [366]. Aktuelle Forschungsergebnisse deuten allerdings auch auf eine potenzielle Korrelation zwischen intensiver Nutzung von SoMe in KuK und einer Verschlechterung der psychischen Gesundheit hin, wobei negative Emotionen als Mediator fungieren [537]. Besonders bei Individuen mit erhöhtem Stressniveau kann die frequente Exposition gegenüber krisenbezogenen Inhalten in SoMe zur Verstärkung depressiver Symptomatik führen [537]. Diese Erkenntnisse zeigen, wie komplex und zwiespältig die Rolle von SoMe in KuK ist. Es ist daher von zentraler Relevanz für das Krisenmanagement, ihre Nutzung und Auswirkungen in KuK genau zu verstehen.

2.3 Lagebild des digitalen Raumes in Krisen- und Katastrophensituationen

Bedingt durch die hohe Relevanz von SoMe für die Bevölkerung und die Nutzung sowie Auswirkungen sind SoMe auch zu einer wichtigen Ressource im Krisenmanagement geworden. Sie bieten viele Möglichkeiten, um Informationen zu verbreiten, zu kommunizieren und Menschen psychisch und sozial zu unterstützen. Das Wissen darüber, welche Gruppen welche Plattformen nutzen, hilft dabei, gezielte Kommunikationsstrategien zu entwickeln. Darüber hinaus haben zahlreiche Großschadensereignisse in der Vergangenheit deutlich gemacht, dass Betroffene, Augenzeugen oder Spontanfreiwillige die digitalen Möglichkeiten zur Information, Kommunikation und Katastrophenbewältigung aktiv nutzen [52, 2]. Zudem spiegeln SoMe die psychische Gesundheit der Bevölkerung wider [385]. Dies ermöglicht es, durch die Analyse von Daten der SoMe Informationen über die aktuelle Situation, den psychischen Zustand der betroffenen Menschen und darauf aufbauend auch potenzielles Verhalten besser einzuschätzen [461].

Bisher nutzen Behörden und Organisationen mit Sicherheitsaufgaben (BOS) SoMe hauptsächlich, um Informationen zu verbreiten, und weniger, um Informationen zu sammeln [364]. Basierend auf einer Umfrage mit 1.034 Individuen aus 30 verschiedenen europäischen Ländern zeigten Reuter und Spielhofer jedoch auf, dass die Bevölkerung erwartet, dass BOS auch ein Lagebild des digitalen Raumes (LDR) führen und auf SoMe reagieren und

antworten [363]. So erhoffen 67 % der Befragten, dass BOS die SoMe monitoren und 47 %, dass diese in einer KuK auch innerhalb von einer Stunde in SoMe reagieren [363, 366].

In der Vergangenheit wurde die Bedeutung von SoMe insbesondere während der COVID-19-Pandemie deutlich. Sie fungierten als das „Informationsmanagementzentrum“ und ermöglichten es, große Mengen an Echtzeitinformationen über den Verlauf der Pandemie zu sammeln, zu verbreiten und zu koordinieren [27]. SoMe entwickelten sich in dieser Zeit zu einer zentralen Kraft im Bereich der öffentlichen Gesundheit, die bei der Gestaltung von Gesundheitspolitik und Krisenmanagement nicht mehr ignoriert werden konnte [452]. Insgesamt erfordert die aktuelle Entwicklung (siehe Kap. 2.2) zunehmend die Berücksichtigung einer analogen und einer digitalen Lage, weshalb neben der klassischen auch eine digitale Lagefeststellung durchgeführt und dokumentiert werden sollte [349]. Die hohe Reichweite SoMe sowie ihre Niedrigschwelligkeit und Interaktivität machen sie hierbei zu einem unverzichtbaren Element der digitalen Lageerkundung und -bewältigung. SoMe bieten der Bevölkerung eine barrierearme Möglichkeit, Informationen, Stimmungen und Sorgen mit anderen zu teilen. Diese Informationen können von den digitalen Einsatzkräften analysiert und genutzt werden, um ein umfassendes LDR zu erstellen.

2.3.1 Integration Sozialer Medien in das Krisenmanagement

SoMe erfüllen im Krisenmanagement drei wesentliche Funktionen, wie Gardiner u. a. und Zhang u. a. darlegen [122, 535]:

1. SoMe ermöglichen eine effektive und effiziente Beschaffungsmöglichkeit von Informationen über die aktuelle Katastrophenlage (C2C, siehe Abb. 7).
Indem die Äußerungen der Bevölkerung in SoMe als „Sensoren“ genutzt werden, können aktuelle situative Gegebenheiten erfasst sowie Errungenschaften und Lücken in der Bewältigung der KuK identifiziert und damit das Situationsbewusstsein gestärkt werden [69, 75, 170, 421, 184, 320, 203]. Hierzu zählen bspw. Informationen über Gefahren, Ratschläge, Schäden, Spenden, vermisste/gefundene/gesehene Personen, Informationsquellen, etc. [183]. Da die Nutzer von SoMe oft offen ihre Meinungen, Präferenzen und Intentionen äußern [247, 307], bieten Daten aus SoMe wertvolle Einblicke in die öffentliche Meinung und Wissensstand der Bevölkerung und können somit als nützliche Quelle für die Ermittlung relevanter Informationen dienen [344, 203]. In vergangenen Studien konnte nachgewiesen werden, dass das Ausmaß einer KuK mit der Anzahl der hochgeladenen Videos korreliert, was Rückschlüsse auf die Schwere des Ereignisses zulässt [376]. Zudem können Veränderungen in der Häufigkeit von Beiträgen in SoMe genutzt werden, um die Entwicklung bestimmter Ereignisse zu identifizieren und sogar vorherzusagen [3, 308, 493, 246, 535, 203, 510]. So konnten bspw. Fang u. a. anhand stündlicher Niederschlagsdaten der China Meteorological Data Platform und Daten von Sina Weibo während und nach dem Sommerregen 2016 und der Überschwemmung in Wuhan im Juli 2016 nachweisen, dass es eine signifikante Korrelation zwischen der Niederschlagsmenge und der Anzahl an Nachrichten in den SoMe gab [103]. Zhang u. a. fanden anhand einer Review-Studie mit 304 Studien aus den Jahren 2008 bis 2018 darüber hinaus heraus, dass die Korrelation zwischen der Anzahl der katastrophenbezogenen Beiträge in den SoMe und den durch die KuK verursachten Schäden signifikant ist [535]. Die Daten ermöglichen es, betroffene und unbetroffene Gebiete deutlich zu unterscheiden [58, 203] und Zusammenhänge zwischen analogen und digitalen Faktoren zu erkennen [103]. In einer weiteren Studie konnten Wu u. a., ebenfalls mit Hilfe von Daten der Plattform Sina Weibo aus dem

Regenzeitraum vom 19. Juni bis zum 15. Juli 2016 in China und Wetterdaten vom Meteorologischen Amt, die thematische Entwicklung der Situation im digitalen Raum entsprechend zur analogen Situation nachweisen. So waren bspw. komparabel zum Krisenzyklus in der Akutphase primär der Regenfall und Schäden relevant, während in der Wiederaufbauphase primär die Rekonstruktion thematisiert wurde [511].

Die Integration dieser Informationen in das Krisenmanagement bietet einen großen Mehrwert [438], indem sie die Entscheidungsfindung bezüglich der Bewegung von Personal, Material und Unterstützung unter den gegebenen Bedingungen unterstützt [420]. Zu berücksichtigen ist dabei jedoch der Faktor der Verbreitung von gesundheitsbezogenen Verschwörungsvorstellungen [8]. Darüber hinaus müssen verschiedene Plattformen berücksichtigt werden, um die „Selektionsverzerrung“ durch die Unterschiede zwischen den Plattformen zu vermeiden [421].

2. SoMe bieten den BOS die Möglichkeit, die Stimmung der betroffenen Bevölkerung zu erfassen (C2C).

Die Plattformen erlauben einen Einblick in das kollektive Wissen, die vorherrschenden Stimmungen und das Verhalten der Öffentlichkeit [406]. Dafür können bspw. Affekte, Verhalten und Kognition der Bevölkerung abgeleitet und kategorisiert werden [218, 486]. Diese Informationen sind von unschätzbarem Wert für die Aufrechterhaltung der sozialen Ordnung in KuK und ermöglichen es den Behörden, gezielt auf die Bedürfnisse und Ängste der Bevölkerung einzugehen [536]. SoMe haben sich als wirksames Instrument erwiesen, um verschiedene Bedarfe während Naturkatastrophen zu identifizieren, insbesondere in den Bereichen physische/medikamentöse, funktionelle und emotionale Bedürfnisse [184, 170, 313]. Zudem ermöglichen sie die Erkennung dynamischer Stimmungspolaritäten im Verlauf einer KuK [26] und unterstützen die Bewertung von Katastrophenschäden durch soziale Erkennung [535]. Darüber hinaus ist eine Bewertung und Erstellung eines Basisprofils der Gemeinschaft und Vorhersage der Widerstandsfähigkeit möglich [65], wodurch auch eine Bewertung der positiven Resilienzfaktoren der Bevölkerung vor, während und nach einer KuK erfolgen kann [244].

3. SoMe fördern die offene Kommunikation zwischen der Bevölkerung und den BOS (A2C und C2A).

Dies manifestiert sich in zwei Richtungen: Einerseits ermöglichen sie eine schnelle und effektive Risiko- und Krisenkommunikation von den Behörden in Richtung der Bevölkerung (A2C). Die Risikokommunikation, die vor dem Eintritt einer KuK stattfindet, zielt darauf ab, das Risikobewusstsein der Bevölkerung zu schärfen [486] und ist entscheidend für eine wirksame Katastrophenvorsorge und -bewältigung [99]. Die Krisenkommunikation hingegen dient der kurzfristigen Handlung zur Abwendung aktueller Gefahren, wobei zu beachten ist, dass verschiedene Bevölkerungsgruppen Warnungen unterschiedlich wahrnehmen [352]. Andererseits schaffen SoMe einen zweiseitigen Kommunikationskanal, der es der Bevölkerung erlaubt, direkt mit den BOS in Kontakt zu treten (C2A) [360]. Dieser dialogorientierte Ansatz hat sich als effektiver erwiesen als eine reine Top-down-Kommunikation seitens der Regierung [144, 161]. Eine offene, transparente, konsistente und dialogorientierte Kommunikation wird für ein erfolgreiches Krisenmanagement als unerlässlich betrachtet [144].

Zusätzlich zu diesen Hauptfunktionen unterstützen SoMe auch die selbstorganisierte Peer-to-Peer-Hilfe und Unterstützung innerhalb der betroffenen Gemeinschaften (C2C). Dabei wurde der Wert der computergestützten Kommunikation und Bildung von Online-Gruppen

für die soziale Unterstützung und daraus resultierend der Resilienz stärkende Faktor für die Bevölkerung sowie folglich zur Unterstützung des Krisenmanagements erkannt [497].

Zusammengefasst kann eine schnelle Analyse von Daten aus SoMe zeitnahe und katastrophenbezogene Informationen liefern, die wiederum das Situationsbewusstsein erweitern, die Entscheidungsfindung unterstützen und die Kommunikation fördern können [360, 362].

2.3.2 Virtual Operations Support Teams

Die fortschreitende digitale Transformation unserer Gesellschaft führt zu einer exponentiellen Zunahme verfügbarer Daten. Dies erzeugt einen wachsenden Bedarf an effizienten Methoden zur Filterung und thematischen Strukturierung von Massendaten, der durch die weitere Verbreitung digitaler Kommunikationstechnologien verstärkt wird [532]. Dadurch dass technische Methoden zunehmend besser und umfangreicher werden, bleibt im Kontext von KuK die Auswertung und Integration von Daten aus SoMe in ein übersichtliches Gesamtbild sowie die Differenzierung zwischen Informationen, die einen akuten Handlungsbedarf erzeugen, von besonderer Bedeutung [438]. In Gefahrenlagen liegen öffentlich verfügbare Daten häufig als Augenzeugenberichte in Form von Texten, Bildern oder Videos vor. Sie erfordern eine sorgfältige digitale Lageerkundung, um relevante Informationen zu extrahieren und zu einem kohärenten Lagebild zusammenzufügen [211].

Eine frühe Befragung von 761 Einsatzkräften aus 32 europäischen Ländern (2014) zeigte jedoch auf, dass lediglich 23 % bereits eine Lagefeststellung mithilfe von Informationen aus SoMe erweitert haben, obwohl 66 % der behördlichen Kräfte das Monitoring und die Integration von Informationen aus SoMe für sinnvoll erachten [362]. Dabei sind vor allem die Vielfalt der Datenformate und -strukturen, Gerüchte, Haftung, Zuverlässigkeit, Informationsüberflutung, fehlenden Leitlinien, Ressourcen und Fähigkeiten erhebliche Herausforderungen [331, 52]. Diese erschweren sowohl die Auswahl relevanter Informationen als auch die Erstellung eines einheitlichen und durch Entscheidungstragende nutzbaren Lagebildes.

Zur Bewältigung dieser Komplexität haben sich sogenannte „digitale Freiwillige“ (Digital Volunteers, DVs) etabliert, welche SoMe monitoren und Informationen auf nicht-professioneller Basis aggregieren [92]. Analog zu traditionellen Formen des lokalen bürgerschaftlichen Engagements (bspw. Aufräumarbeiten physisch zu unterstützen) agieren DVs spontan, eigenständig und teilweise unkoordiniert in KuK. Ähnlich wie Spontanhelfende zeigen sie eine ungeplante Beteiligung an Notfallmaßnahmen ohne formelle Organisation [71], unterscheiden sich jedoch durch ihre spezialisierten IT-Kenntnisse [105]. Abb. 9 visualisiert eine Zuordnung der DVs im Vergleich zu den weiteren digitalen Freiwilligenstrukturen in den Dimensionen Arbeitsmodus und Vertrauenswürdigkeit. Innerhalb der Gruppe der digitalen Freiwilligen haben sich „vertrauenswürdige digitale Freiwillige“ („trusted agents“) herausgebildet, die durch positive Interaktionen mit Katastrophenschutzbehörden in früheren Einsätzen eine inoffizielle Anbindung (Informationsfluss ohne Integration in die Strukturen des Krisenmanagements) ermöglichen [77]. Sowohl reguläre (DVs) als auch vertrauenswürdige digitale Freiwillige (Trusted agents) organisieren sich teilweise in Volunteer and Technical Communities (V&TCs), mit dem Ziel einer koordinierten, dislozierten Tätigkeit. Diese Zusammenschlüsse von freiwilligen Experten bündeln technische Fähigkeiten zur Unterstützung der humanitären Katastrophenhilfe [477, 327].

Sha u. a. [410] differenzieren in diesem Kontext vier Typen digitaler Freiwilligendienste:

überbrückend, unterstützend, ergänzend und kooperativ. Diese Klassifizierung basiert auf der Ausrichtung der Dienste (direkt an Opfer oder Einsatzkräfte) sowie dem Grad der Übereinstimmung mit den Aufgaben offizieller Organisationen. Um die Fähigkeiten der DVs in den staatlichen Strukturen des deutschen Zivil- und Katastrophenschutzes zu institutionalisieren und zu professionalisieren, initiierte die dem Bundesministerium des Innern unterstellte Bundesanstalt Technisches Hilfswerk (THW) 2016 ein Virtual Operations Support Team (VOST) THW-Pilotprojekt [107]. Ähnliche Initiativen wurden auf Länderebene umgesetzt, wie beispielsweise die Einrichtung des VOSTbw durch das Innenministerium Baden-Württemberg sowie die Bildung vergleichbarer Teams durch die Feuerwehr Hamburg (VOSThh) und den Landkreis Bad Kreuznach (VOST-Team Medien) [107, 294].

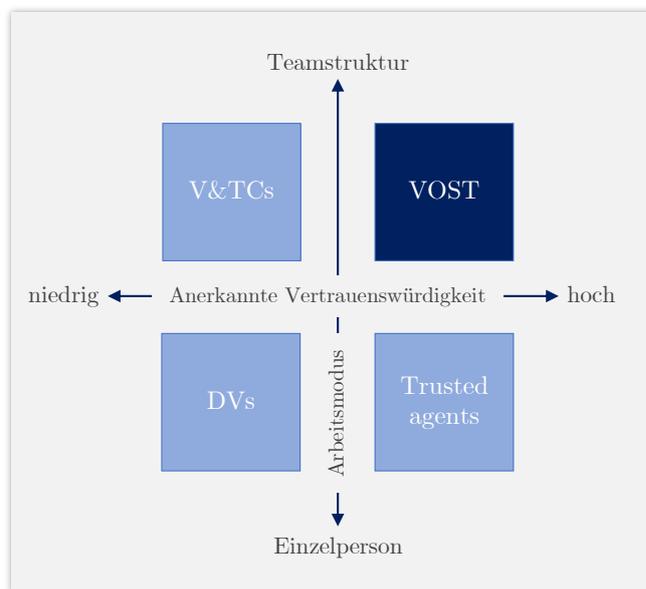


Abbildung 9: Abgrenzung der digitalen Freiwilligenstrukturen

DVs: Digital Volunteers, V&TCs: Volunteer and Technical Communities, VOST: Virtual Operations Support Teams

forderungen beim Einsatz digitaler Helfer, wie mangelnde Ausbildung für die ausgeübten Tätigkeiten, Gesundheits- und Sicherheitsrisiken, Haftungsfragen sowie Motivations- und Erwartungsmanagement [71, 379]. VOST setzen sich aus digital und disloziert tätigen (meist ehrenamtlichen) Freiwilligen zusammen, die sich auf Datenerhebung, -analyse und -kartierung in vom Alltag abweichenden Einsatzlagen spezialisieren. Im Gegensatz zu spontanen Helfern müssen VOST-Mitglieder hierfür spezifische Anforderungen erfüllen und einen Aufnahmeprozess durchlaufen. Dieser dient dem Nachweis analytischer und kommunikativer Fähigkeiten sowie operativer Einsatzerfahrungen im Krisenmanagement [108, 373, 77].

VOST heben sich als digitale Einsatzorganisationen von anderen digitalen Freiwilligen und V&TCs durch ihre hierarchische Struktur und ihre Anbindung an BOS ab. Diese Charakteristika verleihen ihnen ein hohes Maß an Vertrauens- und Glaubwürdigkeit [77], siehe Abb. 9. Gemäß der Klassifizierung von Sha u. a. [410] sind VOST als kollaborative Teams einzuordnen. In ihrer Funktion als Intermediäre machen VOST die immense Datenmenge aus digitalen Quellen leichter zugänglich, bereiten sie auf und transformieren sie in eine für das Krisenmanagement verwertbare Form. Ihr primäres Ziel besteht darin, durch zusätzliche Ressourcen, Expertise und Tools das Situationsbewusstsein der Entscheidungstragenden zu erweitern [276, 373]. Damit adressieren sie zentrale Heraus-

Die institutionelle Anbindung der VOST an BOS erfolgt auf föderaler, kommunaler oder staatlicher Ebene. Neben dieser Anbindung wurden auf kontinentaler Ebene zudem

Dachverbände zur Vernetzung der Teams gegründet. Die Virtual Operations Support Group (VOSG) fungiert als internationaler Dachverband aller VOST und unterstützt die Entwicklung und Strukturierung neuer Teams. Zusätzlich wurden in den letzten zehn Jahren drei transnationale Organisationen ins Leben gerufen: VOST Europe, VOST Oceania und VOST America [442]. Die globale Entwicklung der VOST-Bewegung lässt sich anhand der Anzahl gegründeter und aufgelöster VOST pro Jahr nachvollziehen (siehe Abb. 10). Von den im Jahr 2024 weltweit 71 erfassten VOST stammen neun aus Deutschland, von denen aktuell noch sechs aktiv sind. Das VOST THW nimmt dabei eine Sonderstellung ein, da es als einziges deutsches VOST bundesweit einsetzbar ist.

Die **Hauptaufgabenbereiche** von VOST lassen sich wie folgt strukturieren:

- (a) Analyse der digitalen Lage: Dies umfasst die Analyse von SoMe (Social Media Analysis, SMA), einschließlich der Erfassung, Verarbeitung und Visualisierung von Daten unter Verwendung von Open Source Intelligence (OSINT)-Methoden. Die Datenverarbeitung beinhaltet zudem die Klassifizierung katastrophengeborener Informationen, die Rückschlüsse auf die aktuelle Situation vor Ort und den Zustand der betroffenen Bevölkerung ermöglichen. Darüber hinaus werden Verifizierungs- und Falsifizierungsansätze angewendet, um Gerüchte und Falschinformationen zu identifizieren [261, 420].
- (b) Krisenkartierung: Dies umfasst die Entwicklung digitaler Krisenkarten und Dashboards der von der KuK betroffenen Region sowie die Ergänzung dieser Karten mit zusätzlichen Daten. Auch die Geolokalisierung von Daten aus SoMe und die Anwendung von Geographischen Informationssystemen (GIS) zur räumlichen Analyse fallen in diesen Bereich [261, 420].
- (c) Koordination und Zusammenarbeit mit Freiwilligen: VOST koordinieren und kooperieren mit nationalen und internationalen Katastrophenschutzbehörden sowie freiwilligen Organisationen und stellen eine technische und kollaborative Plattform für Zusammenarbeit und Informationsaustausch bereit [105].
- (d) Beratende Entscheidungsunterstützung: Aufgrund der umfangreichen Expertise ihrer Mitglieder im Bereich des Bevölkerungsschutzes sowie im digitalen Raum sind VOST in der Lage, gezielte Beratung zur Risiko- und Krisenkommunikation in SoMe anzubieten. Diese Beratung bezieht sich sowohl auf die situationsgerechte Kommunikation als auch auf die Ausrichtung an spezifischen Zielgruppen. Darüber hinaus unterstützen sie bei der Interpretation der aus SoMe gewonnenen Informationen, um relevante Handlungsempfehlungen abzuleiten [261].
- (e) Krisenkommunikation: Einige VOST sind nicht nur für die passive Informationsgewinnung (d. h. ohne gezielte Anforderung von Informationen, durch Beobachtung und Analyse frei zugänglicher Daten) verantwortlich, sondern auch für die aktive Kommunikation mit der Bevölkerung über SoMe [420]. Dies umfasst bspw. die gezielte Anfrage von Informationen, das Dementieren von Falschinformationen durch offizielle Kanäle und die Reaktion auf Bedürfnisse der Bevölkerung über digitale Plattformen.

Um eine effiziente Zusammenarbeit mit Entscheidungstragenden sicherzustellen, implementieren VOST eine hierarchische **Struktur**, die eine klare Kommunikations- und Entscheidungsfindungskette ermöglicht, jedoch in Abhängigkeit von Zielsetzung und Teamgröße variiert. An der Spitze steht eine Team- oder Einsatzleitung, die als Koordinierungseinheit fungiert [108]. Diese Koordinierungseinheit bildet die Schnittstelle zwischen der

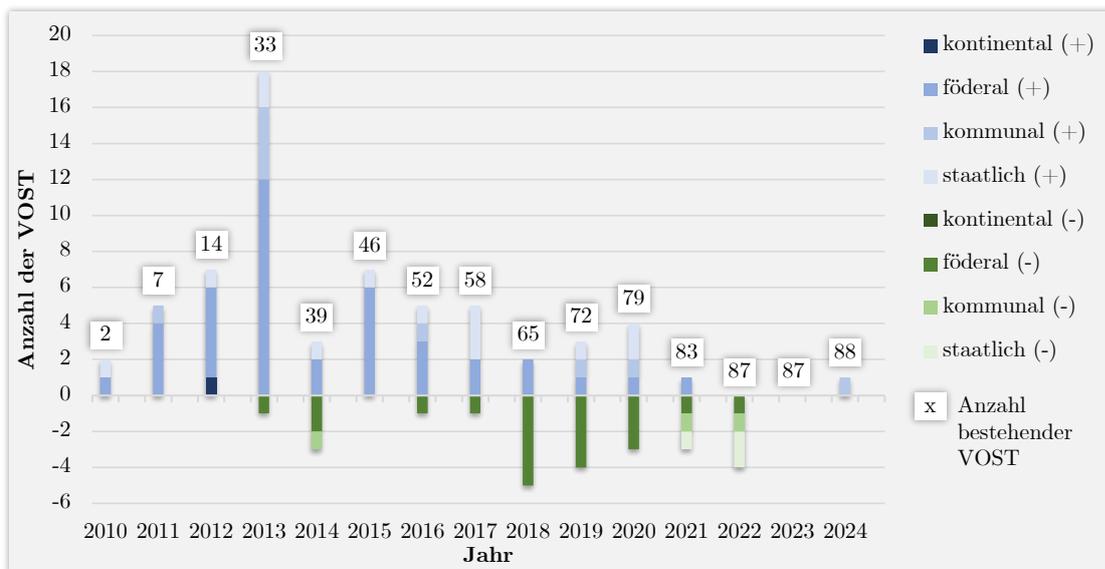


Abbildung 10: Anzahl an gegründeten (+) und aufgelösten (-) VOST je Jahr und Verwaltungsebene der angebotenen BOS weltweit, Visualisierung der erweiterten tabellarischen Daten aus [420]

anfordernden Institution, der angebotenen Einsatzorganisation oder staatlichen Behörde sowie weiteren digitalen Netzwerken oder anderen VOST. In diesem Zusammenhang übernehmen sogenannte „Verbinder“ eine entscheidende Funktion, indem sie als vor Ort anwesende Mediatoren zwischen dem VOST und den Entscheidungstragenden agieren [174]. Empirische Studien zeigen einen Zusammenhang zwischen Teamgröße und Arbeitseffizienz, wobei Gruppen von vier bis neun Mitgliedern optimale Resultate erzielen [77]. Diese Erkenntnisse legen nahe, dass größere VOST-Einheiten von einer Segmentierung in funktionspezifische Subgruppen profitieren können. Eine solche Strukturierung ermöglicht eine fokussierte Bearbeitung distinkter Aufgabenbereiche, wie etwa der „Digitalen Lageerkundung“ oder der „Digitalen Lagekartierung“ [108].

Insgesamt sind verschiedene VOST in Abhängigkeit von der Zielausrichtung, der Mitgliederanzahl und weiteren Faktoren jeweils unterschiedlich strukturiert. Einige Rollen sind jedoch in allen VOST vertreten, wenn auch nicht personell immer gleich besetzt. Die **wesentlichen Rollen** eines VOST umfassen neben den bereits angeführten Team- oder Einsatzleitenden und Verbindern auch immer die VOST-Mitglieder. Eine detaillierte Auflistung der spezifischen Aufgaben und Verantwortlichkeiten dieser Rollen findet sich in Tabelle 2. Zusätzlich kann eine weitere Differenzierung nach Teamgröße, Fachkompetenzen und/oder Einsatzschwerpunkten sinnvoll sein, etwa durch die Einrichtung spezialisierter Arbeitsgruppen unter der Leitung von Gruppenführern. Strukturell lässt sich ein VOST als Linienorganisation mit klaren hierarchischen Strukturen und definierten Verantwortlichkeiten beschreiben, wobei Entscheidungen abhängig vom Zeitrahmen entweder zentralisiert (strategische Entscheidungen durch die Koordinierungseinheit) oder dezentralisiert (taktische Entscheidungen durch die Gruppenleiter) getroffen werden [108]. Ein weiteres wesentliches Merkmal ist die Formalisierung, die sich durch die festgelegte Hierarchie, Kommunikationsprozesse und Anforderungsprofile für VOST-Mitglieder auszeichnet [108]. Prozessuale Anforderungen umfassen darüber hinaus interne Regelungen, wie etwa Führungskonzepte und die Definition von internen Kommunikationswegen (innerhalb der

Tabelle 2: Übersicht der verschiedenen Rollen in einem VOST, aus [301] zusammenfassende Darstellung von [108, 106, 420]

Team- oder Einsatzleitung	<ul style="list-style-type: none"> • Hauptaufgabe: Leitung des Einsatzes • Interorganisational: Weitergabe von umsetzbaren Informationen an und Beratung von Entscheidungstragenden; Zusammenarbeit mit anderen digitalen Netzwerken und VOST • Intraorganisational: Priorisierung von Informationen; Aufbau einer Teamstruktur: Koordination der Arbeitsabläufe, Definition der Informationsprodukte, Zuweisung von Aufgaben, Rollen und Verantwortlichkeiten
Verbinder	<ul style="list-style-type: none"> • Hauptaufgabe: Verbindung zwischen digitalem Team und anfordernder Stelle • Interorganisational: Definition der Vorgehensweise (Aufgabenpriorisierung, Informationsbedarfe, -aufbereitung und -übermittlungsprozesse) mit anfordernder Stelle; fachliche Beratung vor Ort; Verteilung der externen Dokumentationen; Abgleich von Informationen aus SoMe mit Informationen aus konventionellen Methoden (z. B. Field Response) mit anfordernder Stelle • Intraorganisational: Beitrag über aktuelle Entwicklung in chronologischer Auflistung in regelmäßigen Abständen/Lagebesprechungen
VOST-Mitglieder	<ul style="list-style-type: none"> • Hauptaufgabe: Social Media Monitoring, Social Listening und Kartierung • Interorganisational: - • Intraorganisational: dislozierte, selbstständige Tätigkeit; Abstimmungen mit Leitung; groß angelegte Extraktion, Aggregation und Filterung von Informationen aus verschiedenen öffentlich verfügbaren digitalen Quellen

Arbeitsgruppen sowie im gesamten Team), sowie externe Prozesse mit Partnerorganisationen [108]. Diese beinhalten die Festlegung von Kommunikationskanälen (welche Kanäle, für welchen Zweck und welche Informationen), die Verteilung von Informationen (Informationstypen, zeitliche Dringlichkeit, Relevanz und Formate) und die Definition der Zielgruppen (z. B. Verteilkreise) [108]. Diese klare Rollenzuweisung ermöglicht es VOST, sowohl innerhalb der Organisation als auch in der Zusammenarbeit mit externen Partnern und BOS effizient und strukturiert zu agieren.

Die COVID-19-Pandemie und insbesondere das Hochwasser 2021 in Westdeutschland haben die **Bedeutung von VOST** im Katastrophen- und Krisenmanagement deutlich gemacht. Durch die digitale Lageerkundung der aktivierten VOST konnte das Situationsbewusstsein

erweitert und die Verbreitung von Falschinformationen frühzeitig dementiert werden. Als Folge setzen sich mehrere Institutionen und Abgeordnete seitdem verstärkt für den Ausbau und die Stärkung der VOST-Strukturen ein. So forderten Bundestagsabgeordnete der Regierungspartei Bündnis 90/Die Grünen beispielsweise in einem Beschluss des Bundestages vom 20. März 2022 eine weitere Stärkung des VOST THW, insbesondere zur frühzeitigen Identifikation von Falschinformationen in KuK [137, 290]. Darüber hinaus sprechen sich sowohl das Innenministerium von Nordrhein-Westfalen als auch der Verband der Feuerwehren in Nordrhein-Westfalen nach den Erfahrungen des Hochwassers 2021 für den Ausbau der VOST-Strukturen und deren Integration in Führungsstäbe aus [293, 111].

2.3.3 Methoden zur Analyse von Sozialen Medien (Social Media Analysis)

Nachdem die Struktur, Funktionsweise und Bedeutung von VOST im Kontext des Krisenmanagements erläutert wurden, wird deutlich, dass die Effektivität dieser Teams maßgeblich von ihrer Fähigkeit abhängt, große Mengen an Daten aus SoMe zu verarbeiten und zu analysieren. Die zentrale Rolle der SoMe als Informationsquelle in KuK erfordert den Einsatz fortschrittlicher Analysemethoden, um relevante Informationen zeitnah zu extrahieren und zu interpretieren. An dieser Stelle rücken Methoden der SMA in den Fokus der Betrachtung. Diese Disziplin stellt das technische Fundament dar, auf dem die Arbeit der VOST aufbaut.

Die Datenmenge auf Plattformen von SoMe nimmt in kurzer Zeit so stark zu, dass ausschließlich manuelle Auswertungen in Echtzeit nicht mehr leistbar sind [453]. Entsprechend notwendig ist es, SMA zu nutzen. SMA ist ein Teil von Big Data und umfasst Analysetools, die dazu dienen, offene Daten aus SoMe zu sammeln, zu überwachen, zu analysieren, zusammenzufassen und zu visualisieren [533, 438]. Das Ziel von SMA besteht darin, aus den verfügbaren Daten Erkenntnisse zu gewinnen und Muster zu identifizieren, um spezifische Informationsbedürfnisse in verschiedenen Interessensbereichen zu erfüllen. Diese Bereiche umfassen Wirtschaft, Journalismus, politische Kommunikation und insbesondere Risiko- und Krisenkommunikation im Krisenmanagement [438]. Ein besonderer Faktor, der bei der Analyse berücksichtigt werden muss, ist Ironie. Ironie stellt bei der SMA eine besondere Herausforderung dar, da algorithmische Systeme oft Schwierigkeiten haben, die Diskrepanz zwischen wörtlicher Bedeutung und tatsächlicher Intention zu erkennen, was zu Missinterpretationen der Stimmung oder des Inhalts führen kann. Dabei ist es unerheblich, ob es sich um Sarkasmus oder Ironie handelt. Wichtig ist die Diskrepanz zwischen dem Gesagten und der Realität, also wenn etwas übertrieben positiv formuliert, aber eigentlich negativ gemeint ist [419].

Der SMA-Prozess lässt sich nach Fan und Gordon in drei wesentliche Schritte unterteilen: Zunächst erfolgt die Erfassung, bei der relevante Daten gesammelt und vorverarbeitet werden. Im zweiten Schritt, der Analyse, werden verschiedene Verfahren wie Netzwerk- oder Stimmungsanalyse durchgeführt. Abschließend folgt die Präsentation, bei der die Ergebnisse zusammengefasst und dargestellt werden [102]. Zu den allgemeinen und deskriptiven Verfahren gehört auch die Quantitäts-Messung. Hierbei wurde ein signifikanter positiver Zusammenhang zwischen dem Ausmaß oder der Schwere der Auswirkungen von KuK und der Anzahl der Mikroblogs in SoMe, die über diese Auswirkungen berichten, festgestellt [256, 415, 445, 511, 510, 103, 203, 535], siehe auch Kap. 2.3.1. Eine weitere Methode ist die Beobachtung des Themenverlaufs und der -entwicklung. Bspw. die Analyse, wie sich die mit Geotags versehenen Diskussionsthemen in den SoMe im Laufe der Zeit entwickeln, hat das Potenzial, bei KuK wesentliche Informationen für das Situationsbewusstsein zu liefern [511].

Ein spezifischer Fokus der SMA ist die Analyse von Sentiment und Emotionen, zusammengefasst unter dem Begriff Stimmungs- oder Sentimentanalyse (auch Opinion Mining oder Textanalyse). Diese ist ein Teilbereich der Verarbeitung natürlicher Sprache (Natural Language Processing, NLP), bei dem natürliche Sprachverarbeitung, statistische und linguistische Methoden eingesetzt werden, um den emotionalen Ton und Meinungen aus unstrukturiertem Text zu klassifizieren.

Die Ergebnisse der Sentimentanalyse können in zwei Hauptkategorien eingeteilt werden [68, 429, 514]:

1. Quantitative oder qualitative Polarität:

Diese Art der Analyse ordnet Aussagen oder Texten einen Wert auf einer Skala zu. Dies kann in Form von numerischen Werten (z. B. von -1 bis +1) oder qualitativen Kategorien (z. B. extrem negativ, negativ, neutral, positiv, extrem positiv) erfolgen. Diese Methode ermöglicht eine präzise Einordnung der Stimmung und erlaubt quantitative Vergleiche zwischen verschiedenen Texten oder über Zeit.

2. Emotionaler Zustand:

Hierbei werden spezifische Emotionen identifiziert, wie etwa Freude, Ärger, Trauer oder Überraschung. Diese Methode bietet ein differenzierteres Bild der emotionalen Landschaft eines Textes und kann besonders nützlich sein, wenn eine detailliertere Analyse der Gefühlslage erforderlich ist.

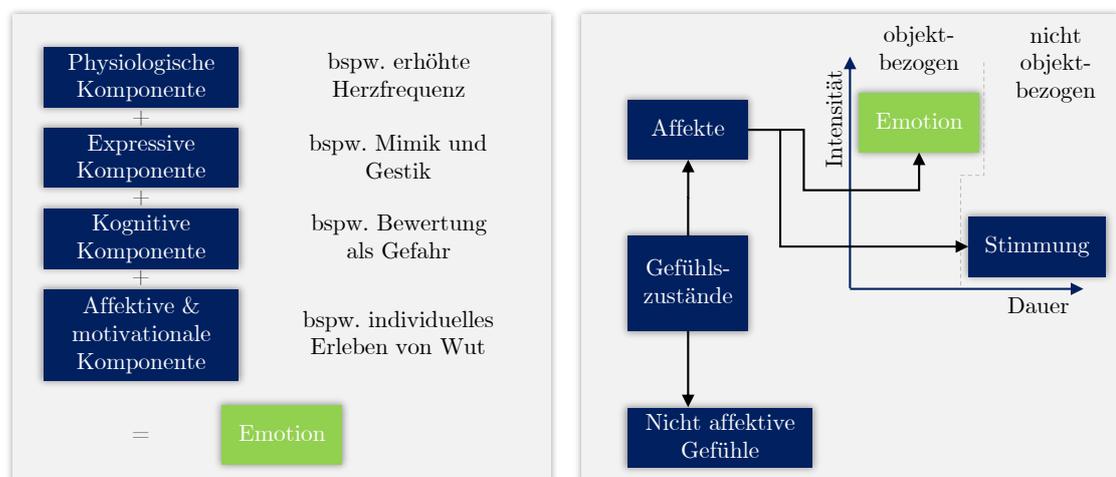


Abbildung 11: Definitoriale Abgrenzung von Emotion, Stimmung, Gefühl und Affekt, eigene Visualisierung nach [115, 501]

Die Abbildung stellt zwei unterschiedliche Definitionen des Begriffs „Emotion“ gegenüber. Das linke Modell [115] zeigt „Emotion“ als Oberbegriff, der verschiedene Komponenten umfasst. Hier wird das Gefühl als Teil der affektiven Komponente und somit als Unteraspekt von „Emotion“ verstanden. Im rechten Modell [501] hingegen stehen Gefühlszustände an oberster Stelle. Diese werden unterteilt in nicht-affektive Gefühle (wie bspw. Müdigkeit) und affektive Gefühle. Innerhalb der affektiven Gefühle wird weiter differenziert: „Emotionen“ werden als kurze, intensive und auf bestimmte Objekte bezogene Gefühle definiert, während „Stimmungen“ sich durch fehlenden Objektbezug, geringere Intensität und längere Dauer auszeichnen.

Die Grundlage für diese Analysen bilden Bewertungstheorien von Emotionen (z. B. Lazarus 1991) [235]. Diese Theorien legen nahe, dass eine Veränderung in der Art und Weise,

wie Erfahrungen mental repräsentiert werden (z. B. ob sie als konkrete oder abstrakte Konzepte wahrgenommen werden), eine entsprechende Veränderung im emotionalen Tonfall bewirken kann. Dabei verschiebt sich der Fokus von Emotionen, die primär durch konkrete, unmittelbar greifbare Merkmale einer KuK ausgelöst werden (z. B. Trauer als Reaktion auf einen unwiderruflichen materiellen Verlust), hin zu Emotionen, die stärker durch abstrakte, komplexe Merkmale geprägt sind (z. B. Angst angesichts einer ungewissen zukünftigen Bedrohung).

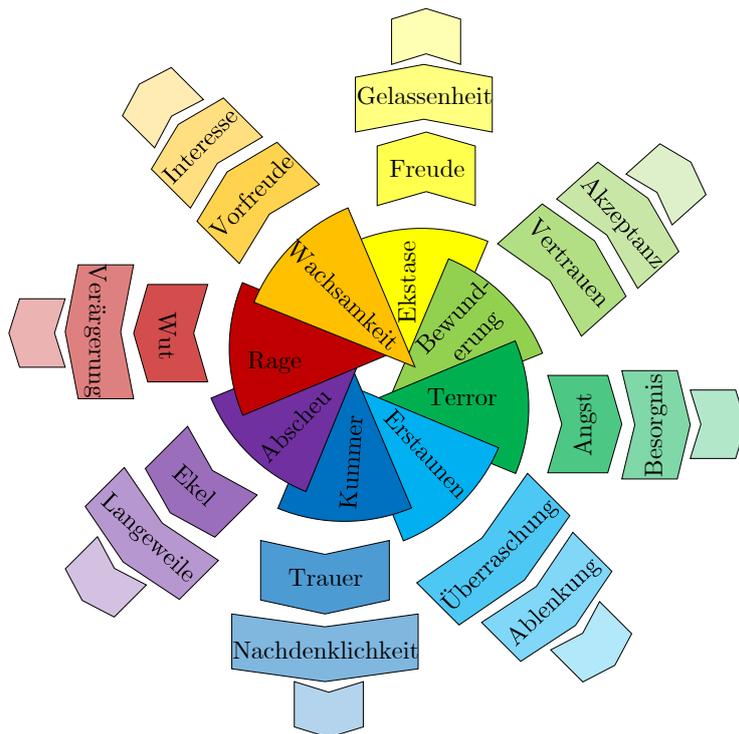


Abbildung 12: Eigene Visualisierung des Emotionsrads nach Plutchik [340]

Das Emotionsrad nach Plutchik visualisiert die Primäremotionen unter Berücksichtigung der Intensitätsdimension. Dabei bildet der innere Kreis die Primär- oder Basisemotionen ab, welche auf psychophysischen Mechanismen beruhen, die sich zur Lösung bestimmter Anpassungsprobleme entwickelt haben. Die weiteren davon abgehenden Pfeile leiten sich von diesen ab [340].

Erleichterung, Stolz, Scham, Schuld, Neid, sowie von weiteren Arten von Zuständen, die den genannten genügend ähnlich sind [289]. In der Forschung werden Emotionen auf zwei Arten differenziert: dimensionsbasiert oder kategorial. Der kategoriale Ansatz teilt Emotionen in eine definierte Anzahl von Kategorien ein. Ein bekanntes Beispiel hierfür ist das Modell der sechs Basisemotionen nach Ekman: Wut, Ekel, Angst, Freude, Trauer und Überraschung [94]. Der dimensionsbasierte Ansatz hingegen bewertet die Intensität von Emotionen, wie beispielsweise in den Modellen von Bakker u. a. und Plutchik. Plutchik unterschied zwischen Basisemotionen (basierend auf dem Modell nach Ekman [94], erweitert um Vertrauen und Erwartung) und gemischten Emotionen, die aus Kombinationen von

Emotionen sind komplexe Phänomene, für die bislang keine allgemein akzeptierte Definition existiert. Sie umfassen innere Empfindungen und die Reaktionen darauf, einschließlich Gefühlen, Denkprozessen und körperlichen Reaktionen [115], siehe Abb. 11. Im Vergleich zu Stimmungen sind Emotionen zeitlich begrenzt und intensiver [501]. Während Stimmungen oft unbewusst auf Bedürfnissen basieren, werden Emotionen stärker durch spezifische Auslöser hervorgerufen und unterscheiden sich nach Art oder Qualität und Intensität [289]. Nach Meyer, Schützwohl und Reisenzein sind Emotionen Vorkommnisse von z. B. Freude, Trauer, Ärger, Angst, Mitleid, Enttäuschung,

Basisemotionen entstehen. Er visualisierte diese Emotionen in einem farbigen Rad, wobei die zunehmende Transparenz eine abschwächende Intensität impliziert [340], siehe Abb. 12.

Die Emotionserkennung ist der Prozess der Identifizierung verschiedener Gefühle oder Emotionen einer Person, wie beispielsweise Freude, Trauer oder Wut [311]. Emotionen beeinflussen maßgeblich verschiedene Aspekte der Risikowahrnehmung [426, 196]. So neigen ängstliche Menschen dazu, sich bei Entscheidungen stärker auf anekdotische Beweise zu stützen [520] oder wählen sicherere, scheinbar weniger riskante Optionen als verärgerte Menschen [241, 242]. Darüber hinaus haben die in SoMe geäußerten Emotionen einen signifikanten Einfluss auf die wahrgenommene Glaubwürdigkeit und den Nutzen von Nachrichten [147]. Die Persistenz dieser Emotionen kann sich zudem auf weitere Urteilsbildungsprozesse auswirken [114]. Dies unterstreicht die weitreichende Bedeutung emotionaler Ausdrucksformen in digitalen Kommunikationsräumen.

Der Akt des Teilens von Gefühlen, also der Emotionsausdruck an sich, kann zu einer Verstärkung dieser Emotionen innerhalb sozialer Gruppen führen [70]. Dieser Prozess der emotionalen Amplifikation ist besonders relevant für das Verständnis kollektiver Dynamiken. Darüber hinaus haben Studien gezeigt, dass der Ausdruck geteilter Emotionen eng mit der Entwicklung sozialer Bindungen und der Steigerung kollektiver Wirksamkeit verknüpft ist [20]. Dies verdeutlicht die zentrale Rolle von Emotionen bei der Formung und Stärkung sozialer Gefüge. Die Komplexität der emotionalen Dynamik stellt die Forschung vor besondere Herausforderungen. Wie Lin, Margolin und Wen betonen, wird diese Dynamik wahrscheinlich von makrosozialen Faktoren beeinflusst, was ihre realistische Nachbildung in kontrollierten Experimenten erschwert. Gleichzeitig ist sie zeitlich variabel und reflexiv, was ihre zuverlässige Erfassung durch Umfragen kompliziert macht. Diese methodischen Herausforderungen unterstreichen die Notwendigkeit innovativer Forschungsansätze, bspw. der Sentimentanalyse von SoMe, um die vielschichtigen Aspekte emotionaler Prozesse in sozialen Kontexten adäquat zu erfassen und zu analysieren [249].

Die grundlegende Vorgehensweise bei der Sentimentanalyse umfasst nach Nandwani und Verma mehrere Schritte: Datensammlung (z. B. keyword-basierte Selektion vs. computational focus groups [249]), Vorverarbeitung (z. B. Tokenisierung und Normalisierung), Merkmalsextraktion (z. B. n-gram-Analyse), Modellentwicklung (z. B. Training eines Machine-Learning (ML)-Ansatzes) und Modellbewertung (Vergleich zu anderen Modellen) [311]. Dabei kann die Sentimentanalyse auf verschiedenen Dimensionen (bspw. Granularitätsebenen und Methodik) unterteilt werden. Hinsichtlich der Granularitätsebenen können folgende vier Kategorien unterschieden werden, wie von Wankhade, Rao und Kulkarni und Shaik u. a. beschrieben [494, 411]:

- **Wortebene:** Bei dieser grundlegendsten Form der Analyse wird ein Satz oder Dokument in einzelne Wörter zerlegt. Der Fokus liegt dabei besonders auf Adjektiven, da diese oft starke Indikatoren für die Stimmung sind. Jedes Wort wird unabhängig analysiert, indem seine Polarität bestimmt wird. Diese Methode eignet sich gut für eine grobe Einschätzung, lässt jedoch den Zusammenhang zwischen den Wörtern unberücksichtigt.
- **Satzebene:** Hier wird die Stimmung auf der Ebene ganzer Sätze oder Phrasen analysiert. Dabei werden die Stimmungswerte der einzelnen Wörter kombiniert, um die Gesamtstimmung des Satzes zu ermitteln. Diese Methode berücksichtigt den Kontext besser als die reine Wortebene und erlaubt es, Nuancen und Wechselwirkungen

zwischen Wörtern zu berücksichtigen, wie etwa bei Ironie oder Mehrdeutigkeiten, die auf Wortebene verloren gehen könnten.

- Dokumentenebene: Bei dieser umfassendsten Ebene wird die Gesamtstimmung eines ganzen Dokuments bestimmt. Der Prozess beginnt mit der Analyse einzelner Wörter, geht über zur Satzebene und kombiniert schließlich die Ergebnisse aller Sätze und Absätze, um die Stimmung des gesamten Dokuments zu ermitteln. Diese Methode eignet sich besonders für die Analyse längerer Texte oder ganzer Artikel.
- Merkmals- oder Entitätsebene: Diese fortgeschrittene Form der Analyse geht über die reine Stimmungsbestimmung hinaus. Hier wird nicht nur die Stimmung jedes Wortes ermittelt, sondern auch die spezifische Entität oder das Merkmal identifiziert, auf das sich die Stimmung bezieht. Dies ermöglicht eine sehr detaillierte Analyse, bei der verschiedene Aspekte eines Themas separat bewertet und bspw. einzelne Nutzer der SoMe eingeschätzt werden können.

Bezüglich der Methodik zur Kennzeichnung von Gefühlen in Texten unterscheiden Wankhade, Rao und Kulkarni hauptsächlich zwei Ansätze [494]:

1. Lexikonbasierte Methoden (Lexicon-based (LB)): Diese Ansätze nutzen vordefinierte Wörterbücher oder Lexika, die Wörtern bestimmte Sentimentwerte zuordnen [429]. Der Text wird dann anhand dieser vordefinierten Werte analysiert.
2. Datenbasierte Lernmethoden (ML): Diese Methoden basieren auf maschinellem Lernen und erfordern einen vorklassifizierten Datensatz zum Training des Modells. Das trainierte Modell kann dann auf neue, unklassifizierte Texte angewendet werden.

Beide Methoden haben ihre Vor- und Nachteile und werden oft in Kombination eingesetzt, um die Genauigkeit der Sentimentanalyse zu verbessern. Die lexikonbasierte Strategie hat die Wurzeln in der psychologischen Forschung, die den Wortgebrauch als Fenster zum psychologischen Zustand eines Individuums nutzt [334, 446]. Bspw. haben Studien Zusammenhänge zwischen der Verwendung von Pronomen in der ersten Person und Wörtern für negative Emotionen mit Depressionen aufgezeigt [378]. Andere Forschungen haben den Wortgebrauch mit Motivation [333] und traditionellen Persönlichkeitskonstrukten wie den „Big Five“ [405] (Offenheit für Veränderung, Selbsttranszendenz, Selbstverstärkung, Bewahrung und Hedonismus) in Verbindung gebracht.

LB sind besonders wertvoll in Situationen, in denen nur begrenzt kategorisierte Daten verfügbar sind, und bieten oft einfache und nachvollziehbare Modelle für die Sentimentanalyse. Lee u. a. zeigen, dass die Verwendung von ereignisbezogenen Schlüsselwörtern in SNS die Emotionen der Menschen widerspiegeln und ein differenzierteres Bild der negativen Emotionen in Bezug auf spezifische Ereignisse liefern kann [236]. Es ist wichtig zu beachten, dass verschiedene Algorithmen und Wörterbücher unterschiedliche Leistungen erbringen können. Gonçalves u. a. und Fehle, Schmidt und Wolff weisen darauf hin, dass Nachrichten durch verschiedene Tools in unterschiedliche Sentimentkategorien eingestuft werden können [128, 109]. Einige bedeutende LB Tools und Methoden sind:

LIWC (Linguistic Inquiry and Word Count): Ein kommerzielles Textanalysewerkzeug, das emotionale, kognitive und strukturelle Komponenten von Texten anhand eines kategorisierten Wörterbuchs untersucht. Die aktuelle Version LIWC2007 enthält über 4.500 Wörter in 100 Kategorien und ermöglicht die Messung der Textpolarität [128].

LDA (Latent Dirichlet Allocation): Ein generatives, statistisches Wahrscheinlichkeitsmodell für die Themenmodellierung, das latente Themen eines Dokuments identifiziert und Wörter diesen Themen zuordnet [262, 347].

VADER (Valence Aware Dictionary and sEntiment Reasoner): Eine regelbasierte Methode zur Sentimentanalyse, die besonders gut für kurze, informelle Texte geeignet ist. Sie berücksichtigt Verstärker wie Adverbien, Satzzeichen und Slang und liefert einen Gesamtwert von -1 (negativ) bis +1 (positiv) [246].

Die Methoden des ML für Sentimentanalyse lassen sich nach Ang u. a. in drei Hauptkategorien unterteilen [11]:

1. Überwachtes Lernen (Supervised Learning): Bei diesem Ansatz wird eine Teilmenge von Merkmalen basierend auf spezifischen Kriterien zur Messung der Bedeutung und Relevanz der Merkmale anhand markierter Daten ausgewählt. Diese Methode erfordert einen umfangreichen Satz an vorklassifizierten Trainingsdaten.
2. Semi-überwachtes Lernen (Semi-supervised Learning): Hierbei wird eine kleine Menge an gelabelten Daten (Zuordnung zu definierten Klassen) als zusätzliche Information in die nicht gelabelten Daten integriert, um die Leistung einer unüberwachten Merkmalsauswahl zu verbessern. Dieser Ansatz versucht, die Vorteile sowohl überwachter als auch unüberwachter Methoden zu nutzen.
3. Unüberwachtes Lernen (Unsupervised Learning): Bei dieser Methode liegen keine Vorkenntnisse über die wahren Funktionsklassen vor. Die Relevanz der Merkmale wird durch Ausnutzung der inhärenten Strukturen der Daten, wie Datenvarianz, Trennbarkeit und Datenverteilung, bewertet.

Srivastava, Bharti und Verma betonen, dass der Ansatz des ML eine automatische Klassifizierung ermöglicht, jedoch Trainingsdaten benötigt [429]. Überwachte Lernmethoden erfordern eine sorgfältige Kennzeichnung, Training und Validierung, um die Stimmung für einen Datensatz zuverlässig zu erkennen.

Einige der häufig verwendeten Algorithmen im ML für Sentimentanalyse sind:

NB (Naive Bayes): Dong u. a. beschreiben diese Methode als einfach zu implementieren und gut skalierbar. Aufgrund ihrer Einfachheit werden Naive Bayes (NB)-Modelle jedoch oft von komplexeren, gut trainierten und abgestimmten Modellen übertroffen [85].

SVM (Support Vector Machine): Diese Methode eignet sich besonders gut für Daten mit vielen Merkmalen (hohe Dimensionalität) und kann auch dann angewendet werden, wenn die Anzahl der Merkmale größer ist als die Anzahl der Stichproben. Support Vector Machine (SVM) nutzen eine ausgewählte Teilmenge der Trainingsdaten, die sogenannten Support-Vektoren, um die Entscheidungsfunktion zu bestimmen [85].

RF (Random Forest): Random Forest (RF) stellt eine Kombination mehrerer Entscheidungsbäume dar. Dong u. a. heben hervor, dass diese Methode robust gegenüber Ausreißern ist, gut mit großen Datenmengen skaliert und auf natürliche Weise komplexe, nichtlineare Entscheidungsgrenzen modellieren kann. Zwar neigen einzelne Entscheidungsbäume dazu, sich zu stark an die Trainingsdaten anzupassen (Überanpassung), aber dieses Problem kann durch die kombinatorische Verwendung reduziert werden [85].

Jeder dieser Ansätze hat seine spezifischen Stärken und Schwächen, und die Wahl der Methode hängt oft von der Art der Daten, der Größe des Datensatzes und den spezifischen Anforderungen der Analyse ab.

2.3.4 Psychosoziale Erkenntnisse aus Sozialen Medien

Die fortschrittlichsten Analysewerkzeuge, darunter linguistisches und maschinelles Lernen zur Informationsextraktion und -klassifizierung, ermöglichen eine präzise Überwachung des „psychosozialen öffentlichen Pulses“ [243] in KuK. Diese Extraktion psychosozialer Informationen stellt für Entscheidungstragende eine wertvolle Ressource dar, um die Resilienz, psychologische Bedarfe sowie potenzielle psychologische Risiken der Bevölkerung zu erfassen. Durch die Berücksichtigung dieser Aspekte können BOS adäquater auf die Bedürfnisse und Bedarfe der Bevölkerung eingehen und somit im Katastrophenfall effektiver agieren [243].

In den letzten Jahrzehnten hat sich eine Vielzahl wissenschaftlicher Arbeiten mit der Rolle von SoMe in KuK auseinandergesetzt [450, 286, 305]. Diese Studien beschreiben detailliert, welche Plattformen (z. B. Facebook, Twitter/X, Instagram, YouTube, TikTok) von welchen Bevölkerungsgruppen (z. B. junge, gebildete Menschen), zu welchem Zeitpunkt (z. B. unmittelbar nach der Erstinformation oder Tage, Wochen, Monate später), in welcher Form (z. B. Textnachrichten, Videos) und zu welchem Zweck (z. B. Informationssuche und -teilung, Ausdruck von Sorge oder Anteilnahme, Freude) genutzt werden. Dabei werden verschiedene KuK betrachtet und teilweise verglichen, um beispielsweise Dynamiken bei Amoklagen, Bränden oder Überschwemmungen gegenüberstellen zu können. Die Analyse von Inhalten aus SoMe bietet hierbei vielfältige Möglichkeiten. Der Überfluss an nutzergenerierten Inhalten erlaubt es, die Einstellungen und Haltungen der postenden Bevölkerung gegenüber verschiedenen externen Umgebungseinflüssen zu explorieren [243]. Hierzu zeigen Han und Wang auf, dass digitale Kommunikation in SoMe ein präziser Indikator für gesellschaftliche Reaktionen auf KuK ist [149]. Studien belegen, dass sich die emotionale Ausdrucksweise der Nutzer direkt proportional zur Intensität des jeweiligen Extremereignisses verhält [236]. Bemerkenswert ist dabei der Zusammenhang zwischen eingeschränkter Mentalisierungsfähigkeit - also der verminderten Verwendung von Sprache zur Beschreibung mentaler Zustände - und reduziertem psychischen Wohlbefinden der Betroffenen [435, 497]. Hierdurch stellen die Inhalte eine Alternative für Einrichtungen dar, die mit Maßnahmen im Bereich der psychischen Gesundheit betraut sind, um die Auswirkungen von Entwicklungen und aktuellen Nachrichten zu evaluieren [509]. Die Analyse der Stimmungsstärke kann darüber hinaus nützliche Warnungen und Hinweise auf bevorstehende extreme soziale Ereignisse liefern [409].

Die Nutzung von SoMe in KuK erfüllt mehrere psychosoziale Zwecke. Sie bieten einen geschützten Raum für die Bevölkerung, um Gefühle auszudrücken und Verwirrung sowie Besorgnis zu thematisieren [497, 388]. Darüber hinaus fördern sie den Informationsfluss und die Verbreitung von Informationen, indem sie es den Nutzern ermöglichen, Meinungen und Gefühle zu artikulieren [436, 386, 286, 510]. In KuK, wie bspw. bei Überschwemmungen, bieten SoMe den Nutzern eine Plattform, das Ausmaß der Schäden zu kommunizieren, rational über Ursachen und Verantwortlichkeiten zu diskutieren, die Regierung zu kritisieren und Verbesserungsmaßnahmen einzufordern. Zudem bieten sie eine Plattform, um tiefe Gefühle der Trauer über den Verlust von Menschenleben auf eine Art und Weise auszudrücken, die die Menschen vereint [386]. Dabei führen das Teilen von Videos und die damit verbundenen Interaktionen der Zuschauer zu einer gewissen Verbundenheit unter den

Nutzern, sei es auch nur durch das gemeinsame Erleben starker Bilder und Emotionen [386]. Vertrauenswürdige und glaubwürdige Informationskanäle in SoMe werden zusätzlich als Mittel zur Bewältigung von Unsicherheit genutzt [374]. SoMe bieten somit einen digitalen Raum, um die psychische Gesundheit der betroffenen Bevölkerung zu fördern, indem sie einen Ort für vorübergehende Erinnerungspraktiken für Bedürftige schaffen [522].

Die Suche nach Informationen stellt dabei eine der am häufigsten geäußerten Bewältigungsstrategien auf Plattformen wie Twitter (heute „X“) dar, wobei die Qualität dieser Strategie maßgeblich von den Informationen der BOS, beispielsweise über Kontaminationsquellen, abhängt [125]. Der Online-Austausch von Erfahrungen ermöglicht es den Menschen zudem, Ratschläge für ähnliche Situationen weiterzugeben [386].

Im Hinblick auf den zeitlichen Verlauf lässt sich eine evolutionäre Entwicklung der kommunikativen und emotionalen Muster beobachten. Watkins u. a. untersuchten mittels psychologischer Diskursanalyse und computergestützter Analysen die Interaktionsdynamiken einer Facebook-Gruppe mit circa 37.900 Mitgliedern, die während der COVID-19-Pandemie von 2020 bis 2021 als digitale Informations- und Unterstützungsplattform für die Einwohner von Essex fungierte. Dabei stellten Sie fest, dass Wörter, die sich auf den mentalen Zustand und die Hypothesenbildung über den mentalen Zustand anderer beziehen, im späteren Verlauf einer KuK häufiger verwendet werden [497]. Dies korreliert positiv mit einer zunehmenden Verwendung von Worten der Einsicht über die Zeit. Nagy und Stamberger ergänzen diese Beobachtung anhand einer Stimmungsanalyse von 3.698 manuell kodierten Tweets, die während der Gasexplosion und den darauffolgenden Bränden im September 2010 in San Bruno, Kalifornien, gesammelt wurden, indem sie auf einen Wechsel von einem anfänglichen Bedürfnis nach Informationsaustausch zu einem späteren Bedürfnis nach emotionalem Ausdruck hinweisen [309]. Die Analyse psychischer Gesundheitszustände lässt sich laut Fujii u. a. (2023) gut anhand der Gesamtzahl an Beiträgen bewerten, einschließlich Antworten und Weiterleitungen in SoMe. Dabei zeigt sich, dass gesundheitsbezogene Themen häufiger innerhalb enger sozialer Kontakte wie Freunden oder Familie diskutiert werden [118].

Die Forschungsliteratur identifiziert ein differenziertes Spektrum emotionaler Ausdrucksformen in SoMe während KuK. Die emotionale Bandbreite reicht dabei von positiven Gefühlsäußerungen wie Freude, Erleichterung und Dankbarkeit bis hin zu negativen Emotionen wie Angst, Trauer und Ablehnung [450, 227]. Als dominante Emotionskategorien kristallisieren sich dabei Angst, Wut, Trauer, Ekel und Überraschung heraus [48, 486, 460], wobei insbesondere Wutäußerungen eine hohe Korrelation mit tatsächlich erlebten emotionalen Zuständen aufweisen [463]. Vo und Collier beobachteten, dass Twitter-Nutzer unmittelbar nach dem Auftreten von Erdbeben Angst und Furcht äußern, während bei größeren Beben auch Unruhe deutlich erkennbar wird. Die Studie erfasste 110.715 Tweets aus dem Großraum Tokio über einen fünfmonatigen Zeitraum nach dem Großen Ostjapanischen Erdbeben 2011 (10. März bis 31. Juli), wobei ein Teil der gefilterten Tweets nach einem spezifischen Leitfaden mit sechs Emotionskategorien sowie ihrer Erdbeben-Relevanz annotiert wurde [483]. In den ersten Stunden nach einem Ereignis dominieren Furcht und Angst, gefolgt von ruhigeren Emotionen [483] verknüpft mit einer thematischen Tendenz zu Mitgefühl, Gebet, Dankbarkeit und Hoffnung [227]. Die Aktivität in SoMe zeigt jedoch keine abnehmende Tendenz bei längerer Gewaltexposition über einen Zeitraum von zwei Jahren (August 2010 bis Dezember 2012) in Twitter-Beiträgen aus vier vom mexikanischen Drogenkrieg betroffenen Großstädten [74]. Dies könnte auf

eine anhaltende Bedeutung dieser Plattformen als Kommunikationskanal in KuK hindeuten.

Diese Hypothese wird durch den emotionsverstärkenden und -distributorischen Charakter von SoMe unterstrichen, welchen Hu 2022 in einem Datensatz von 15.100 Sina Weibo-Beiträgen während des COVID-19-Ausbruchs in einer chinesischen Metropole identifizierte [171]. SoMe fungieren als Katalysator für die rapide Verbreitung affektiver Zustände über verschiedene Netzwerkknoten hinweg [171]. Bemerkenswert ist dabei die quantitative Verteilung der emotionalen Äußerungen: Stark polarisierende Beiträge - sowohl positiv als auch negativ - machen weniger als ein Prozent der Gesamtkommunikation aus. Dabei lässt sich eine charakteristische Differenzierung zwischen Originalbeiträgen und reaktiver Kommunikation beobachten: Während Ersterer tendenziell faktenbezogen sind, weisen Kommentare und Weiterleitungen einen höheren emotionalen Gehalt auf [409].

Die vorherrschende Stimmung über den gesamten Zeitraum einer KuK sowie über die aktivsten Twitter-Konten hinweg ist laut Shalunts, Backfried und Prinz generell negativ [413]. Doré u. a. ergänzen, dass ein größerer zeitlicher und räumlicher Abstand zu einem Rückgang von Wörtern führt, die tragödienbezogene Gedanken, psychologische Unmittelbarkeit und allgemeinen emotionalen Ausdruck widerspiegeln [86]. Insbesondere führe ein größerer räumlicher Abstand zu weniger Wörtern der Trauer und zu mehr Wörtern der Angst und Kausalität. Dabei konnte durch Nagy und Stamberger eine positive Korrelation zwischen Informationsverfügbarkeit und Stimmungslage identifiziert werden: Je mehr gesicherte Informationen zur Verfügung stehen, desto optimistischer wird der Diskurs [309]. Dies spiegelt sich auch in der linguistischen Struktur wider: Informationsorientierte Beiträge zeichnen sich durch einen höheren Anteil an Substantiven und eine geringere emotionale Färbung aus [309]. Dies deutet darauf hin, dass solche Beiträge häufig sachlicher und analytischer formuliert werden, was auf eine bewusste Fokussierung auf Fakten und Inhalte schließen lässt. Kusen und Strembeck beschreiben anhand der Analyse von 23.308.071 Tweets, die während 18 verschiedener Krisenereignisse über deren jeweilige Hauptphase (ca. 7-14 Tage) erfasst wurden, ergänzend einen charakteristischen Stimmungswandel im Laufe einer KuK: Nach anfänglichem Schock, Angst und Wut entwickeln sich die Twitter-Nachrichten thematisch tendenziell in Richtung Mitgefühl, Gebet, Dankbarkeit und Hoffnung [227].

Der Wandel von negativen zu positiven Gefühlen wird auch von Lorenzoni u. a. anhand von knapp 5 Millionen italienischen COVID-19-bezogenen Tweets im Zeitraum vom 25. Februar bis 4. Mai 2020 bestätigt, der einen Abwärtstrend bei Wut, Ekel, Angst und Trauer sowie eine Zunahme von Freude, Vertrauen, Vorfreude und Überraschung feststellt [253]. Hinsichtlich der Kommunikationsinhalte kristallisieren sich vier Hauptkategorien heraus: Bedarfe, Situationsbeschreibungen, spirituell-religiöse Äußerungen und Wiederaufbaudiskurse [536]. In der Studie von Purohit u. a. konnte anhand von Tweets aus dem Erdbeben in Haiti 2010, dem Erdbeben in Japan 2011 sowie dem Hurrikan Sandy 2012 festgestellt werden, dass Hilfsangebote quantitativ die Hilfesuche übersteigen [345]. In KuK sind insbesondere Verkehr und Alltagsleben stark betroffene Themenbereiche, die sich signifikant auf das emotionale und psychologische Befinden der Bevölkerung auswirken [103].

Mendon u. a. identifizierten anhand von 243.746 Tweets im Kontext mehrerer Naturkatastrophen, die sich 2018 im indischen Bundesstaat Kerala ereigneten, drei charakteristische Phasen während einer KuK: eine Panikphase mit warnenden Botschaften, eine reaktive Phase, die sich auf Spenden und Unterstützung konzentriert, und eine Stabilisierungsphase, in der Dankbarkeit für die erhaltene Unterstützung im Vordergrund steht [288]. Fujii

u. a. ergänzten dieses Bild mithilfe der Analyse von rund 98,5 Millionen ukrainischsprachigen Tweets über den Zeitraum vor der russischen Invasion bis August 2022, indem er auf die Zunahme von Schlüsselwörtern hinweist, die sich auf psychische Belastung und Angst beziehen, insbesondere während der akuten Phase einer KuK [118]. Im Rahmen dieser Analyse konnte auch eine affektive Desensibilisierung festgestellt werden, die sich in einer gesteigerten Aktivierung und Dominanz emotionaler Äußerungen manifestiert [118].

Auch bezüglich des Verhaltens in SoMe während KuK zeigen sich spezifische Muster. Al-Saggaf und Simmons beobachteten, dass Nutzer dazu neigen, Informationen an viele Nutzer weiterzuleiten, anstatt sie an einen bestimmten Nutzer zu richten [386]. Dies dient dazu, eine Gemeinschaft zusammenzubringen und ihren Mitgliedern die Möglichkeit zu geben, ihre Gefühle auszudrücken. Gaspar u. a. unterstreichen die Dynamik und Flexibilität der Bewältigungsformen, wobei Strategien der Anpassung, der Informationssuche und der Opposition (z. B. Wut) überwiegen. Diese Strategien sind in Zeiten der Ungewissheit wahrscheinlicher, während in Phasen größerer Klarheit eher Strategien zur Anwendung kommen, die sich auf die Identifizierung und Vermeidung spezifischer Risiken konzentrieren [125].

Diese Erkenntnisse unterstreichen die Bedeutung SoMe als Barometer für die psychosoziale Lage während KuK. Sie bieten wertvolle Einblicke in die emotionalen und verhaltensbezogenen Dynamiken der Bevölkerung und können somit als wichtiges Instrument für Krisenbewältigung und -kommunikation dienen. Gleichzeitig zeigen sie die Notwendigkeit einer differenzierten und zeitlich angepassten Kommunikationsstrategie, die den sich wandelnden Bedürfnissen und emotionalen Zuständen der Bevölkerung Rechnung trägt. Dabei wird jedoch deutlich, dass die meisten Erkenntnisse aus Daten von Twitter oder Sina Weibo und mit einer Geolokalisierung in China gewonnen wurden. Diese Studien verdeutlichen, dass während KuK Bedarfe und Ressourcen bzgl. Informationen, sozialem Austausch und Unterstützung nicht nur bei der betroffenen Bevölkerung, sondern auch bei Angehörigen und anderen indirekt Betroffenen sichtbar werden. Dies spiegelt sich in der Nutzung SoMe parallel zur erhöhten psychologischen Belastungserfahrung wider: Umfragen ergaben eine geringe Zunahme der Angst sowie eine moderate Zunahme depressiver Symptome während der Corona-Pandemie. Darüber hinaus gaben 24 % der Befragten einer weiteren Studie an, dass die psychische Belastung das Schlimmste im Verlauf der Corona-Pandemie war [185].

Bei einer repräsentativen Befragung im Auftrag des Digitalverbands Bitkom gaben 75 % der Internetnutzenden in Deutschland an, SoMe intensiver zu nutzen [225]. Fast alle Altersgruppen verbrachten mehr Zeit auf Plattformen wie Facebook und Instagram als vor der Pandemie, aber auch Instant-Messenger-Dienste wie z. B. WhatsApp wurden von weiten Teilen der Bevölkerung regelmäßig genutzt [329]. Gleichzeitig zeigen weitere Studien jedoch auf, dass die Nutzung von SoMe zwischen verschiedenen Krisenarten und auch Nationalitäten differenzieren kann, was eine Übertragbarkeit der identifizierten Faktoren auf Deutschland nicht ohne Prüfung ermöglicht. Darüber hinaus nutzen viele der Studien Daten von SoMe zur Ableitung der Erkenntnisse, obwohl die Kommunikation in den SoMe charakteristische demografische Verzerrungen aufweist. Bestimmte Bevölkerungsgruppen, insbesondere ältere Menschen, Personen mit Migrationshintergrund oder eingeschränkten Sprachkenntnissen, sind systematisch unterrepräsentiert [368]. Zudem lassen sich deutliche geschlechtsspezifische Kommunikationsmuster identifizieren: Während weibliche Nutzer häufiger Besorgnis artikulieren, tendieren männliche Nutzer zu nachrichtlich-politischen Inhalten oder humoristischen Beiträgen [272].

Die Altersstruktur ist ein signifikanter Faktor für regionale Stimmungsunterschiede, wobei ein höherer Anteil jüngerer und mittlerer Altersgruppen in Regionen mit einer stärkeren Nutzung sozialer Medien und einer höheren Diskussionsdichte zusammenhängt [536]. Dies deutet darauf hin, dass diese Altersgruppen eine prägende Rolle in der öffentlichen Stimmungsbildung spielen [536]. Ein bedeutsamer methodischer Befund von Purohit u. a. ist, dass ein kleinerer, aber qualitativ hochwertiger und gut strukturierter Datenkorpus für die Analyse wertvoller sein kann als ein umfangreicherer, aber stark unstrukturierter oder fehlerbehafteter Datensatz, der extensive manuelle Überprüfung erfordert [345].

2.4 Zwischenfazit

Das Psych-LDR basiert auf drei fundamentalen Dimensionen, die in ihrer Gesamtheit ein innovatives Konzept für das psychosoziale Krisenmanagement bilden. Die erste Dimension, die **Lagefeststellung im Krisenmanagement** orientiert sich am Führungsvorgang und umfasst die Phasen der Lagebeurteilung, Planung, Befehlsgebung und Kontrolle [167, 119]. Das Situationsbewusstsein spielt hierbei eine Schlüsselrolle, da es die Fähigkeit beschreibt, dynamische Umgebungen in einer KuK wahrzunehmen, zu verstehen und antizipierend darauf zu reagieren [5, 91, 97, 392, 427, 430, 505].

Die zweite Dimension betrifft die **Psychosozialität** und beschreibt die komplexe Wechselbeziehung zwischen psychologischen und sozialen Faktoren [152, 12]. In KuK fungieren die äußerlich einwirkenden Faktoren als kollektive Stressoren, die individuelle Reaktionen hervorrufen können [295, 335]. Besonders bedeutsam ist hierbei, dass ein signifikanter Teil der Betroffenen längerfristige psychische Beeinträchtigungen entwickeln kann [36, 449]. Die PSNV stellt dabei eine zentrale Ressource dar, die von den BOS zur Unterstützung der Bevölkerung eingesetzt wird [233, 462, 24]. Das PsychKM als spezifischer Bereich dieser Dimension verfolgt mehrere zentrale Ziele: Es integriert die psychosoziale Perspektive systematisch in das Krisenmanagement [189], stärkt die Bewältigungskapazitäten auf individueller und gesellschaftlicher Ebene [90, 280] und fördert die psychische Gesundheit in KuK [238, 377, 502]. Zudem unterstützt es die Krisenkommunikation zur Reduktion von Unsicherheiten und Ängsten in der Bevölkerung [321].

Die dritte Dimension bildet der **netzbasierte Interaktionsraum**. Dieser konstituiert sich als digitaler Sozialraum, der sich von physischen Dimensionen löst und durch digitale Interaktionen und Kommunikationsprozesse entsteht. Seine Wahrnehmung variiert je nach Nutzergruppe und unterliegt durch soziale Interaktionen einem kontinuierlichen Wandel [512].

Die Synthese dieser Dimensionen manifestiert sich in verschiedenen Kombinationen: Das psychosoziale Lagebild ermöglicht ein gemeinsames mentales Modell, integriert in das LBevV, welches das Verhalten und Erleben verschiedener Bevölkerungsgruppen dokumentiert [399]. Die digitale Lageerkundung erfasst die kommunikativen Austauschprozesse im digitalen Sozialraum [300], wobei SoMe und VOST, als Intermediäre zwischen der digitalen Bevölkerung und den BOS, zunehmend an Bedeutung gewinnen und eine kombinatorische Erhebung eines klassischen und digitalen Lagebildes bedingen [349]. Der digitale psychosoziale Raum konstituiert sich primär durch die Charakteristik des netzbasierten Interaktionsraums, der sich durch digitale Kommunikations- und Interaktionsprozesse als genuiner Sozialraum manifestiert [512]. Seine psychosoziale Dimension entwickelt sich insbesondere durch die ressourcenorientierte Nutzung von SoMe in KuK [422, 122].

Diese psychosoziale Komponente wird maßgeblich durch die Artikulation subjektiver emotionaler Zustände geprägt, die sich in individuellen Meinungsäußerungen, Gefühlsdarstellungen, Angstbekundungen und Zukunftserwartungen manifestiert. Parallel dazu trägt die entstehende soziale Vernetzung zur Bildung digitaler Gemeinschaften bei [487, 104, 283]. Allerdings zeigt sich in diesem Kontext eine bedeutsame Ambivalenz: Den positiven Aspekten der digitalen Vernetzung stehen signifikante psychosoziale Belastungsfaktoren gegenüber. Diese äußern sich insbesondere in negativen Auswirkungen auf die psychische Gesundheit, die vor allem durch die häufige Konfrontation mit krisenbezogenen Inhalten hervorgerufen werden [537] und sich in psychosozialen Bedarfen äußern können.

Das Psych-LDR vereint diese Dimensionen zu einer multidisziplinären Übersicht aller verfügbaren Informationen zu psychosozialen Bedarfen und Ressourcen. Es ermöglicht eine übersichtliche Darstellung des Verhaltens, der Bedürfnisse und Ressourcen Betroffener aus dem digitalen Sozialraum und verbessert die Verbindung zwischen Entscheidungstragenden und betroffenen Gemeinschaften [125, 168, 243, 491, 16, 186].

In der aktuellen Forschung zur Nutzung von SoMe liegt der Schwerpunkt bisher überwiegend auf ihrer Rolle im Alltagsleben der Menschen, während spezifische Erkenntnisse über ihre konkrete Anwendung im Krisenmanagement noch weitgehend fehlen. Obwohl SoMe zunehmend als wertvolle Ergänzung für die Lageerkundung anerkannt werden und ihre Relevanz in diesem Bereich gesehen wird, mangelt es noch an tiefgehenden Erkenntnissen über die Qualität und Repräsentativität der dort verfügbaren Informationen. Erhebungen zur Nutzung von SoMe durch die Bevölkerung in KuK basieren dabei häufig auf aus SoMe gewonnenen Daten und lassen somit keine Rückschlüsse über die Aussagekraft für die gesamte Bevölkerung zu. Darüber hinaus beziehen sich die meisten Erkenntnisse, vor allem zu psychosozialen Betrachtungen auf Posts verfasst in englisch oder chinesisch und wenige allgemeine auf Daten, welche in Deutschland gepostet wurden. Diese Lücke in der Forschung erschwert es, Erkenntnisse auf die Nutzung von SoMe im deutschen Krisenmanagement zu übertragen sowie effektiv in die strategische Entscheidungsfindung während KuK einzubinden (RQ1).

VOST gewinnen für diese strategische Einbindung an Bekanntheit und werden vermehrt in KuK eingesetzt. Diese Teams werden zunehmend als Intermediäre zwischen der digital repräsentierten Bevölkerung und Entscheidungstragenden in das Krisenmanagement integriert und unterstützen die Analyse und Verarbeitung von Informationen aus SoMe. Allerdings existiert bislang kein strukturiertes Wissen über ihre Arbeitsweise, weder auf der Makroebene (Teamstruktur und -koordination) noch auf der Mikroebene (individuelle Arbeitsweisen der Teammitglieder). Ein besseres Verständnis dieser Dynamiken könnte die Effektivität der VOST im Krisenmanagement erheblich steigern (RQ2b). Obwohl in der Praxis bereits vereinzelt Ansätze existieren, ein psychosoziales Lagebild durch die Analyse von SoMe (Psych-LDR) zu erstellen, bleibt die Nutzung dieser Quelle oft unstrukturiert und wenig fundiert. Es mangelt an einer systematischen und fundierten Nutzung dieser Informationsquelle. Es besteht ein erhebliches Forschungs- und Entwicklungspotenzial, insbesondere im Hinblick auf die Ermittlung psychosozialer Bedarfe und Bedürfnisse sowie die Etablierung psychosozialer Lagebilder [495]. Von zentraler Bedeutung ist hierbei die Frage, wer, wann und wo Unterstützung benötigt. Diese Unterstützung kann sowohl durch die Übermittlung relevanter Informationen als auch durch die Reaktion auf Anfragen erfolgen. Die fehlende Integration liegt vor allem an fehlendem Hintergrundwissen zur technischen Umsetzbarkeit und zu den tatsächlich verfügbaren nutzbaren Informationen.

Eine strukturierte und fundierte Integration von Daten aus SoMe in die Lageerkundung erfordert ein umfassendes Verständnis sowohl der technischen Möglichkeiten als auch der spezifischen Daten, die zur Verfügung stehen. Es ist notwendig, die technischen und methodischen Ansätze zu evaluieren und benutzerfreundlich nutzbar zu machen, um das volle Potenzial von SoMe als Informationsquelle in KuK ausschöpfen zu können (RQ2a und RQ3).

Insgesamt zeigt sich, dass SoMe in der Krisenkommunikation ein erhebliches Potenzial bieten, das jedoch durch die genannten Forschungslücken noch nicht vollständig genutzt wird. Die zukünftige Forschung sollte sich daher verstärkt auf die Exploration und Validierung der Nutzung von SoMe durch die deutsche Bevölkerung in KuK sowie auf die Entwicklung strukturierter Rahmenwerke für den Einsatz von VOST und die Nutzung von SoMe zur Lageerkundung konzentrieren. Dies würde nicht nur die Effizienz und Genauigkeit der Lageerfassung verbessern, sondern auch das Vertrauen und die Möglichkeiten der Nutzung von SoMe im Krisenmanagement erweitern.

3. Forschungsmethodologie

Basierend auf der Dreidimensionalität eines Psychosozialen Lagebildes des digitalen Raumes (Psych-LDR) integriert die vorliegende Forschungsarbeit die drei grundlegenden Elemente: (I) Lagefeststellung in Krisen- oder Katastrophensituationen, (II) Psychosozialität sowie (III) Netzbasierter Interaktionsraum (vgl. Kap. 2). Angesichts der Diversität der zugrundeliegenden Forschungsansätze zur Exploration dieser Elemente präsentiert Kap. 3 eine modellhafte Synthese der fokussierten Forschungsthemen und -fragestellungen (siehe Abb. 13). Diese Darstellung dient dem Zweck, die Interdependenzen zu verdeutlichen, die Einordnung der Forschungsfragen zu vereinfachen und die Rationale der gewählten Struktur zu explizieren.

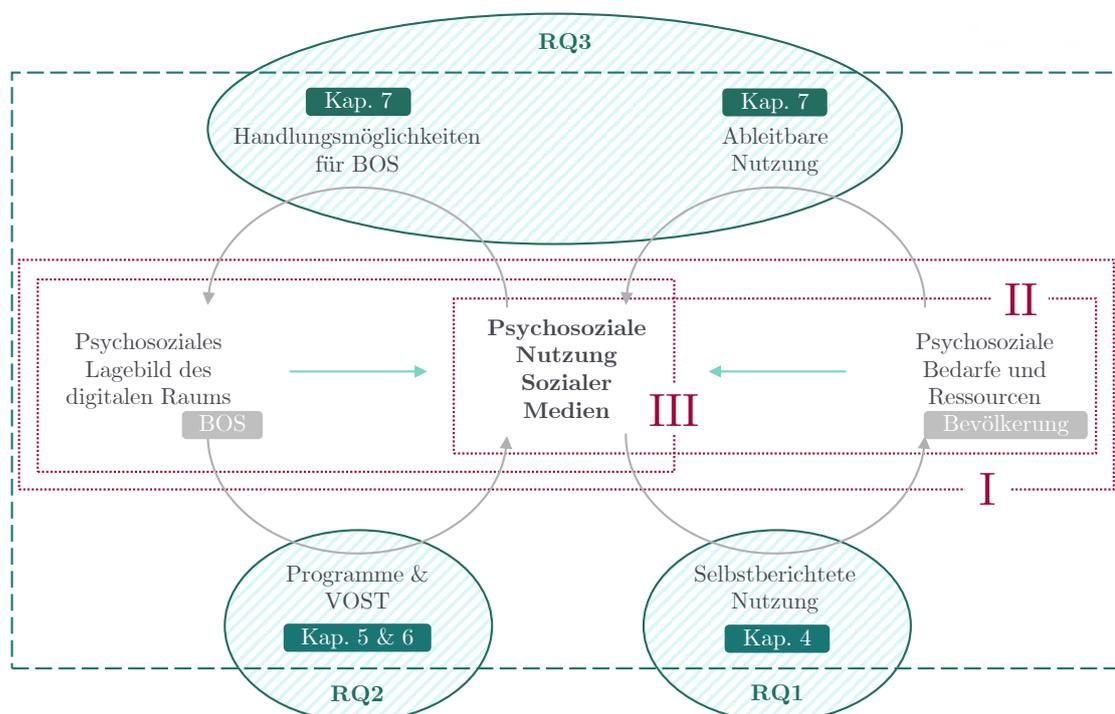


Abbildung 13: Modellierter Verknüpfung der fokussierten Forschungsthemen und -fragen
Die Bezeichnungen RQ1 bis RQ3 verweisen auf die drei wesentlichen Forschungsfragen der vorliegenden Ausarbeitung (siehe auch Kap. 1.2): Wie nutzt die Bevölkerung soziale Medien zur Verbreitung psychosozial relevanter Informationen in Krisen- und Katastrophensituationen? (RQ1), Welche technischen und manuellen Vorgehensweisen existieren zur Erfassung und Analyse psychosozialer Lageinformationen aus Sozialen Medien für ein Psychosoziales Lagebild des digitalen Raumes in Krisen- und Katastrophensituationen? (RQ2) und Welche Informationen zur Erstellung eines psychosozialen Lagebildes lassen sich aus dem digitalen Raum anhand der Fallstudien des „Weihnachtshochwasser 2023“ in Westdeutschland und des „Juni-Hochwasser 2024“ in Süddeutschland ableiten? (RQ3) Die grundlegenden Dimensionselemente sind in pink gekennzeichnet: I „Lagefeststellung im Krisenmanagement“, II „Psychosozialität“ und III „Netzbasierter Interaktionsraum“, siehe auch Kap. 2.

Im Mittelpunkt des entwickelten Modells steht die psychosoziale Nutzung von Sozialen Medien (SoMe). Diese Form des netzbasierten Interaktionsraumes wird von der Bevölkerung in Krisen- und Katastrophensituationen (KuK) zur Informationssuche und -verbreitung genutzt. SoMe haben sich für viele zu einer signifikanten Informationsquelle entwickelt, die sowohl Emotionen beeinflusst, als auch Möglichkeiten zur Aktivitätsorganisation und

Entscheidungsfindung bietet [428]. Die Nutzung von SoMe erfüllt dabei verschiedene Funktionen. Sie befriedigt psychosoziale Grundbedürfnisse der Bevölkerung und spiegelt durch geteilte Inhalte relevante Themen wider. Hieraus lassen sich Bedarfe, Sorgen, Probleme und Ressourcen (Psychosozialität) der Bevölkerung ableiten. BOS können diese Informationen im Rahmen eines Psych-LDR erfassen und aufbereiten. Dies bietet eine ergänzende Grundlage für fundierte Entscheidungsprozesse.

Die inneren mintfarbenen Pfeile des Modells visualisieren diese Zusammenhänge. Diese Darstellung verdeutlicht die zentrale Rolle der SoMe als eine Schnittstelle zwischen der Bevölkerung und den Behörden und Organisationen mit Sicherheitsaufgaben (BOS) in KuK. Das Modell visualisiert durch graue, abgerundete Pfeile die bidirektionalen Verknüpfungen der Modellelemente, die in dieser Forschungsarbeit adressiert werden (vgl. Kap. 1.2).

1. Pfeil „Selbstberichtete Nutzung“ (RQ1):

SoMe werden in zunehmendem Maße von Rundfunkmedien, Katastrophenschutzbehörden, Politikern, wissenschaftlichen Experten und dem privaten Sektor sowie der Öffentlichkeit genutzt, um auf Informationen bezüglich KuK zuzugreifen und diese auszutauschen [122]. Wissen darüber, wer SoMe überhaupt nutzt, um öffentlich Informationen, vor allem psychosoziale Faktoren, zu teilen, besteht jedoch noch nicht.

Um Handlungsmöglichkeiten zur Identifikation eines Psych-LDR zu erarbeiten bedarf es daher zunächst der grundlegenden Erhebung, welche Bevölkerungsgruppen unter Berücksichtigung soziodemografischer Merkmale SoMe in KuK für welche Zwecke öffentlich erfassbar nutzen. Die Erhebung erfolgt anhand zweier durchgeführter Online-Befragungen, welche sowohl die geschätzte Nutzung in KuK (losgelöst von einem spezifischen Ereignis) als auch die berichtete Nutzung während einer KuK (Flutkatastrophe 2021) erfassen. Hierdurch können eine grundlegende Beschreibung des potenziell vorhandenen Datensatzes in SoMe während KuK sowie Einflussfaktoren auf das (öffentliche) Teilen von psychosozialen Faktoren in SoMe erfasst werden.

2. Pfeil „Programme & Virtual Operations Support Team (VOST)“ (RQ2):

Die Extrahierung relevanter Informationen aus der enormen Datenmenge in SoMe erfordert vielfältige Herangehensweisen. Hierfür haben sich diverse technische Lösungen sowie manuell vorgehende Organisationsformen etabliert.

Bzgl. der technischen Lösungen haben diverse wissenschaftliche Veröffentlichungen eine interdisziplinäre und umfassende Forschungslandschaft zu Methoden der Datenextraktion und -verarbeitung aus SoMe, beispielsweise zur Ableitung von Emotionen und Stimmungen, geprägt. Um diese Erkenntnisse systematisch zu erfassen, eindeutige Handlungsanweisungen für Entscheidungstragende herauszukristallisieren und Forschungslücken zu identifizieren, erfolgt die Erhebung des ersten Teils der RQ2 anhand einer Scoping Review nach JBI-Methodologie.

Die organisational etablierte Form der Analyse SoMe in KuK erfolgt zunehmend durch sogenannte VOST. VOST arbeiten disloziert und durch einfache technische Lösungen unterstützt für Entscheidungstragene in einer KuK. Dabei durchforsten diese systematisch und mithilfe verschiedener Methoden öffentlich verfügbare Daten des netzbasierten Interaktionsraumes, um diese aufbereitet zu Informationsprodukten in die Lagefestellung von Führungs- und Krisenstäben zu integrieren. Dabei wird es

zunehmend wichtig, klare Regelungen für die Teamstruktur und die Integration in das Krisenmanagement zu entwickeln. Um diese oft als „Blackbox“ fungierenden Prozesse transparenter zu gestalten, wurde ein zweitägiger Workshop mit Gruppendiskussionen und World-Café-Methode durchgeführt und mittels qualitativen Analyseverfahren prozessualisiert. Diese ermöglichen eine strukturierte Erhebung und Aufbereitung der bisher angewandten Arbeits- und Vorgehensweisen (zweiter Teil der RQ2).

3. Pfeile „Ableitbare Nutzung“ und „Handlungsmöglichkeiten für BOS“ (RQ3):
Im Rahmen einer Fallstudie werden psychosoziale Faktoren aus öffentlich verfügbaren Daten der SoMe während der KuK Weihnachtshochwasser 2023 und Juni Hochwasser 2024 identifiziert und Handlungsmöglichkeiten zur Ableitung eines Psych-LDR abgeleitet. Die Bewertung der Methodenkomplexität im Verhältnis zum Erkenntnisgewinn sowie eine Zeitsequenzanalyse sollen Handlungsmöglichkeiten für die Erstellung von Psych-LDR ableiten.

Eine abschließende Triangulation der Ergebnisse zielt darauf ab, effektive Strategien und Möglichkeiten sowie Limitationen bei der Erstellung eines Psych-LDR zu identifizieren.

4. Selbstberichtete Nutzungsmuster Sozialer Medien als Datengrundlage für ein Psychosoziales Lagebild des digitalen Raums in Krisen- und Katastrophensituationen (RQ1)

Die Funktionalität von Sozialen Medien (SoMe) in Krisen- und Katastrophensituationen (KuK) erstreckt sich weit über die reine Informationsvermittlung hinaus und manifestiert sich in multiplen Dimensionen der psychosozialen Kommunikation, Organisation und Interaktion. Die kommunikative Dimension umfasst neben dem Austausch situationsrelevanter und materieller Informationen auch die Mitteilung individueller mentaler Zustände [362]. Diese persönliche Statuskommunikation wurde in der bisherigen Forschung bspw. durch Kaufhold und Reuter (2016) in der Analyse von Gruppierungen deutscher Freiwilliger auf Facebook und Twitter dokumentiert [212]. Quantitative Analysen einer Literaturreview von Zhang u. a. (2019) belegen darüber hinaus, dass etwa 20 bis 30 % der Inhalte in SoMe während KuK emotionale Äußerungen wie Trauer, Wut oder Humor beinhalten [535]. Diese emotionale Expressivität manifestiert sich auch in der Artikulation individueller Meinungen, Gefühle, Ängste und Zukunftserwartungen, wie empirische Analysen von Twitter-Diskursen während der europäischen Energiekrise 2022-23 belegen [487]. Die sozial-organisatorische Dimension zeigt sich in verschiedenen Formen der Selbstorganisation in Twitter-Daten zum Buschfeuer-Ereignis des schweren „Schwarzen Sommers“ in Australien 2019/2020, etwa durch die Organisation von Freiwilligenarbeit oder Spendenaktionen, die als Kompensationsmechanismen für krisenbedingte Ressourcendefizite fungierten, wie Gardiner u. a. (2023) herausfanden [122]. Dies schließt die Koordination von Hilfsbedarfen und -angeboten ein [213]. Die kollektive emotionale Verarbeitung durch den Austausch von Gefühlen und Mitgefühl führt nachweislich zu emotionaler Entlastung und stärkt das gemeinschaftliche Zusammengehörigkeitsgefühl, wie Neubaum u. a. (2014) anhand von Daten aus SoMe und Erhebungen mit Betroffenen aus dem Unglück bei der Loveparade 2010 erarbeiten konnten [313].

Trotz des ressourcenorientierten Charakters birgt die niedrigschwellige Zugänglichkeit von SoMe auch Risiken, insbesondere hinsichtlich der Verbreitung von Gerüchten und unkontrollierter emotionaler Expression [139]. Diese Aspekte gewinnen insbesondere vor dem Hintergrund der intensiven Nutzung von SoMe in KuK an Bedeutung und erfordern ein systematisches Monitoring, um Fehlinformationen frühzeitig zu identifizieren und zu korrigieren und potenzielle negative Verhaltensauswirkungen in der Bevölkerung zu minimieren. Dabei ist zusätzlich zu berücksichtigen, dass verschiedene Bevölkerungsgruppen unterschiedliche Plattformen wählen, verschiedene Informationen suchen und die Bewertung der Zuverlässigkeit von Informationen in SoMe differenziert einstufen [73].

Insgesamt stellen SoMe damit einen digitalen Resonanzraum für das Situationsverständnis seitens der Bevölkerung, respektive der verschiedenen Bevölkerungsgruppen in einer KuK dar. Dieses Wissen wiederum ermöglicht das Antizipieren des Verhaltens der Bevölkerung, welches einen wesentlichen Bestandteil des Situationsbewusstseins von Entscheidungstragenden und somit eine Grundlage für adäquate Entscheidungen in KuK darstellt. Hierdurch wird die Notwendigkeit zur Entwicklung eines Psychosozialen Lagebildes des digitalen Raumes (Psych-LDR) als eine Teilmenge des Psychosozialen Lagebildes und das wiederum des Lagebildes Bevölkerungsverhalten (LBevV) im Psychosozialen Krisenmanagement (PsychKM) deutlich, welches die vielfältigen in SoMe verfügbaren psychosozialen Informationen systematisch erfasst und nutzbar macht. Dabei manifestiert sich eine signifikante

Forschungslücke: Während die Alltagsnutzung von SoMe umfassend dokumentiert ist, fehlt es an detaillierten Erkenntnissen über die spezifischen Charakteristika der Nutzung von SoMe in KuK. Besonders relevant erscheint dabei die Frage nach der öffentlichen Artikulation psychosozialer Belange während KuK, die Art der geteilten psychosozialen Informationen, die Zugänglichkeit dieser Informationen, die Verteilung der Informationsbereitstellung und plattformspezifische Nutzungsmuster.

Um die Potentiale von SoMe im Kontext des PsychKM umfassend zu erschließen, ist daher eine wissenschaftlich fundierte Analyse dieser Aspekte erforderlich. Die Untersuchungen im Rahmen dieser Arbeit sollen als Fundament dienen, um den netzbasierten Interaktionsraum – insbesondere SoMe – hinsichtlich seiner Bedeutung als ergänzende Quelle für die Gewinnung psychosozialer Informationen über die deutsche Bevölkerung im Kontext des Psychosozialen Lagebildes einzuschätzen. Dabei ist nicht nur von Interesse, welche Nutzergruppen auf welchen Plattformen Informationen öffentlich teilen, sondern auch, welche soziodemografischen Faktoren das Nutzungsverhalten beeinflussen. Auf dieser Grundlage werden Rückschlüsse darauf möglich, welche Bevölkerungsgruppen durch die öffentlich zugänglichen Informationen repräsentiert werden.

Hierfür widmet sich Kapitel 4 der Untersuchung, wie die Bevölkerung SoMe in KuK nutzt. Mittels verschiedener statistischer Verfahren – deskriptiv und explorativ – werden die Ergebnisse zweier Befragungen ausgewertet, die Aufschluss über die Nutzung SoMe in KuK durch die deutsche Bevölkerung geben. Die Erhebung der verwendeten Befragungsdaten erfolgte dabei durch zwei komplementäre Ansätze: Zum einen wurde eine repräsentative Panelbefragung unter deutschen Internetnutzern durchgeführt, die sich allgemein mit der Nutzung von SoMe in KuK befasste (ereignislosgelöst). Zum anderen wurde die Nutzung und Wahrnehmung von SoMe spezifisch während der Flutkatastrophe 2021 im Kreis Euskirchen untersucht (ereignisspezifisch).

4.1 Hintergrundinformationen zum Ereignis: Flutkatastrophe 2021

Naturkatastrophen sind durch Naturphänomene verursachte Extremereignisse welche in Kombination mit der menschlichen Vergesellschaftung eine Vielzahl von Dimensionen aufweisen, darunter die Art der zugrunde liegenden Gefahr, die Geschwindigkeit des Auftretens, die Dauer, die Vorhersagbarkeit, das Warnpotenzial und das Ausmaß der Auswirkungen. Sie lassen sich in meteorologische, biologische, hydrologische, geophysikalische und klimatologische Katastrophen einteilen, wobei Überschwemmungen, Erdbeben und Wirbelstürme am häufigsten auftreten [408, 191].

Die Hochwasserkatastrophe, die sich im Juli 2021 in vielen europäischen Ländern ereignete, war eine verheerende Naturkatastrophe, die durch starke und lang anhaltende Regenfälle verursacht wurde. Zu den betroffenen Ländern gehörten unter anderem Deutschland, das Vereinigte Königreich und die Niederlande. Ausgelöst durch ein Tiefdruckgebiet namens „Bernd“ kam es innerhalb weniger Tage zu heftigen Regenfällen, die einen raschen Anstieg der Wasserstände bedingten und viele Flüsse über die Ufer treten ließen. Die Wassermassen führten zu Erdrutschen und der Zerstörung von Siedlungen und Infrastrukturen [201]. Rund 180 deutsche Städte und Gemeinden waren von den Überschwemmungen betroffen [350]. Besonders beeinträchtigt waren die Bundesländer Nordrhein-Westfalen (Kreis Euskirchen und Hagen) und Rheinland-Pfalz (Ahrweiler und Bad Neuenahr-Ahrweiler). In einigen Ge-

bieten wurden innerhalb von 24 Stunden Niederschlagsmengen von 150 Liter/m² gemessen (im Vergleich zum durchschnittlichen Niederschlag in Deutschland von 805 Liter/m² im Jahr 2021). Die Flutkatastrophe dauerte mehrere Tage an. Obwohl Meteorologen vor den intensiven Regenfällen gewarnt hatten, waren das Ausmaß und die räumliche Verteilung der Regenfälle nur schwer vorherzusagen. Die Auswirkungen der Flutkatastrophe waren verheerend [201]: Insgesamt starben in Deutschland mehr als 180 Menschen, davon etwa 48 in Nordrhein-Westfalen [401].

4.2 Methodische Vorgehensweise

Zur Untersuchung der psychischen Belastung und der Nutzung von SoMe wurden zwei separate Befragungen durchgeführt. Die Erhebungen unterschieden sich in ihrer zeitlichen Perspektive und dem fokussierten Ereignis. Die erste Studie, eine Panelbefragung, untersuchte nicht spezifizierte KuK der Vergangenheit sowie hypothetische KuK der Zukunft. Die zweite Studie, eine offene Webumfrage, konzentrierte sich spezifisch auf die Erfahrungen während der Flutkatastrophe 2021 im Kreis Euskirchen. Die detaillierten Informationen zu beiden Stichproben sind Tab. 3 zu entnehmen.

Tabelle 3: Online-Befragungen: Zusammenfassung der Stichproben (angepasst von [300])

	Panelbefragung	Offene Webumfrage
<i>Zeitraum</i>	12. bis 19. August 2022	01. bis 31. März 2023
<i>Ortsbezug</i>	Deutschland	Kreis Euskirchen
<i>Ereignisbezug</i>	-	Flutkatastrophe 2021
<i>Zugangsmöglichkeit [23]</i>	Befragung mit vorrekrutiertem Panel (MoWeb) von Internetnutzenden	Offene Webumfrage
<i>Anzahl vollständiger Fallantworten</i>	476	1.412
<i>Ø Alter</i>	37,8 ± 14,1 Jahre	47,0 ± 13,6 Jahre
<i>Anteil Teilnehmerinnen</i>	50,6 %	56,6 %

4.2.1 Datengewinnung: Panelbefragung und offene Webumfrage

Panelbefragung Im Zeitraum vom 12. bis zum 19. August 2022 wurde eine Umfrage unter deutschen Nutzern von SoMe durchgeführt. Die Rekrutierung der volljährigen Teilnehmenden erfolgte über den Panelanbieter mo’web (<https://www.mowebresearch.com>). Nach Einholung der digitalen Einverständniserklärung schlossen 500 Personen den Fragebogen vollständig ab. Um die Repräsentativität der Studie sicherzustellen, wurde eine Quotenstichprobe auf Basis der Randverteilungen und eine Gewichtung (Poststratifizierung angelehnt an [390]) durchgeführt. Die demografische Struktur der Stichprobe - insbesondere hinsichtlich Alter und Geschlechterverteilung - entspricht den Kennzahlen deutscher Nutzer von SoMe gemäß dem *We Are Social Report 2021* [499]. Die Repräsentativität wurde mittels Chi-Quadrat-Unabhängigkeitstests statistisch bestätigt, wobei keine signifikanten Abweichungen zwischen Stichprobe und Grundgesamtheit festgestellt wurden (alle $p > .05$). Die Teilnehmenden erhielten eine Aufwandsentschädigung in Form von Punkten innerhalb des Panelsystems.

Nach Ausschluss von „Speedsters“ (Personen mit auffällig kurzer Bearbeitungszeit oder unrealistischen Antworten) im Rahmen der Qualitätskontrolle verblieb eine online-repräsentative Nettostichprobe von 476 Teilnehmenden. Diese umfasst ein Durchschnittsalter von 37,8 Jahren (Standardabweichung (SD): 14,1 Jahre) und setzt sich aus 50,6 % Frauen und 49,4 % Männern zusammen, siehe Tab. 3. Die Befragung umfasste drei Hauptbereiche: (1) Demografische Merkmale, (2) Allgemeine Nutzung von SoMe und (3) Nutzung von SoMe in KuK. Die verwendeten Fragestellungen sind mit „P1“ bis „P39“ benannt und im Anhang, Kap. A.1, aufgeführt.

Offene Webumfrage Ergänzend hierzu wurde im März 2023 eine offene Webumfrage durchgeführt, die sich an Personen richtete, die von der Flutkatastrophe 2021 im Kreis Euskirchen betroffen waren oder dort geholfen haben. Die Studie zielte darauf ab, die erlebten Belastungen, die erhaltene psychosoziale Unterstützung sowie die Nutzung von SoMe während und nach der Katastrophe zu erfassen. Die Datenerhebung erfolgte mittels Konvenienzsampling über einen Zeitraum von einem Monat (1. bis 31. März 2023). Die Verbreitung der Umfrage wurde hierbei über verschiedene Kommunikationskanäle realisiert: Der Zugangslink sowie ein QR-Code wurden über lokale Radiosender, Zeitungen und die Präsenzen lokaler Organisationen in den SoMe geteilt.

Von den 2.402 Teilnehmenden schlossen 1.412 Personen die Befragung vollständig ab. Die Stichprobe weist ein Durchschnittsalter von 47,0 Jahren (SD: 13,6 Jahre) vor und setzt sich aus 56,6 % Frauen und 43,4 % Männern zusammen, siehe Tab. 3. Die hohe Beteiligung an der offenen Webumfrage lässt sich dabei auf mehrere begünstigende Faktoren zurückführen:

- Die starke persönliche Betroffenheit der Kreisbevölkerung und die damit verbundene intrinsische Motivation bewirkte ein hohes Mitteilungsbedürfnis.
- Die großzügig bemessene Erhebungsphase von einem Monat gab ausreichend Zeit für eine Teilnahme.
- Informationen wurden durch gezielte Kommunikationsmaßnahmen, einschließlich Vorankündigen und Erinnerungen durch die Presseabteilung des Kreises und weitere lokale Akteure verbreitet.

Durch die kumulative Wirkung der Schwellen (1) Internetzugang, (2) Aufmerksamkeit und (3) Teilnahme [395] ist jedoch zu berücksichtigen, dass der Datensatz Verzerrungen zugunsten von Personen mit ausgeprägtem Interesse am Gegenstand der Untersuchung aufweist. Eine Gewichtung wurde nicht durchgeführt, um weitere potenzielle Verzerrungen zu vermeiden [250]. Die Befragung umfasst die fünf Hauptbereiche: (1) Demografische Merkmale, (2) Betroffenheit, Belastung und Beanspruchung, (3) Hilfeleistungen im Rahmen des Katastrophenschutzes, (4) Psychosoziale Notfallversorgung und (5) Nutzung von SoMe während und nach der Flutkatastrophe 2021. Die verwendeten Fragestellungen sind mit „W1“ bis „W54“ benannt und im Anhang, Kap. A.2, aufgeführt.

Zur Qualitätssicherung beider Erhebungsinstrumente wurden Pretests durchgeführt, um die Verständlichkeit der verwendeten Fragestellungen und Fachbegriffe zu überprüfen. Für die Panelbefragung umfasste der Pretest 20 Teilnehmende, für die offene Webumfrage 31 Teilnehmende. Ergänzend wurden strukturierte Interviews zur Erfassung potenziell schwer oder irrtümlich zu verstehender Formulierungen geführt - zehn für die Panelbefragung und fünf für die offene Webumfrage. Die technische Umsetzung beider Befragungen wurde mit LimeSurvey in der Version 5.6.11+230320 [248] realisiert.

4.2.2 Datenanalyse: Quantitative und qualitative Analyseverfahren

Durch eine kombinatorische Verwendung von offenen und geschlossenen Fragestellungen in den Befragungen erfolgten Datenformat-spezifisch qualitative und quantitative Datenanalyseverfahren.

Qualitative Datenanalyse Die Kategorisierung der Daten offener Fragestellungen erfolgte durch eine datengeleitete (induktive) Analyse, basierend auf dem Ansatz von Steigleder [431]. Die Kategorien entstanden direkt aus den Originalaussagen der Teilnehmenden (In-vivo-Codes). Insgesamt wurden 1.538 Einzelaussagen der Fragestellungen Fragen W42 und W43 (Kap. A.2) nach dem im Anhang (Kapitel A.3) dokumentierten Kategoriensystem eingeordnet. Ergänzend hierzu wurde eine n-gram Analyse mithilfe des Natural Language Toolkit (NLTK) [30] in Python durchgeführt.

Quantitative Datenanalyse Zur deskriptiven Beschreibung der Stichprobe und Darstellung der Verteilungen wurden zentrale Lagemaße (bspw. arithmetisches Mittel) sowie Streuungsmaße (bspw. Standardabweichung) berechnet. Für kategoriale Variablen wurden Häufigkeitsverteilungen und prozentuale Anteile ermittelt. Fehlende Werte wurden mittels paarweisem Fallausschluss behandelt. Zur inferenzstatistischen Analyse verschiedener (theoriegeleiteter) Annahmen wurden verschiedene statistische Testverfahren herangezogen. Die Wahl der Verfahren erfolgte unter Berücksichtigung des Skalenniveaus der Variablen und nach Prüfung der jeweiligen Testvoraussetzungen. Das Signifikanzniveau wurde auf $\alpha = ,05$ festgelegt. Als Effektgröße wurde der Pearson-Korrelationskoeffizient nach Cohen [64], mit $|r| > 0,1$ schwacher, $|r| > 0,3$ moderater und $|r| > 0,5$ starker Korrelation, gewählt. Die Analyse erfolgte unter Verwendung von IBM SPSS Statistics 29/28 und der Python-Bibliothek SciPy Version 1.14.1 [195].

Zusätzlich zur deskriptiven Analyse wurden die quantitativen und mindestens ordinal skalierten Daten mittels Latenter Klassenanalyse (Latent Class Analysis, LCA) explorativ untersucht. Die LCA ist ein statistisches Verfahren, welches es ermöglicht, in einer Population, die durch eine Reihe von vordefinierten Merkmalen gekennzeichnet ist, versteckte Cluster oder Klassen zu identifizieren, d. h. Untergruppen, die eine bestimmte Wahrscheinlichkeit des Auftretens haben, und durch eine spezifische sowie vorhersehbare Kombination der analysierten Merkmale gekennzeichnet sind [310]. Die LCA ist eine spezielle Art von Finite-Mixture-Modellen (FMM), auch bekannt als unüberwachte Lernmodelle, die eine statistische Verteilung durch eine Mischung (oder gewichtete Summe) anderer Verteilungen modellieren und ähnliche Daten auf der Grundlage ausgewählter Parameter zusammenfassen (d. h. Datensegmentierung) [310].

In der vorliegenden Ausarbeitung wurden die folgenden Teilstichproben je Befragung für die LCA verwendet, um Einzelpersonen zu gruppieren, bzw. Typen zu identifizieren, die psychosoziale Inhalte in SoMe teilen. Eine deskriptive Beschreibung der Teilstichproben findet sich im Anhang, Tab. 9 und 18.

Panelbefragung

- Personen, die angegeben haben, während einer KuK SoMe für die Suche nach Informationen zu nutzen (P1, n = 381, 80 %)
- Personen, die angegeben haben, während einer KuK SoMe für das Teilen von Informationen zu nutzen (P2, n = 340, 71 %)
- Personen, die angegeben haben, während einer KuK SoMe für das Teilen von psychosozialen Informationen zu nutzen (P3, n = 292, 61 %)

Offene Webumfrage

- Personen, die angegeben haben, während einer KuK Informationen in SoMe wahrgenommen zu haben (W1, n = 1.303, 92 %)
- Personen, die angegeben haben, während einer KuK SoMe für die Suche nach Informationen zu nutzen (W2, n = 1.132, 80 %)
- Personen, die angegeben haben, während einer KuK SoMe für das Teilen von Informationen zu nutzen (W3, n = 818, 58 %)

Die Analysen wurden mithilfe der R-Bibliothek poLCA [342] für diese Teilstichproben getrennt durchgeführt, um unterschiedliche Muster in der Wahrnehmung, im Informationsaustausch und Suchverhalten zu untersuchen. Im Nachgang zur LCA erfolgte mithilfe der R-Bibliothek nnet [370] eine multinomiale logistische Regression, um die Wahrscheinlichkeit der Zugehörigkeit zu den identifizierten Klassen anhand verschiedener soziodemografischer Merkmale zu untersuchen, siehe Abb. 14. Abschließend wurde eine deskriptive Analyse der Merkmalsausprägungen je latenter Klasse für die Angabe, SoMe zum öffentlichen Teilen von Gefühlen zu nutzen (Fragestellungen P35 und W44), umgesetzt.

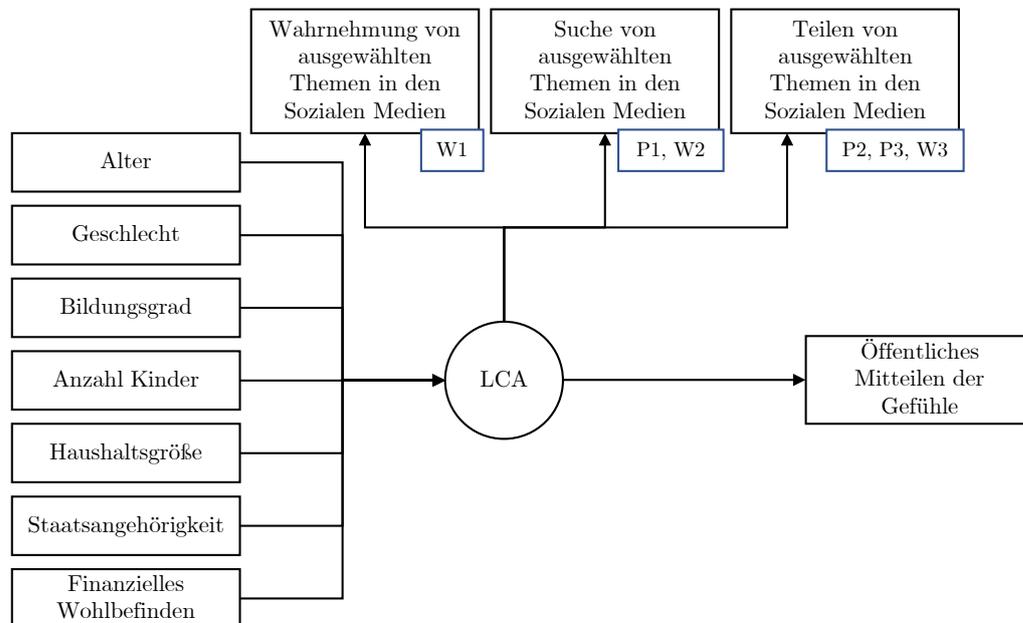


Abbildung 14: Schematische Darstellung des Modells der LCA mit Indikatoren und Outcomes

4.3 Ergebnisdarstellung

Die deskriptiven Analysen beider Erhebungen verdeutlichen, dass eindeutige Erwartungshaltungen der Bevölkerung gegenüber Organisationen der Gefahrenabwehr bestehen (Frage P25, Kap. A.1). Die Befragten präferieren dabei deutlich einen aktiven Kontakt zwischen Behörden und Bevölkerung über SoMe während KuK ($M = 3,79$ auf einer fünfstufigen Likert-Skala von 1: *stimme überhaupt nicht zu* bis 5: *stimme voll und ganz zu*). Diese Präferenz spiegelt sich in einer Zustimmungsrate² von 64 % wider (vgl. Tab. 4, Anhang Kap. A.4). Weitere zentrale Erwartungen umfassen die Berücksichtigung psychischer Belastungen der Zivilbevölkerung ($M = 3,69$), die Einrichtung spezialisierter Teams zur Analyse von SoMe ($M = 3,64$) sowie eine aktive Beobachtung und unterstützende Reaktion auf Aktivitäten in SoMe ($M = 3,59$). Die zeitnahe Beantwortung direkter Anfragen über SoMe innerhalb einer Stunde wird ebenfalls als wichtig erachtet ($M = 3,47$).

Zur Schaffung einer empirischen Grundlage für die Erfüllung der dargestellten Erwartungshaltungen wird die Nutzung von SoMe durch die Bevölkerung in drei zentralen Bereichen analysiert: Zunächst werden die grundlegenden Nutzungsmuster von SoMe in KuK betrachtet (Kap. 4.3.1), gefolgt von einer Analyse der relevanten Einflussfaktoren auf das Nutzungsverhalten (Kap. 4.3.2). Abschließend wird die psychosoziale Rolle von SoMe sowie die Veröffentlichung psychosozialer Inhalte über SoMe als potenzielle Quelle für ein Psych-LDR in KuK untersucht (Kap. 4.3.3). Insgesamt werden hierdurch grundlegende Erkenntnisse ermöglicht, die aufzeigen, welche Bevölkerungsgruppen die Daten aus SoMe in einer KuK repräsentieren, respektive für welche dieser Gruppen die Daten aus SoMe ergänzende Informationen für ein Psych-LDR bieten können.

4.3.1 Deskriptive und berichtete Merkmale der Nutzung Sozialer Medien in Krisen- und Katastrophensituationen

Wie in Kapitel 4.1 bereits dargelegt wurde, war der Kreis Euskirchen während der Flutkatastrophe 2021 extrem stark betroffen [359]. Die durchgeführte offene Webumfrage erfasst ca. zwei Jahre später die Rolle der SoMe in der Katastrophe sowie diverse weitere Informationen, z. B. bzgl. der Betroffenheit (verstanden als individueller Grad der direkten oder indirekten Erfahrung mit dem Ereignis) und Beanspruchung (definiert als subjektiv wahrgenommene psychische und emotionale Belastung infolge der Erfahrungen) der Befragten sowie deren Wahrnehmung von unterstützenden Maßnahmen der Psychosozialen Notfallversorgung (PSNV). Die Betroffenheit in Bezug auf den eigenen Haushalt wird durch 37 % der Befragten als mind. hoch eingeschätzt (Mittelwert (M): 3,45), siehe Abb. 15 (sowie Tab. 2 im Anhang Kap. A.4). Demgegenüber werden die Beanspruchungen während und einen Monat nach der Akutphase der Katastrophe durch 58 % (M : 4,35) und 51 % (M : 4,06) als mind. hoch eingeschätzt.

Es zeigt sich ein statistisch signifikanter Unterschied zwischen den Antworten bzgl. der Betroffenheit und Beanspruchung innerhalb der sozialen Bezugskreise (eigener Haushalt, nahes soziale Umfeld, etc.) während und nach der Katastrophe. Die Befragten bewerten die psychische Beanspruchung in Bezug auf den eigenen Haushalt mit einer starken Effektgröße im Paarvergleich mittels Wilcoxon-Vorzeichen-Rang-Test deutlich höher als die Betroffenheit in Bezug hierauf. Ein ebenfalls signifikanter Unterschied aber mit geringer Effektgröße zeigt sich auch in Bezug auf das nahe soziale Umfeld (siehe Tab. 3). Darüber hinaus ist auch die Beanspruchung einen Monat nach dem Naturereignis in Bezug auf den

²Die Zustimmungsrate umfasst dabei die Personen, welche voll und ganz oder eher zustimmen.

eigenen Haushalt mit mittlerem Effekt signifikant höher, als die berichtete Betroffenheit. Die Daten zeigen vor allem auf, dass die Werte zur Beanspruchung einen Monat später signifikant (leichter bis mittlerer Effekt) schwächer eingestuft werden als während der Akutphase der Flutkatastrophe.

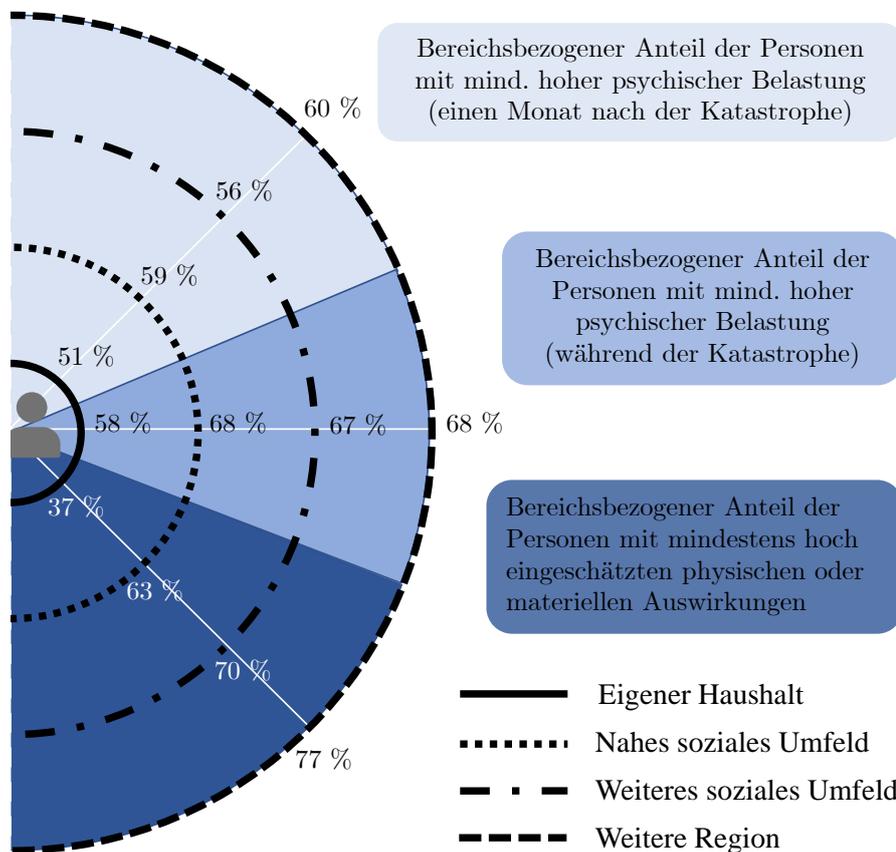


Abbildung 15: Zonendiagramm zur Visualisierung der eingeschätzten physischen/materiellen und psychischen Auswirkungen der Flutkatastrophe 2021 in Bezug auf soziale Bezugskreise

Über die Zeit ist also eine Abnahme der psychischen Beanspruchung erfolgt, welche jedoch auch einen Monat nach der Katastrophe weiterhin ziemlich hoch bewertet wird ($M_{während;danach}: [4,06;4,51]$). Interessant ist darüber hinaus, dass die Beanspruchung durch das nahe soziale Umfeld mit schwacher Effektgröße aber signifikant höher eingeschätzt wird, als in Bezug auf den eigenen Haushalt ($z < -9,65, p < ,001, r > ,26$).

Die SoMe spielen in diesem Kontext eine variierende Rolle in Bezug auf Be- und Entlastung sowie Nutzungsfrequenz und -intention. Im Kontext der Informationssuche in vergangenen KuK (Panelbefragung) wurde ein Mittelwert von 2,96 ($\pm 1,31$) auf einer fünfstufigen Skala (1: *nie* bis 5: *immer*) ermittelt, wobei 38 % der Befragten SoMe oft oder immer für Recherchezwecke nutzten (vgl. Tab. 4). Die Analyse der gesuchten Inhalte ergab einen Schwerpunkt auf Wetterbedingungen, dem Status des nahen sozialen Umfelds sowie Straßen- und Verkehrsinformationen (siehe Abb. 16). Bei den präferierten Formaten dominierten Text (M: 3,83, SD: 0,98), gefolgt von Bildern (M: 3,74, SD: 0,99), Videos (M: 3,50, SD: 1,04) und Audio (M: 3,09, SD: 1,11). Die Abfrage künftigen Verhaltens während KuK deutet darüber hinaus auf eine verstärkte Nutzungsbereitschaft hin, mit einem Mittelwert von

3,32 ($\pm 1,26$) auf einer fünfstufigen Wahrscheinlichkeitsskala. Hierbei antizipieren 46 % der Teilnehmenden eine wahrscheinliche Nutzung von SoMe zur Informationssuche (vgl. Tab. 4).

Tabelle 4: Relative Anteile der berichteten Nutzungshäufigkeiten von SoMe in vergangenen KuK und -wahrscheinlichkeiten in zukünftigen KuK in Prozent (Fragen P16, P19, P20 und P24, Kap. A.1)

Vergangene KuK			Zukünftige KuK		
	<i>Suchen</i>	<i>Teilen</i>		<i>Suchen</i>	<i>Teilen</i>
nie	20,0	28,4	sehr unwahrscheinlich	11,1	14,1
selten	15,3	15,1	eher unwahrscheinlich	13,7	14,9
gelegentlich	26,9	26,9	ungefähr 50 zu 50	28,8	33,4
oft	24,8	19,3	eher wahrscheinlich	25,0	21,4
immer	13,0	10,1	sehr wahrscheinlich	21,4	16,2
Gesamt	100,0	99,8	Gesamt	100,0	100,0
System/fehlend	0,0	0,2	System/fehlend	0,0	0,0

Bezüglich der Informationsweitergabe in vergangenen KuK wurde ein Mittelwert von 2,68 ($\pm 1,34$) ermittelt, wobei 29 % der Befragten SoMe oft oder immer zum Teilen von Informationen nutzten. Die Distribution erfolgte analog zum Suchverhalten primär für Wetterbedingungen, Verkehrsinformationen sowie Updates zum sozialen Umfeld (siehe Abb. 16). Die Streuung der geteilten Inhalte variierte zwischen öffentlicher Verfügbarkeit (26 %), selektierten Kontakten (24 %), dem gesamten Kontaktnetzwerk (21 %) sowie der Kommunikation in öffentlichen (14 %) und privaten Gruppen (15 %) oder privaten Chats (15 %). Das bevorzugte Format beim Teilen war Text (M: 3,55, SD: 1,07), gefolgt von Bildern (M: 3,37, SD: 1,02), Videos (M: 3,11, SD: 1,16) und Audio (M: 2,96, SD: 1,23). Für zukünftige KuK wird eine moderate Bereitschaft zur Informationsweitergabe prognostiziert (M: 3,11, $\pm 1,25$), wobei 37,6 % der Befragten eine wahrscheinliche Nutzung von SoMe zur Informationsverteilung angaben.

Eine detailliertere Abfrage in der offenen Webumfrage zeigt darüber hinaus auf, dass Informationen während der Flutkatastrophe 2021 am häufigsten auf WhatsApp, Facebook, YouTube und Instagram wahrgenommen wurden (Frage W37). Dabei erfolgte die Informationswahrnehmung auf WhatsApp oft (M: 4,60, SD: $\pm 1,51$) und auf Facebook (M: 3,30, SD: $\pm 2,03$), YouTube (M: 2,49, SD: $\pm 1,51$) sowie Instagram gelegentlich (M: 2,45, SD: $\pm 1,75$) (Skala von 1: *keinen Account*, 2: *nie* bis 6: *sehr oft*, siehe Tab. 6). Konkret wurden hierbei vor allem Informationen zu den folgenden Themen wahrgenommen: Zerstörungen aufgrund des Ereignisses (68 %), Bilder/Videos von Augenzeugen (66 %), Wetterbedingungen/-warnungen (47 %) und Hilfsangebote (45 %).

Die Frage nach der Nutzung von SoMe zur expliziten Suche nach oder dem Teilen von Informationen werden mit einer deutlich geringeren Häufigkeit angegeben (Frage W39), siehe Tab. 7 und 8 im Anhang. Die aktive Suche erfolgte gelegentlich über WhatsApp (M: 3,12, SD: $\pm 1,50$), gelegentlich über Facebook (M: 2,84, SD: $\pm 1,50$) und selten über Instagram (M: 1,94, SD: $\pm 1,32$) oder YouTube (M: 1,78, SD: $\pm 1,15$). Die weiteren aufgeführten Plattformen wurden nie verwendet oder die Befragten gaben an, dort keinen Account zu besitzen. Relativ betrachtet haben 36,4 % der Befragten mind. gelegentlich Facebook zur Suche genutzt - von denen, die einen Account haben sogar 57 %. 15 %

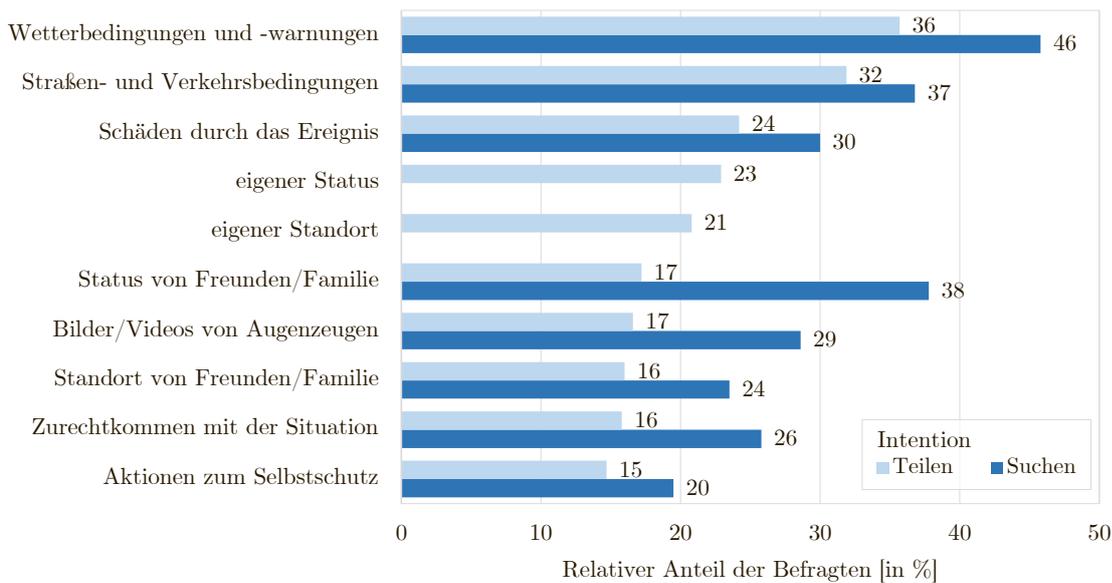


Abbildung 16: Balkendiagramm zu gesuchten und geteilten Inhalten in SoMe während KuK (Fragestellungen P17 und P21)

der Befragten nutzten Instagram, 59 % WhatsApp und 15 % YouTube. Das Teilen von Informationen erfolgte gelegentlich über WhatsApp (M: 2,44, SD: $\pm 1,51$) und selten über Facebook (M: 2,05, SD: $\pm 1,08$) oder Instagram (M: 1,55, SD: $\pm 1,08$). Relativ betrachtet bedeutet dies, dass 21 % der Befragten mind. gelegentlich Facebook zum Teilen genutzt haben - von denen die einen Account haben sogar 33 %, 8 % Instagram, 40 % WhatsApp und 3 % YouTube. Dabei waren die meist geteilten Inhalte (Frage W40): Informationen zu Zerstörungen durch das Ereignis ($n=456/32$ % aller Befragten), Hilfsangebote ($n=426/30$ %), Straßen- und Verkehrsbedingungen ($n=362/26$ %), Status der eigenen Person ($n=351/25$ %) und Hilfsbedarfe ($n=328/23$ %). Die häufigst verwendeten Formate waren Texte (M: 2,76, SD: 1,35, bei einer Skala von 1: *nie* bis 5: *sehr oft*) und Bilder (M: 2,71, SD: 1,29) (Frage W41).

Anhand der Daten zeigt sich eine Diskrepanz zwischen wahrgenommener psychischer Beanspruchung und tatsächlicher Betroffenheit, welche die Relevanz eines PsychKM betont. Darüber hinaus zeigt sich, dass während die Beanspruchungsintensität im Zeitverlauf abnimmt, sie auch einen Monat nach dem Ereignis auf einem auffallend hohen Niveau verbleibt. In KuK erweist sich die Informationsgewinnung und -verbreitung als ein psychosoziales Bedürfnis, zu dessen Befriedigung SoMe eine bedeutende Rolle einnehmen. WhatsApp und Facebook konnten als primäre Informationsplattformen identifiziert werden, über die vorwiegend Zerstörungsbilder, Augenzeugenberichte, Wetterwarnungen und Hilfsangebote geteilt wurden. Die Befragten schätzen die Relevanz von SoMe in KuK auch für zukünftige Ereignisse als hoch ein. Dies äußert sich in einer erhöhten Bereitschaft, diese Plattformen zur gezielten Informationssuche und -verbreitung zu nutzen.

4.3.2 Einflussfaktoren auf die Nutzung Sozialer Medien in Krisen- und Katastrophensituationen

Betrachtet man die Ergebnisse der Panelbefragung akkumuliert, haben die meisten Teilnehmer in KuK bereits Informationen über SoMe gesucht ($n=381/80$ %) oder geteilt

($n=340/71\%$) und sogar 292 (61 %) bereits psychosoziale Inhalte geteilt. Entgegen der Annahme, dass eine erhöhte Beanspruchung mit einem erhöhten Mitteilungsbedürfnis (auch in den SoMe) zusammenhängt [313], zeigen die Daten, dass die berichtete Beanspruchung während der Flutkatastrophe 2021 nur max. 0,7 % der Varianz im Teilen von Informationen auf ausgewählten Plattformen erklärt, wonach die Beanspruchung also nur einen minimalen Einfluss auf das Teilen in SoMe hat, siehe Tab. 27 im Anhang.

Weitergehende Analysen verdeutlichen, dass Teilnehmer, die SoMe auf irgendeine Art in KuK nutzen (d. h. Suchen oder Teilen), sich signifikant von den übrigen Teilnehmern unterscheiden, da sie jünger sind, mehr Kinder haben und in größeren Haushalten leben. Sie unterscheiden sich jedoch nicht in Bezug auf Geschlecht, Nationalität, Bildungsgrad oder Durchschnittseinkommen (siehe Tab. 9)³. Ein weiterer Blick auf die Häufigkeit, mit der Informationen in SoMe gesucht oder geteilt wurden, zeigt, dass die meisten Befragungsteilnehmer an Informationen über das Wetter und den Verkehr interessiert waren, gefolgt von Informationen über Familie und Freunde. Was die Suche betrifft, so waren Augenzeugenberichte und Berichte über Schäden häufig. Die Nutzung SoMe zur Beschaffung oder Bereitstellung von Informationen über Katastrophenmanagement und Schutzmaßnahmen war hingegen weniger von Relevanz. Die Analysen zur psychosozialen Nutzung verdeutlichen zudem, dass diese vor allem durch das Teilen von Anteilnahme sowie Sorgen und Ängsten geprägt ist (siehe Tab. 9).

Anhand einer Korrelationsanalyse aller Variablen der Panelbefragung konnte festgestellt werden, dass die Wahrscheinlichkeit in einer zukünftigen KuK SoMe zu nutzen, um Informationen zu suchen oder zu teilen, stark mit der Nutzung zur Suche in vergangenen KuK zusammenhängt (Spearman's $\rho > 0,5$; $p < ,001$), siehe Korrelationsmatrix im Anhang, Abb. 1. Folglich weisen Personen, die in der Vergangenheit häufig soziale Medien zur Informationssuche verwendet haben, auch eine höhere Wahrscheinlichkeit auf, in der Zukunft SoMe zum Teilen sowie Suchen von Informationen zu verwenden.

Zur differenzierten Betrachtung dieser Nutzungsmuster wurde eine LCA durchgeführt. Die Modellselektion erfolgte anhand statistischer Gütekriterien (u. a. Entropie) sowie theoretischer Vertretbarkeit und adäquater Komplexität. Für die Panelbefragung wurden drei Modelle entwickelt, die das Nutzungsverhalten in SoMe klassifizieren:

- Modell P1: Suche nach Informationen ($n_{\text{Teilstichprobe-P1}} = 381$)
- Modell P2: Teilen allgemeiner Informationen ($n_{\text{Teilstichprobe-P2}} = 340$)
- Modell P3: Teilen psychosozialer Informationen ($n_{\text{Teilstichprobe-P3}} = 292$)

Aufgrund hoher Entropie- und ALCP⁴-Werte, den Ergebnissen der Likelihood-Ratio-Tests und den Informationskriterien wurden für alle drei Modelle Vier-Klassen-Lösungen gewählt (vgl. Tab. 10 und 11 im Anhang). Während für Modell P2 eine Sechs-Klassen-Lösung und für Modell P3 eine Fünf-Klassen-Lösung statistisch marginal bessere Werte aufwiesen, wurde die Vier-Klassen-Lösung aufgrund der Balance zwischen Modellanpassung und Interpretierbarkeit präferiert.

³Die Abweichungen zur Veröffentlichung [459] resultieren aus unterschiedlich gebildeten Merkmalsklassen.

⁴Durchschnittliche latente Klassenwahrscheinlichkeit (Average Latent Class Probability)

Eine ergänzende Klassifizierung erfolgte anhand der Daten der offenen Webumfrage. Hier wurden drei weitere Modelle zur Gruppierung der Nutzer von SoMe entwickelt:

- Modell W1: Wahrnehmung von Informationen (Vier-Klassen-Lösung)
($n_{\text{Teilstichprobe-W1}} = 1.303$)
- Modell W2: Suche nach Informationen (Drei-Klassen-Lösung)
($n_{\text{Teilstichprobe-W2}} = 1.132$)
- Modell W3: Teilen von Informationen (Drei-Klassen-Lösung)
($n_{\text{Teilstichprobe-W3}} = 818$)

Die gewählte Vier-Klassen-Lösung für Modell W1 zeigt optimale Werte für das Bayesian Information Criterion (BIC) und Akaike-Informationskriterium (AIC) sowie eine signifikante Verbesserung der Modellanpassung gegenüber sparsameren Lösungen. Ab fünf Klassen deuten die Informationskriterien und p-Werte auf einen abnehmenden Grenznutzen zusätzlicher Komplexität hin. Für die Modelle W2 und W3 erweist sich die Drei-Klassen-Lösung als optimal hinsichtlich Trennschärfe und Modellkomplexität (vgl. Tab. 19 und 20 im Anhang).

Die Nutzer von SoMe, welche Informationen in einer KuK suchen (Modell P1), lassen sich anhand der gesuchten Themen in die vier Klassen differenzieren:

P1.1 „Universalisten“ (n = 67/381; 18 %),

P1.2 „Familiäre Nutzer/Absicherer“ (n = 71/381; 19 %),

P1.3 „allgemeine Nutzer“ (n = 119/381; 31 %) und

P1.4 „Situationsinteressierte Nutzer“ (n = 124/381; 33 %),

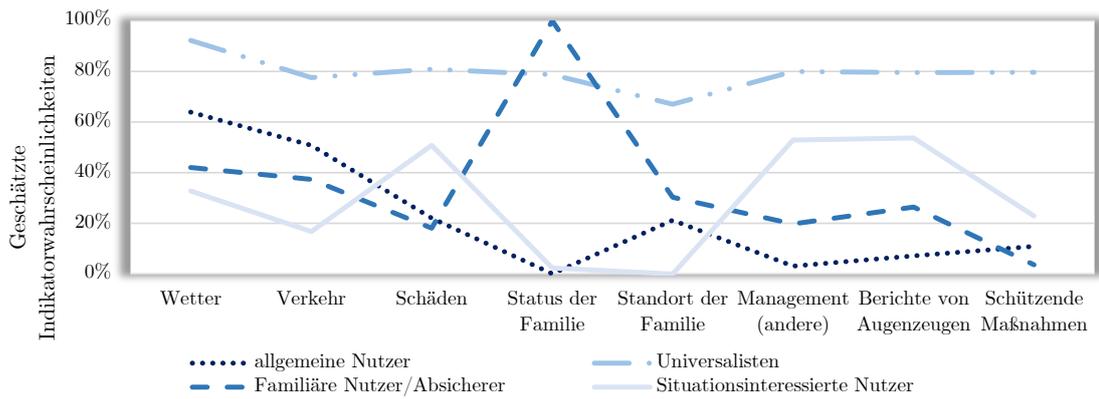
bzw. anhand der genutzten Plattformen (Modell W2) in

W2.1 „Selektive Plattformnutzer“ (n = 680/1.132; 60 %),

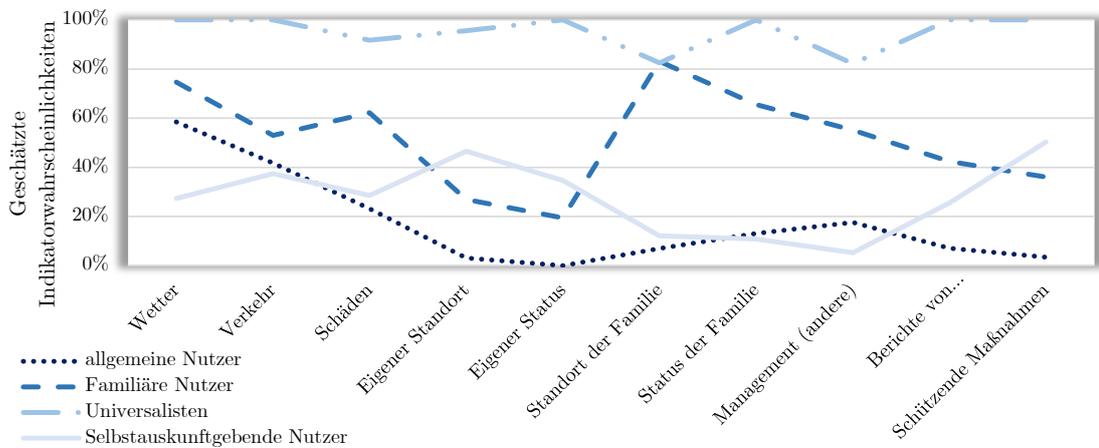
W2.2 „Vielfältig vernetzte und hochaktive Nutzer“ (n = 68/1.132; %) und

W2.3 „Video- und visuell fokussierte Nutzer“ (n = 384/1.132; 34 %)

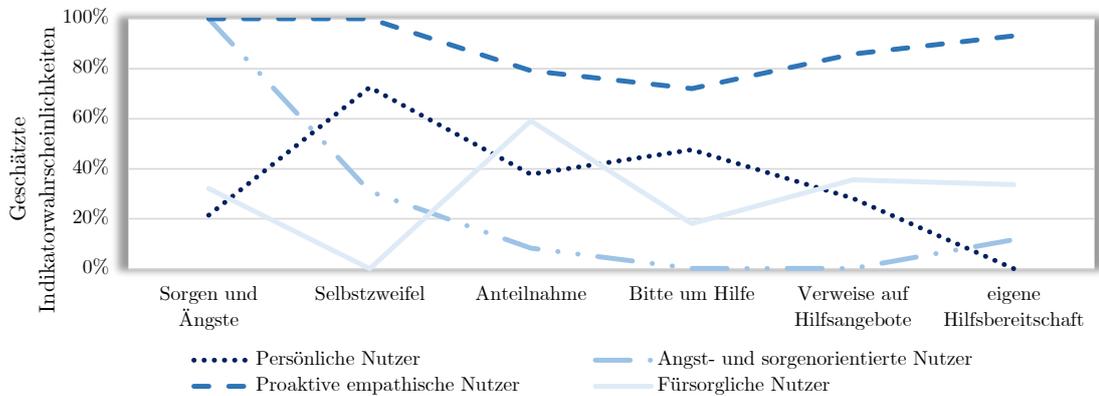
aufteilen, siehe Abb. 17a und 18b. Die „Universalisten“ kennzeichnen sich dabei dadurch aus, dass alle aufgeführten Inhalte mit einer Indikatorwahrscheinlichkeit von mind. 67 % zutreffen, sie also vielseitig interessiert sind und sich über SoMe umfassend informieren. Im Vergleich zu den „Allgemeinen Nutzern“, welche primär an den allgemeinen Informationen zum Wetter und Verkehr interessiert sind, sind die „Universalisten“ tendenziell jünger und weisen einen geringeren Bildungsgrad vor. Die „familiären Nutzer“ nutzen SoMe primär zur Suche nach sozialen und familiären Aspekte in KuK. Ihr Hauptaugenmerk liegt darauf, über den Status und Standort ihrer Familie auf dem Laufenden zu bleiben. Im Vergleich zu den „Allgemeinen Nutzern“ leben diese tendenziell in größeren Haushalten und haben eine geringere Anzahl an Kindern im Alter von unter 18 Jahren. Die „Situationsinteressierten Nutzer“ unterscheiden sich von den „Allgemeinen Nutzern“ durch tendenziell kleinere Haushaltsgrößen und konzentrieren sich auf pragmatische Informationen über die aktuelle Lage, sind aber insgesamt weniger auf familiäre und sicherheitsorientierte Aspekte



(a) Suche nach Informationen (Modell P1)



(b) Teilen von Informationen (Modell P2)



(c) Teilen von psychosozialen Informationen (Modell P3)

Abbildung 17: Panelbefragung: Geschätzte Indikatorwahrscheinlichkeiten ausgewählter Themen für die Klassen der LCA zur Nutzung von SoMe während KuK

Das Liniendiagramm visualisiert die Unterscheidungskraft der verschiedenen Gruppen bei unterschiedlichen Themen. Die Höhe der Linienpunkte zeigt, wie stark die jeweilige Gruppe das Thema charakterisiert, nicht als relativer Anteil, sondern als Maß der Gruppenspezifität. Je steiler oder ausgeprägter eine Linie bei einem Thema verläuft, desto charakteristischer ist dieses Thema für die entsprechende Gruppe.

fokussiert⁵.

⁵Die zahlenmäßigen Nachweise der aufgeführten Erkenntnisse finden sich im Anhang, Kap. A.4, Tab. 12 und 15.

Die Datenanalyse der Offenen Webumfrage ermöglicht ergänzend eine differenzierte Kategorisierung der Nutzergruppen basierend auf ihrem plattformspezifischen Informationsverhalten in KuK. Hierbei lassen sich „Selektive Plattformnutzer“ identifizieren, welche SoMe nicht intensiv nutzen und eher gezielt einige wenige Plattformen auswählen, vermutlich je nach spezifischem Interesse oder Verwendungszweck, siehe Abb. 18b. Diese Gruppierung macht den größten Anteil der Befragten aus. Demgegenüber sind die „vielfältig vernetzten und hochaktiven Nutzer“ durch eine intensive, plattformübergreifende Aktivität in den SoMe gekennzeichnet. Diese Gruppierung weist eine ausgeprägte digitale Vernetzung auf und zeigt sich aufgeschlossen gegenüber weniger bekannten Plattformen. Die dritte identifizierte Gruppierung „video- und visuell fokussierter Nutzer“ kennzeichnet sich durch ein jüngeres Alter als die „vielfältig vernetzten und hochaktiven Nutzer“ und zeigt einen starken Fokus auf Plattformen mit überwiegend bildhaftem Material, bspw. YouTube und Instagram⁶.

Ergänzend zeigen auch Nutzer, welche Informationen in den SoMe während der Flutkatastrophe 2021 wahrgenommen haben (Modell W1), vier unterschiedlich klassifizierte Nutzungsmuster (siehe Abb. 18a):

W1.1 „Krisen- und unterstützungsorientierte Nutzer“ (n = 276/1.303; 21,2 %),

W1.2 „Allgemeine Nutzer“ (n = 443/1.303; 34 %) sowie

W1.3 „Situationsinteressierte Nutzer“ (n = 265/1.303; 20 %) und

W1.4 „Universalisten“ (n = 319/1.303; 25 %).

Eine vergleichende Betrachtung der Nutzertypen zwischen den Modellen P1 (Gruppierung der Suchenden) und W1 (Gruppierung der Wahrnehmenden) zeigt sowohl Übereinstimmungen als auch charakteristische Unterschiede. Drei Nutzertypen weisen in beiden Modellen vergleichbare Merkmale auf: die „Situationsinteressierten Nutzer“, „Allgemeinen Nutzer“ und „Universalisten“. Der Unterschied zeigt sich darin, dass in Modell W1 statt der in P1 identifizierten „Familiären Nutzer/Absicherer“ die „Krisen- und unterstützungsorientierten Nutzer“ identifiziert wurden. Diese Gruppe kann als Erweiterung der „situationsinteressierten Nutzer“ betrachtet werden, da sie über das reine situative Informationsinteresse hinaus Hilfsangebote und -bedarfe wahrnimmt. Demographisch zeichnet sich diese Gruppe im Vergleich zu den „allgemeinen Nutzern“ durch ein durchschnittlich höheres Alter und eine größere Anzahl minderjähriger Kinder im Haushalt aus⁷.

Die Teilmenge der Befragten, welche SoMe zum Teilen von Inhalten nutzen, wurde anhand der Paneldaten, analog zu Modell P1, in vier Klassen,

P2.1 „Universalisten“ (n = 148/340; 44 %),

P2.2 „Familiäre Nutzer“ (n = 38/340; 11 %),

P2.3 „allgemeine Nutzer“ (n = 22/340; 7 %) und

P2.4 „Selbstauskunftgebende Nutzer“ (n = 132/340; 39 %),

⁶Die zahlenmäßigen Nachweise der aufgeführten Erkenntnisse finden sich im Anhang, Kap. A.4, Tab. 22 bis 25.

⁷Die zahlenmäßigen Nachweise der aufgeführten Erkenntnisse finden sich im Anhang, Kap. A.4, Tab. 21 und 24.

gruppiert (siehe Abb. 17b). Analog zu den Gruppen basierend auf dem Suchverhalten sowie der Wahrnehmung von Inhalten, gibt es in Modell P2 die „Universalisten“, „Familiären Nutzer“ und „Allgemeinen Nutzer“. Während die „Allgemeinen Nutzer“ vor allem Informationen über alltägliche, allgemeine Themen in SoMe teilen und den persönlichen oder familiären Status dabei nicht in den Fokus stellen, legen die „Familiären Nutzer“ großen Wert auf Informationen zum familiären Umfeld und teilen entsprechend gerne Inhalte, die das Wohl der Familie und des eigenen Umfelds betreffen. Die „Universalisten“ teilen sowohl allgemeine Informationen als auch persönliche und familiäre Details. Darüber hinaus lassen sich hier die „Selbstauskunftgebenden Nutzer“ identifizieren, welche vor allem persönliche und sicherheitsrelevante Inhalte teilen, aber weniger Informationen über ihr eigenes Umfeld preisgeben. Die Individuen dieser Gruppe weisen tendenziell geringere Haushaltsgrößen als die „Allgemeinen Nutzer“ auf. Sie könnten SoMe nutzen, um präventive Maßnahmen und eigene Standortinformationen zu teilen, wobei diese als Form von Selbstschutz oder Vorsorge interpretiert werden könnten.⁸

Aufgrund einer erweiterten Fragebatterie (Plattformen je Nutzung), ermöglichen die Daten der offenen Webumfrage die Identifikation drei weiterer bzw. abweichender Gruppen (siehe Abb. 23):

W3.1 „Alltagsbezogene und persönliche Nutzer“ (n = 415/818; 51 %),

W3.2 „Krisen- und unterstützungsorientierte Nutzer“ (n = 213/818; 26 %) und

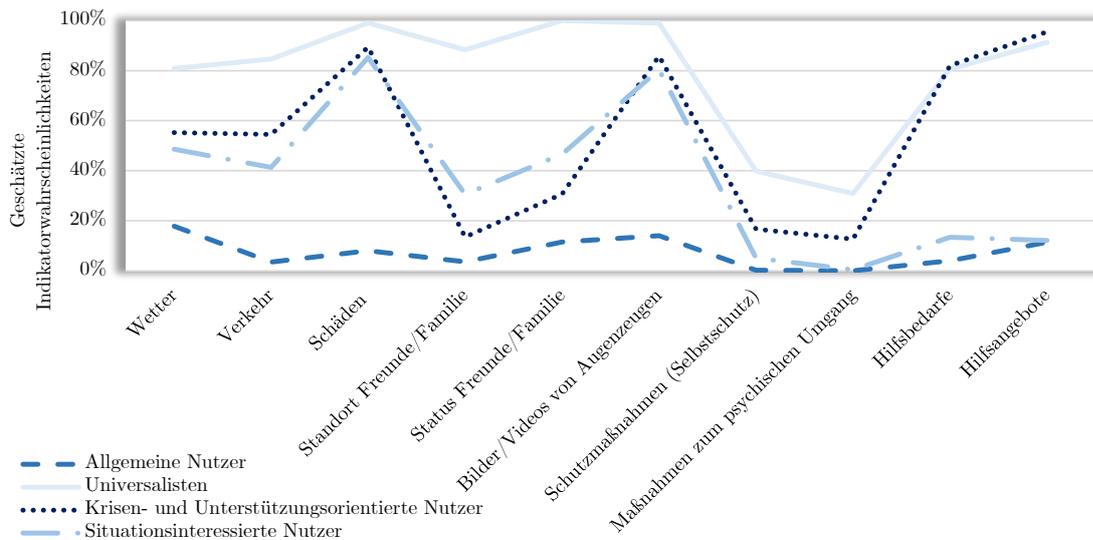
W3.3 „Bedarfs- und hilfsorientierte Nutzer“ (n = 190/818; 23 %).

Die „alltagsbezogenen und persönlichen Nutzer“ fokussieren sich primär auf die Mitteilung allgemeiner Alltagsinhalte wie Informationen zum Wetter und dem Verkehr und ähneln damit den „Allgemeinen Nutzern“, während die „krisen- und unterstützungsorientierten Nutzer“ aktiv Inhalte zur Krisenbewältigung und Gesundheitsfragen teilen. Die Analyse zeigt, dass Teilnehmerinnen primär präventive und unterstützende Inhalte teilen, mit zwei zentralen Kommunikationszielen: Informationsweitergabe an andere und Suche nach individueller Unterstützung. Die „bedarfs- und hilfsorientierten Nutzer“ lassen sich hierbei als eine spezialisierte Gruppe der „krisen- und unterstützungsorientierten Nutzer“ verstehen, die vor allem Bedarfe und Angebote, etwa um Unterstützung zu mobilisieren oder andere über Hilfsmaßnahmen zu informieren⁹.

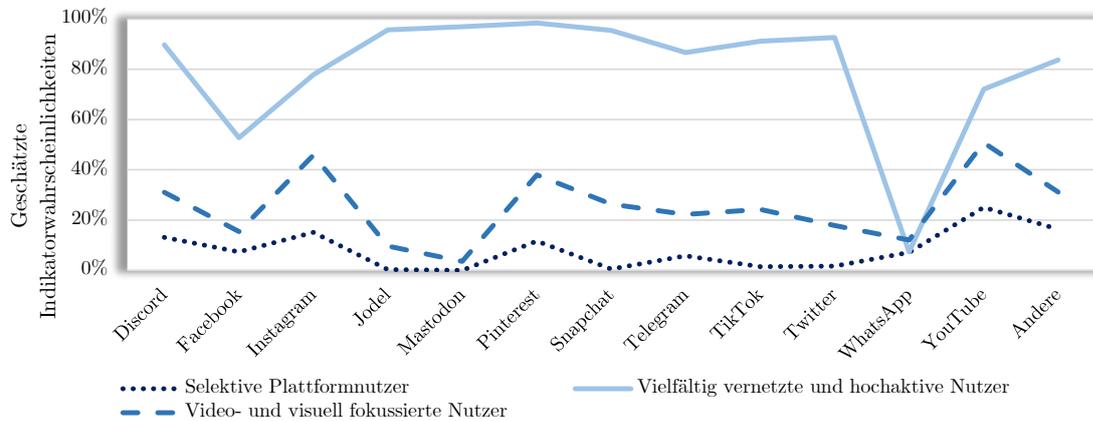
⁸Die zahlenmäßigen Nachweise der aufgeführten Erkenntnisse finden sich im Anhang, Kap. A.4, Tab. 13 und 16.

⁹Die zahlenmäßigen Nachweise der aufgeführten Erkenntnisse finden sich im Anhang, Kap. A.4, Tab. 23 und 26.

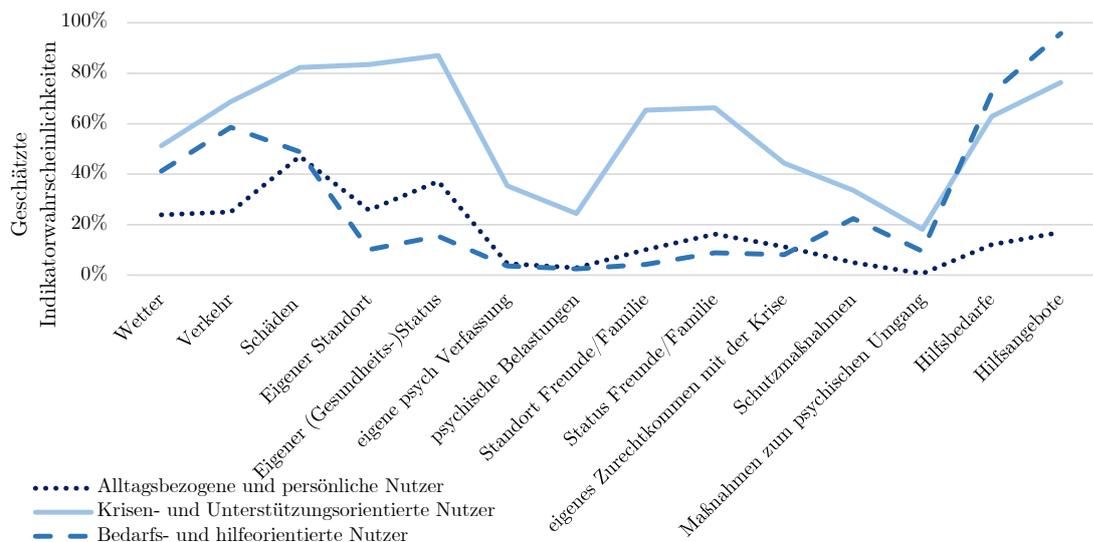
4 Selbstberichtete Nutzungsmuster Sozialer Medien (RQ1)



(a) Wahrnehmung von Informationen (Modell W1)



(b) Suchen nach Informationen (Modell W2)



(c) Teilen von Informationen (Modell W3)

Abbildung 18: Offene Webumfrage: Geschätzte Indikatorwahrscheinlichkeiten ausgewählter Themen für die Klassen der LCA zur Nutzung von SoMe während KuK

Eine spezifische Betrachtung der Befragten der Panelumfrage, welche angegeben haben, in der Vergangenheit bereits SoMe genutzt zu haben, um Informationen bzgl. der individuellen psychischen Verfassung aufgrund einer KuK zu teilen (Modell P3), ergab ebenfalls vier verschiedene Nutzergruppen, siehe Abb. 17c.

- P3.1 60 % dieser Teilmenge ($n = 174/292$) sind gekennzeichnet durch einen offenen psychosozialen Austausch. Die „Proaktiven empathischen Nutzer“ teilen sowohl eigene Sorgen als auch konkrete Hilfsangebote und bitten um Unterstützung, was darauf hinweist, dass sie SoMe aktiv als Plattform zur Vernetzung und gegenseitigen Hilfe nutzen.
- P3.2 Befragte mit geringerem Alter und weniger Kindern als die Gruppe der „proaktiven empathischen Nutzer“ nutzen SoMe in KuK tendenziell wahrscheinlicher als „Persönliche Nutzer“ ($n = 52/292$, 18 %). Diese Klasse ist gekennzeichnet durch eine Nutzung von SoMe, um persönliche Ängste und Zweifel zu teilen, sucht aber weniger gezielt nach Unterstützung oder Austausch.
- P3.3 Nutzer, welche vorrangig ihre Sorgen und Ängste teilen, ohne jedoch konkrete Hilfesuche oder Unterstützungsangebote zu kommunizieren, werden in die Klasse „Angst- und sorgenorientierte Nutzer“ ($n = 43/292$, 15 %) eingeordnet. Die Klasse scheint SoMe zur emotionalen Entlastung zu nutzen und weist ebenfalls ein jüngeres Alter gegenüber den „proaktiv empathischen Nutzern“ auf.
- P3.4 In der vierten Klasse der „Fürsorglichen Nutzer“ ($n = 23/292$, 8 %) sind tendenziell eher Befragte, welche eine größere Haushaltsgröße berichten als die „proaktiven empathischen Nutzer“. Diese Klasse nutzt SoMe vor allem zur Äußerung von Anteilnahme sowie Koordination von Hilfsangeboten und -bedarfen¹⁰.

Insgesamt offenbart die Analyse verschiedene Nutzertypen der SoMe mit unterschiedlichen Nutzungsmustern, wie bspw. „Universalisten“, „Familiäre Nutzer“ und „Situationsinteressierte Nutzer“, die sich in ihren Informationssuch- und Teilungsstrategien unterscheiden. Demografische Faktoren wie Alter, Haushaltsgröße und Kinderzahl beeinflussen die Nutzung von SoMe in KuK, wobei jüngere Nutzer tendenziell vielfältiger und aktiver sind. Die Studie unterstreicht die Bedeutung von SoMe als Kommunikationsplattform während KuK, insbesondere für Informationsaustausch, gegenseitige Unterstützung und psychosoziale Vernetzung.

4.3.3 Psychosoziale Rolle der Sozialen Medien in Krisen- und Katastrophensituationen

Während die vorherige Nutzertypisierung Einblicke in qualitative Nutzungsmuster sowohl der allgemeinen Nutzung von SoMe in KuK als auch der psychosozialen Mitteilung gewährt, ermöglicht die folgende Betrachtung der psychosozialen Rolle von SoMe eine quantitative Perspektive auf das Mitteilungsverhalten bezüglich der psychischen Verfassung.

Die Panelbefragung zeigt ein differenziertes Bild des Mitteilungsverhaltens in SoMe bei psychischen Belastungen durch KuK (siehe Fragestellung P26 und P32, Kap. A.1). Im Rückblick berichtet knapp die Hälfte der Befragten (48 %), mindestens gelegentlich ihre psychische Verfassung öffentlich in SoMe geteilt zu haben. Mit Blick auf zukünftige seelische Belastungssituationen zeigt sich eine polarisiertere Einschätzung: Während etwa ein Fünftel

¹⁰Die zahlenmäßigen Nachweise der aufgeführten Erkenntnisse finden sich im Anhang, Kap. A.4, Tab. 14 und 17.

der Befragten (21 %) ein mindestens starkes Bedürfnis zur Nutzung von SoMe antizipiert, schließt gut ein Drittel (35 %) eine solche Nutzung gänzlich aus. Eine Korrelationsanalyse potenzieller Zusammenhänge identifiziert in diesem Kontext drei zentrale Zusammenhänge:

- Jüngere Menschen zeigen eine leicht erhöhte Bereitschaft, ihre psychische Verfassung in SoMe öffentlich zu teilen (signifikante Korrelation mit schwach negativem Effekt, Spearmans $\rho = -,216$, $p < ,001$). Im Mittel ist diese Teilstichprobe 35 Jahre alt (M: 35,66; SD: 12,5) und besteht im sehr ähnlichen Verhältnis zur Gesamtstichprobe zu 51 % aus weiblichen Befragten. Im Vergleich zur Teilstichprobe, die SoMe nicht zum Teilen der psychischen Verfassung nutzt, sind die Nutzer tendenziell jünger (M: 35,66 im Vergleich zu M: 43,80), haben tendenziell mehr Kinder im Alter von unter 18 Jahren (M: 0,88 im Vergleich zu M: 0,45) und wohnen tendenziell in größeren Haushalten (M: 2,96 im Vergleich zu M: 2,43)¹¹.
- Auch bei der antizipierten zukünftigen Nutzung zeigt sich eine signifikant höhere Nutzungserwartung durch jüngere Personen, wobei der Effekt nur gering ausgeprägt ist (Spearmans $\rho = -,096$, $p = ,038$).
- Eine starke Korrelation zeigt sich demgegenüber zwischen dem berichteten Mitteilungsverhalten in vergangenen KuK und dem erwarteten Mitteilungsverhalten bei zukünftigen psychischen Belastungen (Spearmans $\rho = .661$, $p < ,001$). Dies deutet darauf hin, dass die Befragten ihr etabliertes Kommunikationsverhalten auch in zukünftigen Belastungssituationen weitgehend beibehalten werden.

Die Analyse des emotionalen Mitteilungsverhaltens in SoMe zeigt zudem deutliche Unterschiede zwischen der allgemeinen Nutzung und der spezifischen Situation der Flutkatastrophe 2021. Während in der Panelbefragung 45 % der Befragten angaben, ihre Gefühle bei seelischen/psychischen Belastungen öffentlich in SoMe zu teilen, bestätigten dies für die Flutkatastrophe weniger als 24 % der Teilnehmenden der Offenen Webumfrage. In absoluten Zahlen dokumentierten dennoch 218 Personen ihre Gefühle während der Akutphase in SoMe, nach der Akutphase stieg diese Zahl sogar auf 295 Personen. Dieser Unterschied zwischen den Stichproben erweist sich als signifikant mit mittlerer Effektgröße (Vergleich Panelbefragung zu Offener Webumfrage: während der Katastrophe $r = -0,29$, nach der Katastrophe $r = -0,26$)¹². Bemerkenswert ist weitergehend die Diskrepanz zwischen aktiver und passiver Wahrnehmung emotionaler Mitteilungen: 63 % der Befragten gaben an, viele Menschen, die während der Flutkatastrophe Gefühle in SoMe teilten, zu kennen. Nach der Akutphase stieg dieser Anteil auf 67 % (Frage W44, Kap. A.2, M: 3,00 auf einer Skala von 1: *stimme stark zu* bis 5: *stimme überhaupt nicht zu*). Gleichzeitig empfand ein substantieller Teil diese emotionale Kommunikation als störend: 38 % während und 42 % nach der Flutkatastrophe. Ein Wilcoxon-Rang-Test offenbart zudem, dass die psychosoziale Nutzung von SoMe während der Akutphase signifikant, wenn auch mit schwachem Effekt, geringer ausfiel als in der Zeit danach (siehe Tab. 5 im Anhang). Dies manifestierte sich sowohl im Teilen eigener Gefühle als auch in der Wahrnehmung emotionaler Äußerungen anderer sowie der Nutzung von SoMe als Ressource gegen Einsamkeit oder zur Ablenkung. Diese Befunde implizieren, dass SoMe in der Akutphase weniger psychosoziale Informationen beinhalten als nach dieser Phase.

¹¹Die Ergebnisse finden sich auch im Anhang in Tab. 9.

¹²Die statistischen Kennwerte hierzu sind wie folgt:

Frage P35: $M_{Rang} = 1.130,23$, Frage W44 während: $M_{Rang} = 824,80$, $U = 209.838,50$, $Z = -12,214$, $p < .001$; Frage P35 $M_{Rang} = 1.165,00$, Frage W44 nach: $M_{Rang} = 869,65$, $U = 230.374,50$, $Z = -11,205$, $p < .001$.

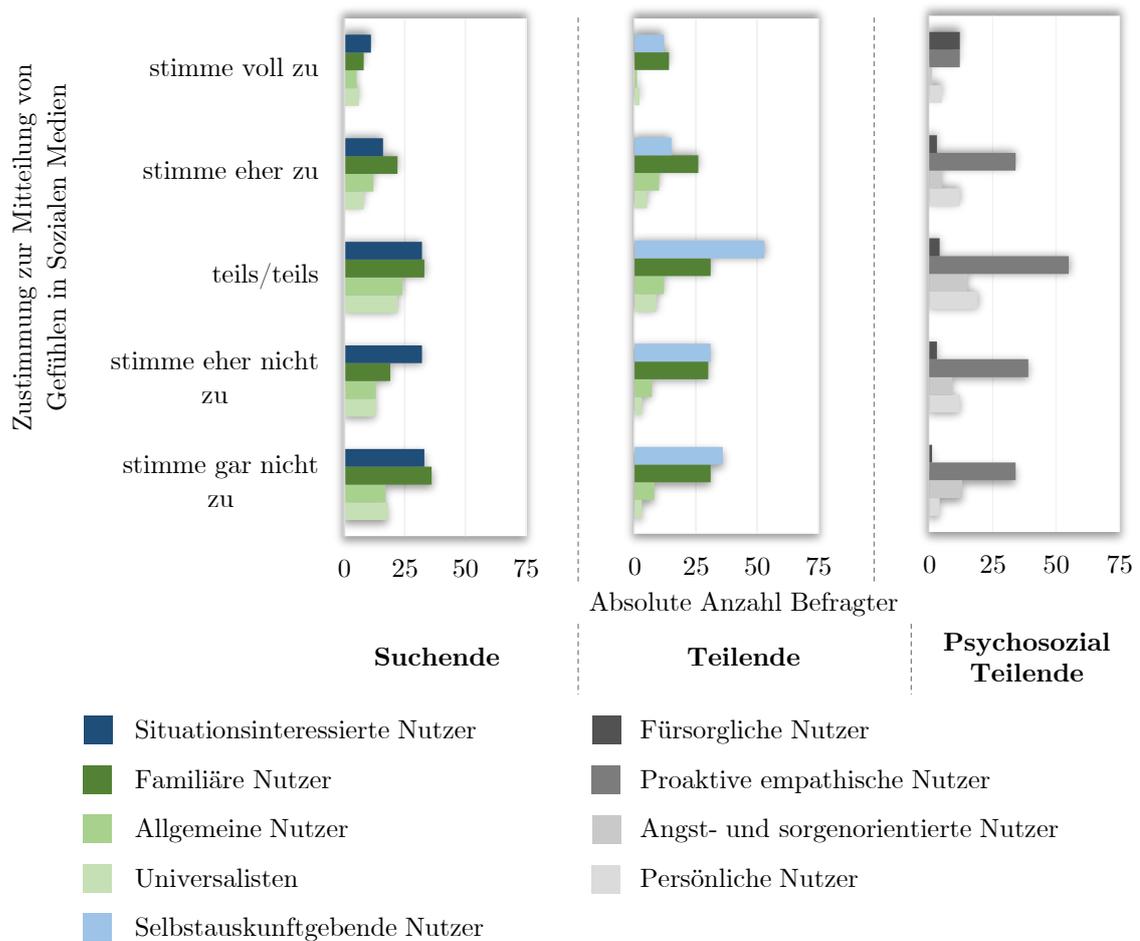


Abbildung 19: Panelbefragung: Zustimmungsanteile je latenter Klasse zur Nutzung von SoMe in KuK um öffentlich Gefühle zu teilen

Eine differenzierte Betrachtung des emotionalen Mitteilungsverhaltens in SoMe anhand der Nutzergruppen aus der LCA (siehe Kap. 4.3.2) zeigt, dass die proaktiven empathischen Nutzer (Modell P3, $n = 101$) die höchste Bereitschaft aufweisen, Gefühle öffentlich zu teilen¹³, siehe Abb. 19. Die Teilstichprobe weist folgende demografische Charakteristika auf: ein Durchschnittsalter von 37,6 Jahren ($SD = 12$), einen leicht überwiegenen Frauenanteil von 52 % sowie eine durchschnittliche Haushaltsgröße von drei Personen auf. Prozentual betrachtet teilen 83 % der fürsorglichen Nutzer, 69 % der persönlichen Nutzer und 58 % der proaktiven empathischen Nutzer ihre Gefühle öffentlich in den SoMe. Von den Befragten der Offenen Webumfrage haben signifikant weniger Befragte der Aussage „Ich teilte meine Gefühle öffentlich in den sozialen Medien.“ zugestimmt. Hier liegt das Maximum bei 49 Befragten, die 27 % der bedarfs- und hilfensorientierten Nutzer ausmachen, siehe Abb. 20.

Die Nutzung von SoMe bei dem Gefühl allein zu sein, sowie die Ablenkung durch SoMe und die Stärkung des Wohlbefindens werden ebenfalls ohne Ereignisbezug (Panelbefragung) signifikant höher eingeschätzt, als im Kontext der Flutkatastrophe 2021 (Offene Webumfrage). Der stärkste Unterschied zwischen den Stichproben zeigt sich bei Aussage (c) nach

¹³Eine Zustimmung impliziert in dieser Angabe die Antwortoptionen „teils/teils“, „stimme eher zu“ sowie „stimme voll und ganz zu“.

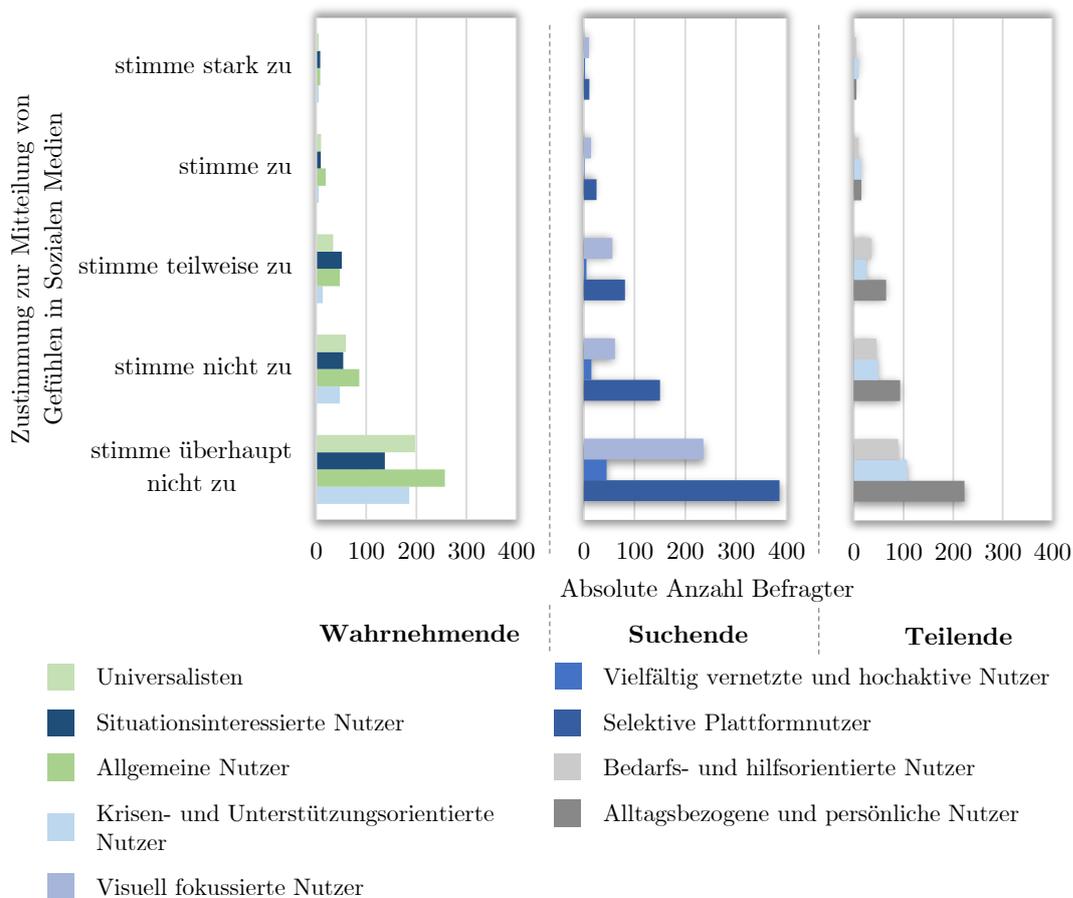


Abbildung 20: Webumfrage: Zustimmungsanteile je latenter Klasse zur Nutzung von SoMe in KuK um öffentlich Gefühle zu teilen

Tab. 5, mit $r = 0,34$. Ohne Ereignisbezug wird die Ablenkung durch SoMe als Ressource bei Traurigkeit wahrgenommen, während und auch kurz nach der Flutkatastrophe 2021 jedoch nicht. Neben dem Kontext hat das Alter einen signifikanten Einfluss auf die Zustimmung zu den aufgeführten Aussagen der Fragestellungen P35 und W44. Hier zeigt sich ebenfalls die Differenz zwischen den Stichproben beim Zusammenhang zwischen Alter und der Zustimmung zur Aussage (b). Demgegenüber lässt sich ohne Ereignisbezug ein schwach negativer Zusammenhang ableiten, der verdeutlicht, dass jüngeren Menschen die öffentliche Kommunikation bei einem Gefühl allein zu sein mehr hilft, als älteren. Dieser Effekt kehrt sich im Kontext der Flutkatastrophe 2021 jedoch um.

Geschlechterspezifische Unterschiede bei der Nutzung von SoMe in vergangenen KuK oder der Zustimmung zu Aussage (a) lassen sich nicht kontextunabhängig ableiten ($p >,13$). Das Bedürfnis, sich bei psychisch belastenden Situationen öffentlich in SoMe mitzuteilen, zeigt sich hingegen bei Frauen signifikant, jedoch mit schwachem Effekt, geringer als bei Männern (Panelbefragung, $Cramer's V =,150$ ($p <,05$)).

Diese differenzierte Nutzung von SoMe durch diverse Gruppierungen und aus verschiedenen Perspektiven zeigt auf, dass Inhalte in SoMe sowohl situative Informationen, die evtl. belastend wirken können, als auch informative Details beinhalten können, die wiederum

Tabelle 5: Spearmans ρ Korrelation zwischen Alter und Nutzung von SoMe bei psychischer Belastung (Panelbefragung, Frage P35 | Offene Webumfrage, Frage W44) [300]

	Alter	Aussage (a)	Aussage (b)	Aussage (c)	Aussage (d)
Aussage (a)	,118* ,122*				
Aussage (b)	-,165* ,075*	,744* ,606*			
Aussage (c)	-,277* -,169*	,405* ,380*	,522* ,467*		
Aussage (d)	-,199* -,135*	,414* ,327*	,538* ,331*	,585* ,351*	
Aussage (e)	-,176* -,076*	,611* ,423*	,668* ,526*	,584* ,524*	,501* ,327*

* Die Korrelation ist auf dem 0,01 Niveau signifikant (zweiseitig).

Aussage (a): Ich teile meine Gefühle öffentlich in den SoMe.

Aussage (b): Wenn ich mich alleine fühle, hilft mir die öffentliche Kommunikation über die SoMe.

Aussage (c): Wenn ich traurig bin, lenke ich mich mit SoMe ab.

Aussage (d): Ich kenne viele, die Ihre Gefühle öffentlich über SoMe kundtun.

Aussage (e): Die Nutzung SoMe stärkt mein Wohlbefinden.

potenziell entlastend wirken. Im Rahmen der offenen Webumfrage wurden 828 Rückmeldungen zur Fragestellung nach „besonders schwer zu ertragenden Informationen aus den SoMe“ während der Flutkatastrophe 2021 ausgewertet. Von diesen Eingaben enthielten 121 (15 %) keine konkreten Angaben, während 12 Befragte (1 %) grundsätzlich keine Nutzung von SoMe aufgrund von anderen relevanten Belangen berichteten. Ein bedeutsamer Aspekt zeigte sich in der fehlenden Verfügbarkeit der SoMe, die von 79 Befragten (12 %) thematisiert wurde. Diese technische Limitation erwies sich als zweifache Belastung: Eine direkte Kommunikation mit Angehörigen war nicht möglich und es fehlte die Möglichkeit, sich über das Wohlergehen von Familienmitgliedern und Freunden zu vergewissern.

„Nein, denn es gab für uns als Betroffene kaum vorhandenes Netz. Zumal wir in der Hausgemeinschaft sehr mit uns selbst beschäftigt waren, was auch hieß Trinkwasser + Essen und weiteres zu organisieren“ - OffWebID 1.406¹⁴

Die inhaltliche Analyse verdeutlicht darüber hinaus verschiedene Hauptbelastungsfaktoren. Als bedeutendsten Belastungsfaktor stellte sich das Ausmaß der Katastrophe (472 Nennungen, 57 %) dar. Hierbei zeigte sich eine besondere psychologische Dynamik: Die Wahrnehmung der Katastrophe wurde durch den direkten Bezug zur eigenen Heimatregion intensiviert. Im Gegensatz zu KuK in unbekanntenen Regionen oder medial vermittelten Bildern ohne persönliche Bezugspunkte führte die Betroffenheit der eigenen, vertrauten Umgebung zu einer deutlich höheren emotionalen Beanspruchung.

„Am nächsten Abend, habe ich bei meiner Mutter im TV Nachrichten gesehen und war einfach nur fassungslos, dass dir ganze Welt um mich herum „kaputt“ war. Die Bilder aus dem Tv sahen aus wie bei mir vor der Türe. Das war so unrealistisch, das wir im Katastrophengebiet leben.“ - OffWebID 780

Darüber hinaus wurden Falschinformationen von 86 Befragten (10 %) als besonders belastend empfunden. Ein weiterer zentraler Belastungsfaktor manifestierte sich in der wahrgenommenen Diskrepanz zwischen Hilfebedarf und verfügbaren Unterstützungsstrukturen. Die gesamte Beanspruchung wurde besonders evident in Bezug auf Bilddokumente und Videos sowie bei Hilfeersuchen, die aufgrund der eingeschränkten Kommunikationsmöglichkeiten nicht ihr Ziel erreichten.

¹⁴Die im Text verwendeten Zitate wurden unverändert aus den Antwortsätzen übernommen, einschließlich etwaiger grammatikalischer oder sprachlicher Besonderheiten.

„Das in NRW und Rheinland-Pfalz weder am Vortag noch am Tag der Flut der Katastrophenfall ausgerufen wurde und nirgendwo frühzeitig evakuiert wurde.

Videobotschaften von Menschen in den Fluten, die sich selber überlassen waren, unerreichtbar in dieser Nacht. Bilder der Luftrettung per Seilwinde der eigenen Mutter vom Dach des überfluteten Altenheimes, die letzten Chatnachrichten dieses Abends / der Nacht, die uns erst am nächsten Tag erreichten und wir nachträglich diese flehentlichen Bitten nach Hilfe gelesen oder gesehen und gehört haben. Das war unerträglich grausam.“ -

OffWebID 1.516

Erwähnenswert ist zudem die Kritik an der medialen Unterrepräsentation bestimmter Regionen, exemplarisch des Kreises Euskirchen, der trotz erheblicher Schäden in der (über-)regionalen Berichterstattung kaum Beachtung fand.

Die Analyse offenbart weitere signifikante Belastungsfaktoren: Elf Befragte (1 %) berichteten von anhaltenden Belastungen durch flutbezogene Inhalte, wobei sich diese Reaktionen auch bei aktueller Konfrontation mit historischem Bildmaterial fortsetzen. Ebenso wurde das dokumentierte Sozialverhalten, insbesondere Berichte über Plünderungen, von elf Personen als belastend empfunden. Siebzehn Befragte (2 %) thematisierten zudem explizit die als unzureichend wahrgenommene Unterstützung durch Organisationen der Gefahrenabwehr.

Die durchgeführte n-gram Analyse der offenen Antworten bestätigt diese Schwerpunktsetzung durch die gehäufte Verwendung spezifischer Begriffe wie „Zerstörung“, „Menschen“ im Kontext von Schicksalen sowie Verweise auf „Bilder“ und „Videos“ als belastende Formate, siehe Tab. 6. Besondere Aufmerksamkeit verdient die frequentierte Erwähnung der „Steinbachtalsperre“, die exemplarisch die Problematik der Falschinformationen verdeutlicht. Bemerkenswert ist hierbei, dass diese Falschinformationen durch mündliche Weitergabe auch Personen erreichten, die keinen direkten Zugang zu SoMe hatten, wodurch sich eine zusätzliche indirekte Belastungsdimension entwickelte.

Die Analyse der entlastenden Faktoren in SoMe basiert auf 710 erfassten Antworten, wobei 73 Befragte (10 %) keine spezifischen Angaben machten und sechs Personen (1 %) explizit vermerkten, dass sie SoMe grundsätzlich nicht nutzen. Bei 35 Befragten (5 %) war die Nutzung von SoMe aufgrund der infrastrukturellen Einschränkungen - insbesondere fehlendem Netzzugang und Stromausfall - nicht möglich. Bemerkenswert ist darüber hinaus, dass 234 Teilnehmende (33 %) explizit angaben, keinerlei entlastende Wirkung durch Inhalte in SoMe erfahren zu haben.

Ein zentraler entlastender Faktor kristallisiert sich in der Verfügbarkeit von Informationen heraus, welcher von 147 Befragten (21 %) hervorgehoben wurde. Diese informationelle Entlastung umfasste verschiedene Dimensionen: zum einen die Verfügbarkeit von Informationen über Anlaufstellen und aktuelle meteorologische Entwicklungen, zum anderen die Möglichkeit, sich über den Status von Familienangehörigen, Freunden und dem weiteren sozialen Umfeld zu informieren.

„Auf Facebook, als mitgeteilt wurde durch einen Nutzer, dass in der Nähe der Wohnung meiner Eltern alles ok war.“ - OffWebID 1.997

Ein weiterer signifikanter Entlastungsfaktor zeigt sich in der Richtigstellung von Falschinformationen, welcher von 50 Teilnehmenden (7 %) als bedeutsam eingestuft wurde. Parallel dazu wurde die dokumentierte überregionale Hilfsbereitschaft als besonders entlastend

Tabelle 6: Ergebnisse der n-gram Analyse ausgewählter offener Fragestellungen der offenen Webumfrage (Fragen 42 und 43, Kap. A.2)

Unigramm-Häufigkeiten		Bigramm-Häufigkeiten	
<i>Besonders schwer zu ertragende Informationen aus den Sozialen Medien</i>			
zerstor	92	('bild', 'zerstor')	18
bild	83	('bad', 'munstereifel')	15
mensch	83	('bild', 'videos')	13
tot	68	('tod', 'bekannt')	11
flut	58	('tod', 'mensch')	10
information	55	('ausmass', 'katastroph')	9
steinbachtalsperr	52	('erst', 'tag')	8
wurd	50	('dambruch', 'steinbachtalsperr')	8
tod	50	('viel', 'tot')	8
videos	47	('ausmass', 'zerstor')	8
<i>Besonders erleichternde Informationen aus den Sozialen Medien</i>			
freund	49	('gut', 'geht')	29
hilfsangebot	45	('freund', 'bekannt')	14
gut	41	('s', 'o')	8
geht	39	('sieh', 'oben')	8
steinbachtalsperr	35	('freund', 'gut')	7
mensch	35	('famili', 'freund')	6
hilfsbereitschaft	34	('damm', 'steinbachtalsperr')	5
information	31	('famili', 'gut')	5
hilf	30	('z', 'b')	5
helf	27	('steinbachtalsperr', 'halt')	5

Die angegebenen Uni- und Bigramme stellen eine lemmatisierte Form der durch die Befragten verwendeten Wörter dar, um die Anzahl korrekter zu bestimmen (dadurch werden bspw. „Todesfälle“ und „Tode“ beide unter „Tod“ gezählt).

wahrgenommen (144/710, 20 %), wobei sowohl die zivilgesellschaftliche als auch die organisationale Unterstützung aus dem gesamten Bundesgebiet hervorgehoben wurde. Diese positive Wahrnehmung der erfahrenen Solidarität und Gemeinschaft spiegelt sich auch in spontanen Danksagungen wider, die noch während der Befragung von mehreren Teilnehmenden geäußert wurden.

In der weiteren Differenzierung der entlastenden Faktoren wurden Erfolgsberichte, beispielsweise über gerettete oder wiedergefundene Personen, von 17 Befragten (2 %) als bedeutsam eingestuft. Drei Teilnehmende (< 1 %) empfanden den Vergleich mit noch schwerer betroffenen Gebieten als entlastend, da dies sowohl das eigene Schicksal relativierte als auch ein Gefühl der geteilten Betroffenheit vermittelte. Ein einzelner Befragter (< 1 %) nannte zudem die Möglichkeit zur temporären Ablenkung von der akuten Situation als entlastenden Faktor im Sinne eines Eskapismus.

4.4 Vergleichende Diskussion der Ergebnisse

Das Ziel des Kapitels 4 ist es, basierend auf zwei Umfragen (einer repräsentativen Panelbefragung und einer offenen Webumfrage) ein besseres Verständnis für die Nutzung und Nutzertypen von SoMe durch die Bevölkerung während KuK zu erlangen. Dabei liegt ein besonderer Schwerpunkt auf der psychosozialen Rolle von SoMe, insbesondere dem Teilen von psychosozialen Bedarfen und Ressourcen. Ein direkter Vergleich der gewonnenen Erkenntnisse mit früheren Studien ist nur eingeschränkt möglich, da der gewählte kombinierte Ansatz zur Erfragung der psychosozialen Nutzung von SoMe aus der Perspektive der Nutzer sowie der Fokus auf datenbasierte Nutzertypen und psychosoziale Faktoren in KuK bislang in der Forschung nicht in diesem Umfang adressiert wurden. Somit eröffnen diese Studien neue Perspektiven und Forschungsfelder im Bereich der psychosozialen Funktionen von SoMe in KuK.

Im Vergleich zu Nichtnutzern zeichnen sich die Nutzer SoMe bei KuK durch ein jüngeres Alter, mehr Kinder und eine größere Haushaltsgröße aus. Diese Ergebnisse decken sich mit früheren nationalen Forschungsergebnissen von Reuter u. a. (2023) und Tomczyk, Rahn und Schmidt (2022), die darauf hinweisen, dass ein höheres Alter und Ein-Personen-Haushalte weniger wahrscheinlich SoMe für die Krisenkommunikation oder -warnung nutzen [365, 458]. Anhand der Panelbefragung konnte weitergehend festgestellt werden, dass die Bevölkerung vor allem Inhalte zu Wetter-, Verkehrs- und situativen Bedingungen teilt, aber auch Informationen zu ihrem eigenen Status und Standort. Passend hierzu ist die zweithäufigste gesuchte Thematik der Status von Freunden und Familie, wobei dieses Ergebnis im Einklang mit bisherigen Forschungsarbeiten steht [362, 212, 213]. Die psychosoziale Nutzung von SoMe ist vor allem geprägt durch das Teilen von Anteilnahme sowie Sorgen und Ängsten. Dieses Ergebnis konnte in Teilen durch frühere nationale Forschung (bspw. Neubaum u. a., 2014) bestätigt werden, wonach die primären Funktionen in Krisenzeiten darin bestehen, sich über das Wohlergehen von Angehörigen zu vergewissern, Emotionen zu teilen und empathische Anliegen zu verfolgen [313]. Die Suche nach Informationen erfolgte dabei in KuK gemäß den vorliegenden Erhebungen überwiegend über WhatsApp, Facebook, Instagram und YouTube, das Teilen hingegen über WhatsApp, Facebook oder Instagram. Diese meist genutzten Plattformen konnten auch in einer umfassenden Umfrage der deutschen Bevölkerung durch Reuter u. a. (2023) identifiziert werden [365].

Wie die vorangegangenen Unterkapitel verdeutlicht haben, können Inhalte in SoMe auch eine psychische Belastung darstellen. Dies deckt sich mit früheren Studien, die neben positiven Auswirkungen der Nutzung von SoMe ebenfalls negative Effekte auf die psychische Gesundheit identifizieren konnten. Zu den negativen Auswirkungen gehören Angst, Depression, Einsamkeit und ein erhöhtes Maß an psychischer Belastung [384]. Im Rahmen der Auswertung der offenen Webumfrage wurde festgestellt, dass im Vergleich zu KuK in unbekanntem Regionen oder medial vermittelten Bildern ohne persönliche Bezugspunkte, die Betroffenheit, die in den SoMe sichtbar wird, in der eigenen, vertrauten Umgebung zu einer deutlich höheren emotionalen Beanspruchung führte. Die Personen, welche bzgl. ihrer Erfahrungen mit der Flutkatastrophe 2021 befragt wurden, bewerten die psychische Beanspruchung in Bezug auf den eigenen Haushalt und das nahe soziale Umfeld deutlich höher als die Betroffenheit diesbezüglich. Dies verdeutlicht analog zu vorhandenen Forschungserkenntnissen [415], dass die Berücksichtigung psychosozialer Bedürfnisse der Betroffenen unerlässlich ist. Die Daten zeigen zudem auf, dass die Beanspruchung einen Monat nach der Flutkatastrophe signifikant schwächer eingestuft wird, als während der Akutphase. Im Verlauf der Zeit zeigte sich eine Abnahme der psychischen Beanspruchung,

die jedoch auch einen Monat später weiterhin auf einem vergleichsweise hohen Niveau liegt. Anhand der Daten konnte folglich bestätigt werden, dass die Rate der Betroffenen mit empfundener psychosozialer Beanspruchung während der akuten Katastrophe hoch ist, jedoch eine bedeutende Minderheit mit langfristigen psychischen Störungen verbleibt [36, 449, 32]. Die Effektgröße ist allerdings unter Berücksichtigung einer potenziellen Verzerrung durch die Durchführung einer retrospektiven Befragung zu betrachten, bei der zwei Jahre nach dem Katastrophenereignis beide Zeitpunkte (akut sowie einen Monat nach der Katastrophe) rückwirkend zum gleichen Zeitpunkt erfasst wurden. Künftige Forschungsarbeiten sollten daher die komplexe Beziehung zwischen der Exposition gegenüber angstausslösenden Inhalten in SoMe und den Auswirkungen auf die psychische Gesundheit untersuchen, um Schwellenwerte zu ermitteln, die zu einer längeren psychischen Beanspruchung führen können, und um adäquatere Unterstützung anbieten zu können.

In einer Studie von Pinquart und Silbereisen (2004) wurde untersucht, wie Menschen unterschiedlichen Alters auf KuK und Stressoren reagieren und welche Bewältigungsstrategien sie anwenden. Die Ergebnisse zeigen, dass ältere Menschen im Allgemeinen über mehr Bewältigungsressourcen und -strategien verfügen, die auf Erfahrungen und Weisheit im Laufe des Lebens beruhen. Jüngere Menschen können hingegen flexiblere Bewältigungsstrategien nutzen [339]. Diese Erkenntnisse werden auch durch die vorliegende Forschung bestätigt, die ebenfalls belegen konnte, dass jüngere im Vergleich zu älteren Menschen SoMe wahrscheinlicher als flexibles Mitteilungsmedium nutzen, um ihre psychische Verfassung öffentlich zu kommunizieren. Dies spiegelt auch die Ergebnisse der finnischen und australischen Bevölkerung wider [443, 528].

Studien belegen in diesem Kontext ebenfalls leichte Geschlechterunterschiede. In Stresssituationen nutzen Frauen eher verbale Ausdrücke [444]. Darüber hinaus greifen Frauen eher auf soziale Unterstützung und emotionale Bewältigungsstrategien zurück, während Männer stärker auf lösungsorientierte Strategien und Ablenkung setzen [444, 281]. Die vorliegende Untersuchung hat analog einen signifikanten, jedoch schwachen Geschlechterunterschied nachgewiesen. Frauen nutzen SoMe weniger, um sich in psychisch belastenden Situationen öffentlich mitzuteilen, was, kombiniert mit den Erkenntnissen anderer Studien, mit einer vermehrten sozialen Interaktion im privaten Raum zusammenhängen könnte.

Losgelöst von demografischen Unterschieden konnten, basierend auf den thematischen Nutzungen, diverse Nutzertypen identifiziert werden, von denen sich einige in beiden, unabhängig voneinander gewonnenen Datensätzen wiederfinden.

Implikationen für die Krisenkommunikation: Die Suche nach Informationen in SoMe erfolgt durch „Situationsinteressierte Nutzer“, „Universalisten“, „Familiäre Nutzer“ und „Allgemeine Nutzer“. Durch die offene Webumfrage konnten darüber hinaus weitere Nutzertypen in Bezug auf die verwendeten Plattformen zur Suche nach Inhalten in SoMe identifiziert werden: „Selektive Plattformnutzer“, „Vielfältig vernetzte und hochaktive Nutzer“ sowie „Video- und visuell fokussierte Nutzer“. Diese weitergehende Differenzierung von Nutzertypen kann für die Krisenkommunikation von Relevanz sein: Während der Großteil selektive Plattformnutzer sind, gibt es auch eine große Gruppe visuell fokussierter Nutzer. Folglich sollte Krisenkommunikation auch durch bildhafte Inhalte wie Fotos, Bilder oder Videos bspw. über Plattformen wie YouTube und Instagram adressiert werden. Diese differenzierte Betrachtung der verschiedenen Nutzungsarten von SoMe zur adäquaten Beschreibung und Konzeptualisierung konnte auch in weiterer Forschung identifiziert

werden [472]. Darüber hinaus legen die Erhebungen nahe, die Risiko- und Krisenkommunikation über die in der Praxis häufig bereits etablierten Plattformen Instagram und Facebook hinaus um WhatsApp, die dritte zentrale Plattform des Meta-Konzerns, zu erweitern. Die WhatsApp-Kanal-Funktion könnte hierbei eine unidirektionale Informationsdissemination über ein soziales Netzwerk ermöglichen, das bereits einen hohen Durchdringungsgrad in der deutschen Bevölkerung aufweist und im Alltag frequentiert genutzt wird.

Implikationen für die (psychosoziale) Lageerkundung des digitalen Raumes: Inhalte in den SoMe werden vor allem von „Universalisten“ (43,5 %) und „selbstauskunftgebenden Nutzern“ (38,8 %) geteilt, weniger von „familiären“ und „allgemeinen Nutzern“. Vor dem Hintergrund der zentralen Erkenntnisse dieser Erhebungen scheint es sinnvoll, Krisenstäbe und Einsatzleitungen mit dem Verhalten unterschiedlicher Bevölkerungsgruppen in den SoMe vertraut zu machen, da die Nutzung von SoMe in der Vergangenheit eine wesentliche Grundlage für die künftige Interpretation von Daten der SoMe in einer akuten KuK darstellen kann. Dies erlaubt bspw. eine Abschätzung, für welche Bevölkerungsgruppen alternative Wege der psychosozialen Lageerkundung gesucht werden müssen. Darüber hinaus ermöglichen die im Rahmen der Panelbefragung identifizierten Gruppierungen und Teilstichproben potenzielle Rückschlüsse auf Nutzer in zukünftigen KuK.

Inhaltlich können Daten aus SoMe das Psych-LDR anreichern, sind aber allein keine hinreichende Basis zur Erstellung eines solchen Lagebildes. Reuter u. a. (2023) konnten in diesem Zusammenhang feststellen, dass das Teilen von Gefühlen und Emotionen in den letzten Jahren zugenommen hat [365]. Insbesondere die Einschätzung der Selbsthilfefähigkeit der Bevölkerung kann demnach durch das Monitoring von SoMe sinnvoll ergänzt werden. Hilfeangebote werden sowohl durch die Befragten der Panelbefragung als auch der Offenen Webumfrage häufiger verbreitet als dass Hilfebedarfe artikuliert werden. Dementsprechend können Entscheidungstragende vor allem Informationen bzgl. vorhandener Ressourcen ableiten. Dieser Rückschluss erscheint insbesondere vor dem Hintergrund plausibel, dass diejenigen, die Hilfe offerieren, mehr Kapazität für und Zugang zu SoMe haben dürften als diejenigen, die akute Hilfe benötigen.

Die Angaben zum Teilen psychosozialer Inhalte (bspw. Sorgen, Ängste und Hilfebedarfe) ermöglichten die Identifizierung von vier Nutzertypen: die „proaktiven empathischen“, „persönlichen“, „fürsorglichen“ sowie „angst- und sorgenorientierten Nutzer“. Die „proaktiven empathischen Nutzer“ machen den größten Anteil der Personen aus, die Gefühle öffentlich in den SoMe teilen und kennzeichnen sich durch ein höheres Alter als die „persönlichen“ sowie „angst- und sorgenorientierten Nutzer“. Die „proaktiven empathischen Nutzer“ nutzen SoMe aktiv als Plattform zur Vernetzung und gegenseitigen Hilfe. Die „persönlichen Nutzer“ (tendenziell jünger und weniger Kinder als die proaktiv empathischen Nutzer) teilen eher persönliche Ängste und Zweifel, verwenden SoMe dafür aber weniger zum Austausch und Unterstützung. Die „angst- und sorgenorientierten Nutzer“ nutzen SoMe vorrangig zur emotionalen Entlastung, während die „fürsorglichen Nutzer“, tendenziell in größeren Haushalten lebend, vor allem Äußerungen von Anteilnahme sowie Koordination von Hilfeangeboten und -bedarfen in SoMe teilen.

Über diese Nutzertypen - von denen fast drei Fünftel die „proaktiven empathischen Nutzer“ ausmachen - hinaus lässt sich eine zeitliche Dimension ableiten: Der Vergleich der Angaben während und nach der Akutphase der Flutkatastrophe 2021 impliziert, dass

SoMe in der Akutphase weniger psychosoziale Informationen beinhalten als nach der Akutphase. Dies verdeutlicht, dass Potenziale zur Nutzung von SoMe als Quelle für das Psych-LDR vor allem im Anschluss an die Akutphase bestehen. Die Relevanz der längeren Lageerkundung und -bewertung im PsychKM wurde dabei auch schon in [299] nachgewiesen.

Die Ableitung von Nutzerklassen basierend auf der eigenen Einschätzung der Nutzung von SoMe wurde bisher noch nicht untersucht, sodass ein direkter Vergleich mit weiteren Studien nicht möglich ist. Zukünftige Forschung sollte jedoch über diese Erkenntnisse hinaus untersuchen, wie, wann und warum Menschen private oder öffentliche Formen der Kommunikation wählen und wie sich dies auf Krisenkommunikationsprozesse auswirkt, um vertiefende Einsichten für die Krisenmanagementpraxis zu gewinnen.

4.5 Zwischenfazit

Die Ergebnisse der vorliegenden Studien zeigen, dass die Nutzung von SoMe im Kontext von KuK vielfältige Implikationen für die Lageerkundung und Entwicklung eines Psych-LDR birgt. Wenn Informationen über die differenzierte Nutzung von SoMe als psychosoziale Ressource verfügbar sind, können mögliche Anzeichen von Krisenreaktionen und Unterstützungsbedarfen frühzeitig erkannt werden. Das Lagebild kann somit dazu beitragen, rechtzeitig angemessene Maßnahmen einzuleiten und Ressourcen gezielter einzusetzen. Darüber hinaus können die Erkenntnisse dazu beitragen, die positiven Aspekte und Ressourcen in der Nutzung von SoMe im PsychKM zu stärken.

Die Ergebnisse verdeutlichen zudem, dass SoMe über den Zeitverlauf des Krisenmanagementzyklus eine zunehmend aussagekräftige Quelle darstellen, da das Mitteilungsbedürfnis psychosozialer Inhalte tendenziell nach der Akutphase steigt. Darüber hinaus unterstreichen die Befunde die Bedeutung von Alter, Persönlichkeit und Geschlecht für die Wahl von Bewältigungsstrategien und die Nutzung von SoMe in KuK. Gleichzeitig zeigen die Erkenntnisse, dass Rückschlüsse von der Alltagsnutzung auf die Nutzung in einer KuK nicht zwingend zielführend sind. Neben Einstellungen zur Nutzung SoMe und Diskrepanzen zwischen erwartetem und tatsächlichem Verhalten können auch externe Faktoren, wie bspw. Strom- und Internetzugang, eine Rolle spielen. Dennoch bieten SoMe als öffentlich sichtbares Kommunikationsmedium viele Potenziale zur Ergänzung des Lagebildes in KuK, sofern die Plattformspezifika und Nutzermerkmale angemessen berücksichtigt werden.

5. Technische Vorgehensweisen zur Ableitung psychosozialer Lageinformationen aus Sozialen Medien für ein Psychosoziales Lagebild des digitalen Raumes in Krisen- und Katastrophensituationen (RQ2a)

Kapitel 5 präsentiert eine umfassende Übersichtsarbeit in Form einer Scoping Review, die sich an der JBI-Methodologie orientiert [96]¹⁵. Der Fokus liegt auf der multidisziplinären Literatur zur Ableitung psychosozialer Faktoren aus Sozialen Medien (SoMe). Ziel dieser Ausarbeitung ist es, technische Ansätze zur Identifikation psychosozialer Lageinformationen (bspw. Emotionalität oder Sentiment) in SoMe systematisch zu erfassen und übersichtlich darzustellen.

Für die Literaturrecherche wurden Schlagwortkataloge zu drei Kernbereichen entwickelt: SoMe, Krisen- und Katastrophensituationen (KuK) sowie die psychosoziale Dimension. Durch die Kombination dieser Schlüsselwörter erfolgte eine umfassende Suche in drei multidisziplinären Datenbanken (Scopus, Web of Science (WoS) und PubMed). Dabei wurden alle relevanten Publikationen ohne zeitliche Einschränkung berücksichtigt, wobei die früheste einbezogene Veröffentlichung auf April 2012 datiert ist. Die Auswahl der relevanten Literatur erfolgte mittels eines dreistufigen Screening-Prozesses unter Anwendung definierter Ein- und Ausschlusskriterien. Von initial über 932 unikalen Studien wurden 128 für die detaillierte Analyse ausgewählt. Die Auswertung dieser Studien erfolgte sowohl qualitativ durch die Inhaltsanalyse nach Mayring als auch quantitativ mittels deskriptiver statistischer Verfahren für ordinal skalierte Merkmale. Diese methodische Vorgehensweise ermöglicht eine strukturierte und umfassende Analyse des aktuellen Forschungsstandes zur Ableitung psychosozialer Faktoren aus SoMe im Kontext von KuK.

5.1 Übersicht und Abgrenzung von vorhandenen Reviews

Die Erforschung von Analysemethoden der SoMe stellt sich als ein äußerst umfangreiches Feld dar, welches sich aus diversen wissenschaftlichen Disziplinen speist, darunter die Kommunikationswissenschaft, Psychologie, Informatik und Soziologie. Die Bandbreite der Studien in diesem Bereich variiert stark: Sie reicht von der Analyse technischer und algorithmischer Aspekte über die Untersuchung sozialer und kollektiver Verhaltensweisen bis hin zur Erforschung psychosozialer Auswirkungen. Diese Vielfalt der Forschungsansätze unterstreicht die Komplexität des Untersuchungsgegenstandes und stellt eine signifikante Herausforderung dar. Bisher fehlt ein integrierter Überblick, der die verschiedenen Perspektiven zusammenführt und ihre Bedeutung für das Krisenmanagement umfassend beleuchtet. In diesem thematischen Kontext hebt sich die vorliegende Scoping Review durch mehrere distinktive Merkmale von anderen publizierten Arbeiten ab.

1. Erstens legt sie einen dezidierten Fokus auf die psychosoziale Dimension und die psychische Gesundheit im Kontext von KuK. Im Gegensatz dazu konzentrieren sich vergleichbare Studien oft auf spezifischere Phänomene, wie etwa die Verbreitung von Warnungen [305, 535] oder Identifikation einzelner psychischer Störungsbilder [450].

¹⁵Scoping Reviews dienen dazu, die Evidenz zusammenzufassen und den Umfang der Literatur zu einem Thema zu bewerten. Die Checkliste der PRISMA-Erweiterung für Scoping Reviews gemäß Tricco u. a. (2018) [464], die die relevanten Punkte für die Durchführung eines Scoping Review enthält, ist einschließlich der Seitenverweise in Kapitel B des Anhangs zu finden.

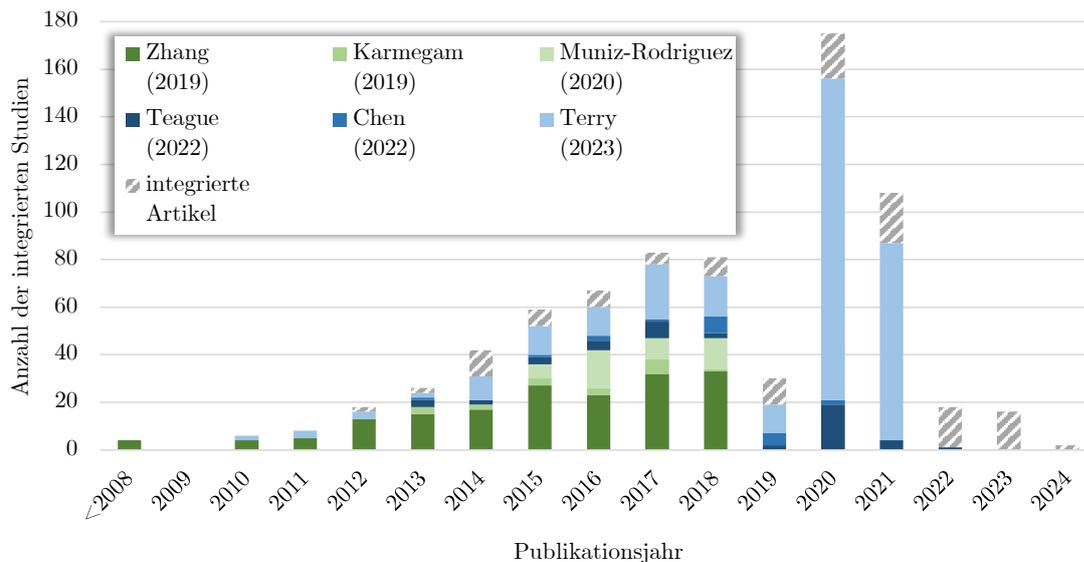


Abbildung 21: Anzahl der integrierten Studien im Vergleich

Das gestapelte Balkendiagramm zeigt die Anzahl der integrierten Artikel über die verschiedenen Reviews im zeitlichen Verlauf, wobei für die Jahre 2005 bis 2007 sowie 2009 in keiner der untersuchten Reviews relevante Publikationen gefunden wurden. Die beobachteten Unterschiede in der Artikelauswahl ergeben sich aus den leicht divergierenden Forschungsschwerpunkten und den damit verbundenen unterschiedlichen Suchbegriffen. Der schraffierte Bereich stellt die Anzahl der Artikel dar, die in der vorliegenden Scoping Review berücksichtigt wurden.

- Zweitens zeichnet sich diese Arbeit durch einen erweiterten Untersuchungszeitraum aus und schließt keine spezifische Krisenart aus. Dies ermöglicht ein umfassenderes Bild des aktuellen Forschungsstandes zur Ableitung psychosozialer Informationen aus SoMe. Eine chronologische Analyse der integrierten Artikel, wie in Abb. 21 dargestellt, zeigt, dass für die Periode von 2004 bis 2018 die Studie von Zhang u. a. [535] und für den Zeitraum von 2019 bis 2021 die Arbeit von Terry u. a. [452] die größte Anzahl an Artikeln einbezogen haben. Die Forschungsschwerpunkte dieser Studien spiegeln sich in der Anwendung abweichender Suchstrategien und -termini wider, was zu einer differenzierten Literaturlauswahl führt. Für die jüngste Entwicklung seit 2022 weist die vorliegende Studie die umfangreichste Artikelanalyse auf.
- Drittens geht der Fokus dieser Analyse über rein technische oder datenbasierte Ansätze hinaus. Stattdessen wird die diversitäre Rolle von Analysen der SoMe im Krisenkontext in den Mittelpunkt gerückt. Eine detaillierte Gegenüberstellung dieser Scoping Review mit vergleichbaren Übersichtsarbeiten findet sich im Anhang, Kap. B.4.

Die vorliegende Studie strebt an, eine Synthese der diversen Forschungsansätze zu bieten und dabei insbesondere die Relevanz für das Krisenmanagement herauszuarbeiten. Diese Herangehensweise ermöglicht es, die fragmentierten Erkenntnisse aus verschiedenen Disziplinen in einen kohärenten Rahmen zu integrieren und somit ein umfassenderes Verständnis der Ableitung psychosozialer Faktoren aus SoMe in KuK zu entwickeln.

5.2 Methodische Vorgehensweise

Angesichts der ausgeprägten Heterogenität des betrachteten Forschungsfeldes, des umfangreichen Datenvolumens sowie der Diversität der Studientypen und methodischen Ansätze wurde die Scoping Review als geeignete methodische Grundlage für diese Untersuchung gewählt [306]. Die Identifikation relevanter Studien erfolgte durch eine Kombination zweier Strategien: Zum einen wurde eine systematische Suche in wissenschaftlichen Datenbanken mittels elaborierter Suchstrings unter Verwendung Boolescher Operatoren durchgeführt. Zum anderen wurde diese Strategie durch die Anwendung des Schneeballprinzips ergänzt, um zusätzliche relevante Quellen zu erschließen [507]. In Übereinstimmung mit der JBI-Methodologie [96] wurden die selektierten Studien einer detaillierten Analyse unterzogen. Diese umfasste die Untersuchung der Häufigkeitsverteilungen spezifischer Merkmale, die Extraktion relevanter inhaltlicher Erkenntnisse sowie die Identifikation von Forschungslücken. Es sei darauf hingewiesen, dass im Rahmen dieser Scoping Review keine qualitative Bewertung der einbezogenen Studien vorgenommen wurde, was dem explorativen Charakter dieser Methodik entspricht.

5.2.1 Datengewinnung: Literaturrecherche – Suchstring-basiert

Basierend auf dem anvisierten Fokus, eine Forschungsübersicht zur Ableitung von psychosozialen Bedarfen und Ressourcen aus SoMe zu erstellen, wurden die drei Kategorien SoMe, KuK sowie psychosoziale Dimension mit Schlagwörtern und Synonymen hinterlegt. Angelehnt an Nordhausen und Hirt [316] erfolgte eine Verknüpfung der Suchkomponenten mithilfe von Booleschen Operatoren für die integrierten Datenbanken, siehe Anhang, Kap. B.2. Die Suchstrings wurden durch einen iterativen Optimierungsprozess auf Basis der initialen Suchergebnisse sukzessive präzisiert und zu den im Anhang dokumentierten finalen Suchterminologien geschärft. Insgesamt wurden drei Datenbanken aus den Bereichen Medizin und Gesundheitswissenschaften, Psychologie, Sozialwissenschaften und Kommunikation in deutsch und englisch durchsucht: PubMed, WoS und Scopus. Das Abfragedatum war der 19.07.2023 (WoS und PubMed) sowie eine aktualisierende Abfrage am 08.03.2024 (alle drei Datenbanken). Die Differenz zwischen den berichteten Zahl detektierter Artikel resultiert aus Änderungen in den Datenbanken über die verstrichene Zeit. Der früheste gefundene Artikel wurde im Jahr 2012 veröffentlicht. Obwohl bei Scoping-Reviews graue Literatur berücksichtigt werden kann, wurde angesichts des breiten und komplexen Themas beschlossen, diese Quellen auszulassen, um den Umfang des Materials überschaubar zu halten.

Alle gefundenen Artikel wurden tabellarisch in Microsoft Excel erfasst und systematisch in drei Stufen gesichtet, siehe Abb. 22. In der ersten suchstring-basierten Phase wurden insgesamt 1.908 Artikel gefunden, darunter ein deutschsprachiger Artikel, welcher im Volltextscreening ausgeschlossen wurde. Nach der Identifikation und Eliminierung von Duplikaten konnten 932 Artikel in den weiteren Screening-Prozess integriert werden. In der zweiten Phase wurde eine Kombination aus Titel- und Schlagwortsuche durchgeführt, sodass Artikel ausgeschlossen wurden, die für das Thema irrelevant waren oder die Einschlusskriterien nicht erfüllten. Die Studie fokussiert sich auf wissenschaftliche Artikel, die Daten aus digitalen Sozialen Netzwerken zur Erhebung psychologischer oder psychosozialer Faktoren in KuK nutzen. Eingeschlossen werden peer-reviewte Publikationen ohne zeitliche oder geografische Einschränkung, die sich auf alle Arten von KuK beziehen können. Ausgeschlossen werden hingegen Studien, die SoMe lediglich als Kontaktmedium (bspw. zur Teilnehmendenakquise) nutzen, sich auf politische oder Marketing-Aspekte konzentrieren, oder die ausschließlich die Auswirkungen der Nutzung von SoMe betrachten. Ebenfalls

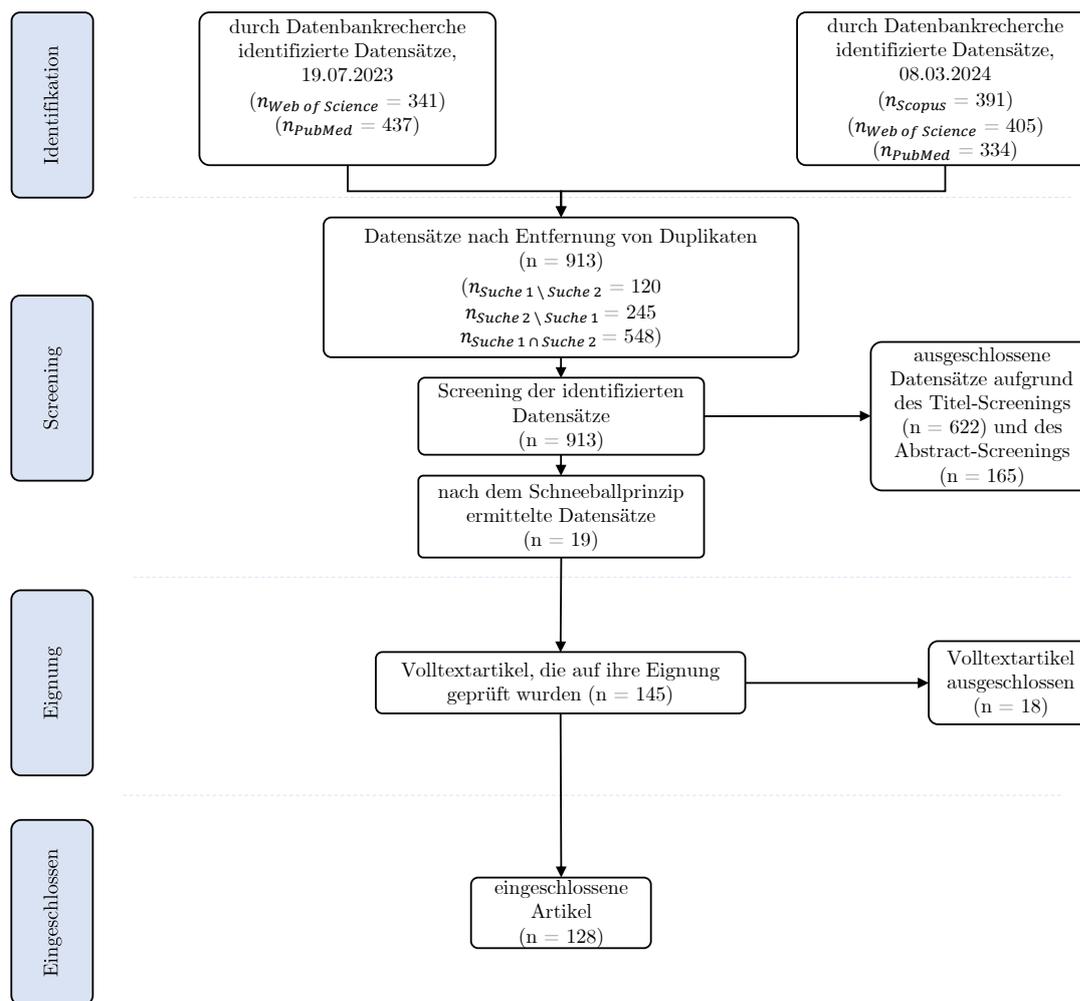


Abbildung 22: Ablaufdiagramm der Preferred Reporting Items for Systematic Reviews and Meta-Analyses Extension for Scoping Reviews (PRISMA-ScR)

Der systematische Literaturselektionsprozess wurde gemäß PRISMA-Richtlinien durchgeführt und dokumentiert. Ausgehend von initial 1.908 identifizierten Publikationen verblieben nach Entfernung von Duplikaten 913 Artikel, die einem mehrstufigen Screeningprozess unterzogen wurden: Nach Titel- und Abstract-Screening (787 ausgeschlossene Artikel), Datendetektion mittels Schneeballprinzip (19 Artikel) sowie Volltext-Analyse (18 ausgeschlossene Artikel mit dokumentierten Ausschlussgründen) konnten 128 relevante Studien identifiziert werden.

nicht berücksichtigt werden Arbeiten, die sich auf individuelle psychologische Krisen ohne Bezug zu größeren sozialen oder kollektiven KuK beziehen, sowie Studien, die sich primär mit medizinischen Public Health-Themen oder der Reputation von Organisationen in KuK befassen. Eine detaillierte Auflistung der Ein- und Ausschlusskriterien findet sich im Anhang, Kap. B.3.

Alle Abstracts von Artikeln mit mehrdeutigen Titeln wurden gelesen, und diejenigen, die die vordefinierten Kriterien nicht erfüllten, wurden aussortiert. Veröffentlichungen ohne Abstracts wurden in der dritten Runde des Screenings berücksichtigt. Insgesamt wurden 145 Volltextartikel (einschließlich 19 relevanter Artikel nach dem Schneeballprinzip [507]) als potenziell relevant eingestuft. In der dritten Phase, dem Volltextscreening, wurden die Artikel anhand der Ein- und Ausschlusskriterien geprüft und in- oder exkludiert. Insgesamt

wurden 128 Artikel ermittelt, die in die Datenextraktion einbezogen wurden (siehe Abb. 22).

5.2.2 Datenanalyse: Scoping Review nach JBI Methodologie

Die Tabellen zur Datenextraktion wurden mit Microsoft Excel erstellt. Für jeden Artikel, der die Einschlusskriterien erfüllte, wurden spezifische Charakteristika aus dem Volltextartikel extrahiert und dokumentiert. Zu diesen Informationen gehören

1. allgemeine Informationen (Titel, Autor, Jahr, Sprache, Zielsetzung),
2. Informationen zur betrachteten KuK (Jahr, Art, Name, Ort, Zeitraum),
3. relevante Informationen für Entscheidungstragende (Implikationen für Entscheidungstragende, Kommunikatoren und Datenanalysten; Visualisierungsformen),
4. Informationen zur Datengewinnung (Plattformen, Vorgehensweise der Datenextrahierung (selbst gemonitort vs. Datensätze), Zeitraum, Vorgehensweise und genutzte Variablen (Keywords, Accounts und/oder Orte), Tools),
5. Informationen zum analysierten Datensatz (Umfang, Sprache, Format, integrierte Phasen des Krisenmanagementszyklus),
6. Informationen zur Umsetzung der Datenanalyse (technisch vs. manuell, Entwicklung vs. Optimierung vs. Anwendung bestehender Algorithmen, gesetzter Fokus, Kategorien(-bildung), Methodik, Tools, Metriken) und
7. Erkenntnisse sowie Forschungslücken.

Eine weiterführende Beschreibung der Charakteristika sowie die zugrundeliegenden Kategorien befinden sich im Anhang, Kap. B.5. Die insgesamt 15 Kategorien der Datencharakterisierung wurden auf der Grundlage von Expertenempfehlungen und einer ersten Literaturrecherche festgelegt, die darauf abzielte, Klassifizierungen zu entwickeln, um die Ziele der Übersichtserstellung zu erreichen. Eine vollständige Liste der identifizierten Charakteristika je eingeschlossener Studie findet sich im Anhang, Kap. B.6.

Die aggregierende Datenanalyse basiert auf einer Synthese quantitativer und qualitativer Ansätze. Zur Komplexitätsreduktion der textuellen Charakteristika und zur Generierung aussagekräftiger, abstrakter Erkenntnisse wurde die zusammenfassende qualitative Inhaltsanalyse nach Mayring herangezogen [282]. Diese Methodik ermöglicht es, den Kern der ursprünglichen Aussagen zu bewahren und simultan eine kondensierte Darstellung der zentralen Inhalte zu erzeugen. Im Rahmen der quantitativen Auswertung kamen deskriptive statistische Verfahren zum Einsatz. Komplementär hierzu wurde eine unüberwachte Klassifikation der Titel mittels des k-Means-Algorithmus der Scikit-Learn-Bibliothek von Python durchgeführt¹⁶. Für diesen Prozess wurden die textuellen Daten durch Term Frequency-Inverse Document Frequency (TF-IDF) in ein numerisches Format transformiert und anschließend mittels Hauptkomponentenanalyse (PCA) auf zwei Dimensionen reduziert [15, 133]. Diese Vorgehensweise ermöglicht eine Clusteranalyse und Visualisierung der gruppierten textuellen Daten in einem zweidimensionalen Raum [7], siehe Kap. 5.3.1 Abb. 25.

¹⁶<https://scikit-learn.org/stable/modules/generated/sklearn.cluster.KMeans.html>, letzter Zugriff: 29.12.2024

5.3 Ergebnisdarstellung

In den letzten Jahren hat die zunehmende Nutzung der SoMe während KuK die Aufmerksamkeit der Forschung auf sich gezogen. Dies zeigt sich auch in der Anzahl der aktuellen Literatur zur Ableitung psychosozialer Faktoren aus Daten der SoMe in KuK. Im Rahmen der vorliegenden Analyse von 128 Studien, veröffentlicht zwischen 2012 und 2024, zeigt sich ein wachsender Trend in diesem Forschungsfeld. Die Ergebnisse verdeutlichen, dass SoMe eine umfangreiche Quelle für Echtzeitdaten über die psychosoziale Dynamik, das Situationsverständnis, Verhalten sowie Meinung der Bevölkerung während KuK darstellen. Etwa 77 % der untersuchten Studien fokussierten sich auf Naturkatastrophen, während 23 % sich mit von Menschen verursachten KuK befassten. Die identifizierten psychosozialen Faktoren und Klassifizierungen der Daten umfassen ein breites Spektrum, darunter Sentimente, Emotionen, Bedarfe und Bewältigungsmechanismen. Eine Differenzierung der Begrifflichkeiten findet sich in Kap. 2.3.3. Die Studien deuten darauf hin, dass es einen Zusammenhang zwischen dem psychischen Wohlbefinden der Bevölkerung bei Katastrophen und der Anzahl der Posts in den SoMe gibt. Einige Studien weisen auf positive Auswirkungen durch die Nutzung von SoMe in KuK, wie emotionale Entlastung und Unterstützung durch die Gemeinschaft, hin, während andere negative Auswirkungen wie verstärkte Depressionen und Angst hervorheben [313, 537]. Hierbei wird auch betont, dass SoMe als ein Indikator für Auswirkungen von KuK auf die psychische Gesundheit der Bevölkerung genutzt werden können [450].

5.3.1 Merkmale der einbezogenen Studien

Der größte Teil der integrierten Studien bezieht sich auf die Akutphase der jeweiligen KuK, nutzt lexikon-basierte (LB) Analysemethoden und fokussiert auf die den Nachrichten zugrundeliegenden Emotionen und Sentiment. Das durchschnittliche Veröffentlichungsjahr

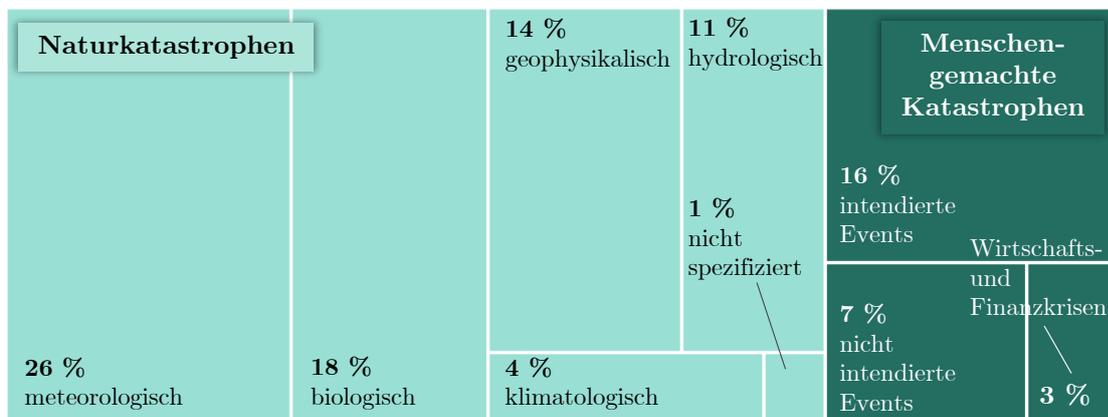


Abbildung 23: Treemap-Diagramm zur Darstellung der Anteile analysierter Katastrophenarten

Die Größe der Flächenelemente repräsentiert den jeweiligen Anteil vom Gesamtdatensatz (n = 128) einbezogener Studien. Die farbliche Differenzierung unterscheidet zwischen Naturkatastrophen und anthropogenen Ereignissen (klassifiziert in Anlehnung an [408, 479]).

war 2019 (Standardabweichung (SD): 3,1 Jahre), wobei der früheste Artikel 2012 veröffentlicht wurde. In den 128 integrierten Studien wurden insgesamt 215 KuK untersucht. Meteorologische KuK waren die am häufigsten untersuchten Katastrophenereignisse (55/215, 26 %, einschließlich Hurricane Sandy, Hurricane Harvey und Hurricane Irma), gefolgt von biologischen Katastrophenereignissen (38/215, 18 %, einschließlich Covid-

19-Pandemie, Ebola und EHEC), und menschengemachten, intendierten Katastrophen (35/215, 16 %, einschließlich Terroranschlägen, Amoktaten, Mehrfachtötungsdelikten und Krieg), siehe Abb. 23. Dabei beziehen sich die Veröffentlichungen im Durchschnitt auf KuK, die 3,1 Jahre vor dem Publikationsjahr stattgefunden haben (SD: 2,2 Jahre, Bereich 0 bis 19 Jahre). Zudem werden überwiegend Daten aus Akutphasen der jeweiligen KuK analysiert (60/128, 47 %). In 27 % der integrierten Studien beziehen sich die Daten auf die Phasen vor, während und nach der KuK. Die Analysen wurden bei allen Studien mit dem Gesamtdatensatz und nicht sequenziell durchgeführt.

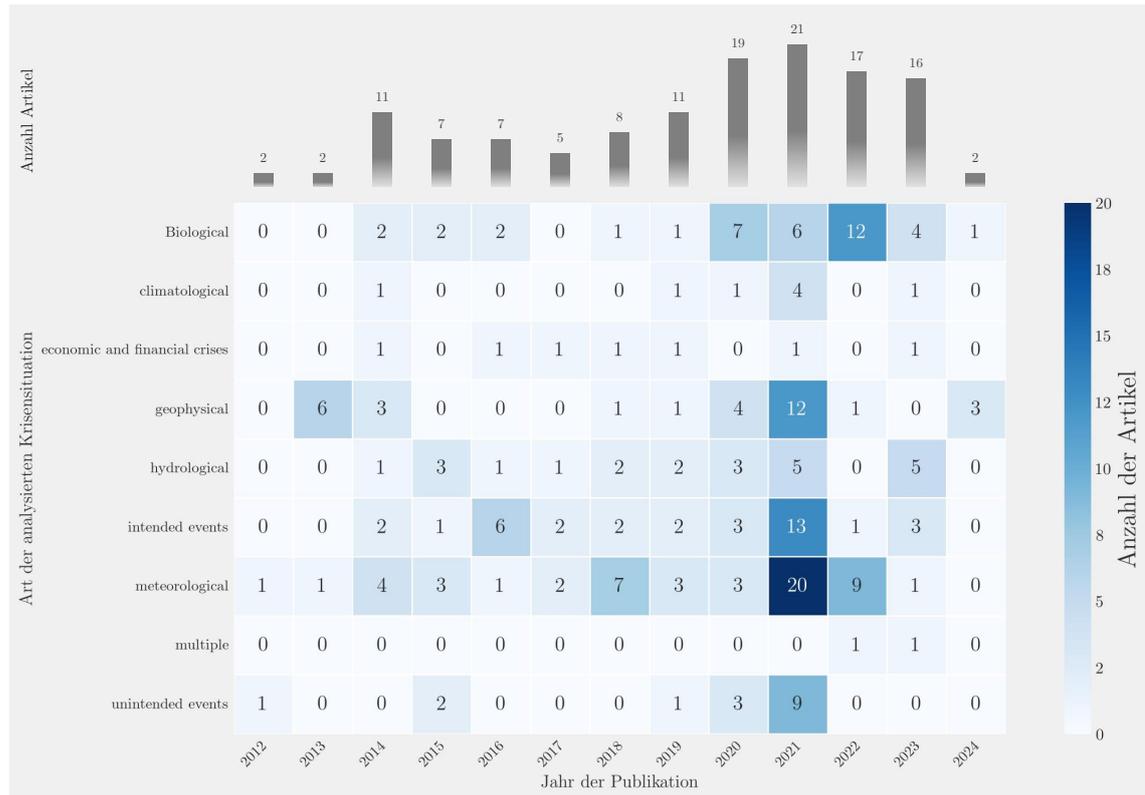


Abbildung 24: Anzahl der Studien nach Publikationsjahr und Art der analysierten KuK Die Heatmap stellt die Anzahl der analysierten Krisenarten pro Publikationsjahr dar ($n_{gesamt} = 215$ untersuchte KuK) und visualisiert dies durch Farbintensität sowie die Angabe der absoluten Häufigkeit. Ergänzend zeigt das Balkendiagramm oberhalb der Heatmap die absolute Anzahl der integrierten Artikel je Publikationsjahr ($n_{gesamt} = 128$ integrierte Studien).

Abbildung 24 präsentiert eine Matrixdarstellung, die die Häufigkeit der Studien in Relation zu den Dimensionen „Jahr der Publikation“ und „Art der analysierten Krisensituation“ visualisiert. Diese Darstellung verdeutlicht, dass der Höhepunkt der Publikationsaktivität im betrachteten Forschungsfeld im Jahr 2021 (durch die psychosozial prägende Covid-19-Pandemie) lag. Aus dem selben Grund standen im Zeitraum von 2020 bis 2023 biologische KuK im Fokus der Forschung, welche im Jahr 2022 sogar die am häufigsten untersuchte Gefahrenkategorie darstellten. Zusätzlich visualisiert die Darstellung durch die Farbgebung den Fokus auf meteorologische KuK.

Das am häufigsten untersuchte Einzelkatastrophenereignis von 2012 bis 2024 war die COVID-19-Pandemie (29/215, 14 %), gefolgt von Hurricane Sandy (13/215, 6 %). In zwei Studien wurde die betrachtete Katastrophe nicht eindeutig angegeben. Darüber hinaus

wurde in den häufigsten Fällen der genaue Ort der analysierten KuK nicht benannt (49/215, 23 %). Losgelöst davon wurde am häufigsten über Katastrophen in den Vereinigten Staaten berichtet (43/215, 20 %), gefolgt von multinational (29/215, 14 %), China (21/215, 10 %) und Indien (12/215, 6 %). Kontinental betrachtet, beziehen sich die meisten Studien auf KuK in Asien (27 %) und Amerika (23 %).

Daten einer KuK in Deutschland verwendeten lediglich vier Studien (nur zwei davon auch Daten aus den SoMe in deutscher Sprache). Hierbei wurden die folgenden KuK fokussiert:

- Amokfahrt in Münster am 7. April 2018 [227, 226],
- G20-Gipfel in Hamburg am 7. und 8. Juli 2017 [227, 226],
- Sexuelle Übergriffe in der Silvesternacht 2015 in Köln [343] und
- der Ausbruch von enterohämorrhagischen Escherichia Coli O104:H4 in Deutschland 2011 [124].

Darüber hinaus haben neun Studien der Stichprobe (9/128, 7 %) deutsche Daten aus SoMe in die Analyse einbezogen, sieben davon nur als eine Sprache unter mehreren [413, 124, 343, 513, 516, 536, 69, 441, 487].

Die am häufigsten untersuchten Plattformen der SoMe sind Twitter (92/128, 72 %), Sina Weibo (23/128, 18 %) und zwei verschiedene Plattformen (5/128, von denen drei Artikel die Kombination von Twitter und Sina Weibo für die Datendetektion verwendet haben). Fast alle Artikel gaben die Anzahl der zugrundeliegenden Datenmenge an (123/128, 97 %), mit einer durchschnittlichen Anzahl der Beiträge in den eingeschlossenen Studien von 7.858.275,76 (SD: 32.699.337,15, Bereich 492-310.000.000).

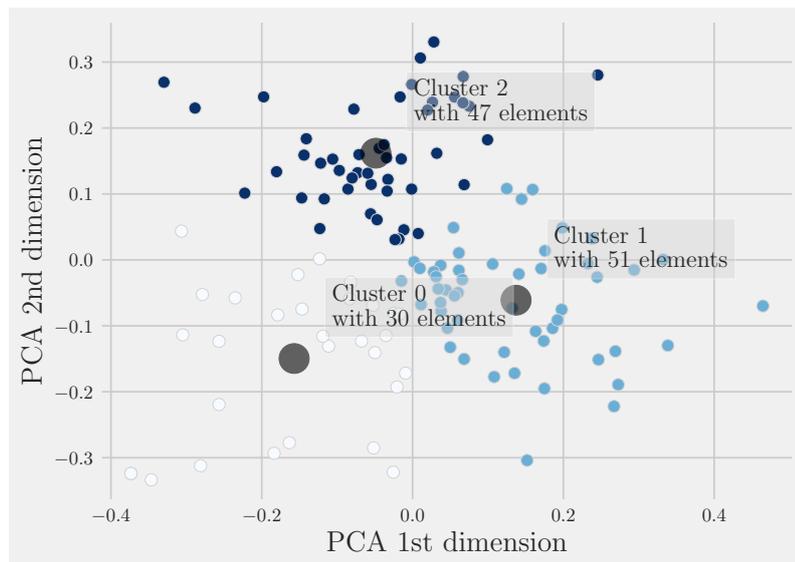


Abbildung 25: K-Means-Clustering-Ergebnisse für die Titel der integrierten Artikel
Die Farbgebung der Datenpunkte zeigt die Zuordnung der Studientitel im transformierten und auf zwei Dimensionen reduzierten Raum zu den Clustern 0 (weiße Punkte): pandemische Bedingungen, 1 (hellblau): Sentimentanalyse von Twitterdaten aus KuK mit Fokus auf Naturereignisse und 2 (dunkelblau): Analyse von SoMe mit einem Fokus auf die öffentliche Meinung. Die schwarzen transparenten Punkte kennzeichnen die Zentroide, die Datenpunkte, die die Clusterzentren repräsentieren.

Zur Identifikation distinktiver Forschungscluster wurde eine unüberwachte Klassifikation der Titel der integrierten Studien mittels k-Means-Algorithmus durchgeführt [7]. Die optimale Anzahl der Cluster wurde anhand der Elbow-Methode ermittelt, welche auf drei distinkte Klassen hindeutete. Diese Clusterstruktur ist in Abb. 25 visualisiert, wobei die Datenpunkte auf die ersten beiden Hauptkomponenten (PC1 und PC2) einer PCA projiziert wurden. Um die inhaltliche Ausrichtung der identifizierten Cluster zu charakterisieren, erfolgte eine Analyse der frequentesten Begriffe innerhalb jeder Klasse. Hierfür wurden die Terme mit den höchsten TF-IDF-Werten herangezogen. Diese Analyse ermöglichte folgende Interpretation der Cluster:

- 0 Fokus auf pandemische Bedingungen,
- 1 Sentimentanalyse von Twitter-Daten in KuK mit Schwerpunkt auf Naturereignisse und
- 2 Analyse der SoMe mit Fokus auf die öffentliche Meinungsbildung.

Diese Klassifikation bietet einen Überblick über die Hauptforschungsrichtungen im untersuchten Datensatz integrierter Studien.

5.3.2 Erkenntnisse zur technischen Vorgehensweise der Analyse Sozialer Medien in wissenschaftlichen Studien mit psychosozialem Fokus

Innerhalb dieser Hauptforschungsrichtungen sind besonders die fokussierten Inhalte, gewählten Klassifizierungen sowie verwendeten Methoden relevant, um die technische Vorgehensweise zur Ableitung von Erkenntnissen für ein Psychosoziales Lagebild des digitalen Raumes (Psych-LDR) zu erfassen. Keine der betrachteten Studien hat die durchgeführten Analysen bereits als Erkenntnisgewinn für ein Psych-LDR benannt. Durch die Suchstrings sowie die Einschlusskriterien wurden Studien integriert, welche einen Fokus auf Bedarfe oder Ressourcen in variierender Ausdrucksform (bspw. Emotionsausdrücke, Sentiment, etc.) legen. In den Artikeln wurden im Rahmen der Sentimentanalyse (siehe Kap. 2.3.3) insgesamt sieben verschiedene psychosoziale Bereiche fokussiert (teilweise in Kombination): Sentimente, Emotionen, Verhalten, Bewältigungsstrategien/Ressourcen, Bedürfnisse, Meinungen und andere.

Das vorliegende Alluvialdiagramm, Abb. 26, visualisiert die Komplexität und Vielfalt der Ansätze zur Sentimentanalyse in der untersuchten Literatur. Es zeigt vier Hauptkategorien auf der linken Seite: LB, Machine-Learning (ML), Kombination aus ML und LB und manuelle Datenauswertung, welche die grundlegenden methodischen Ansätze repräsentieren. Diese verzweigen sich in der Mitte des Diagrammes zu verschiedenen Unterkategorien, die die spezifischen fokussierten Aspekte der Sentimentanalyse wie „Sentiment und Emotionen“, „Sentiment und andere“, oder „Verhalten“ darstellen. Auf der rechten Seite münden diese Ströme in eine Vielzahl von Klassifikationsschemata, wobei die Komplexität von binären Klassifikationen bis hin zu erweiterten Basisemotionen reicht. Dabei impliziert „Skala mit numerischen Werten“ bspw. [-1;+1], „Skala mit qualitativen Kategorien“ die Differenzierung in positiv, neutral und negativ und „Basisemotionen“ die grundsätzliche, erweiterte und reduzierte Verwendung eines Modells der Basisemotionen, bspw. Plutchik oder Ekman (siehe auch Kap. 2.3.3).

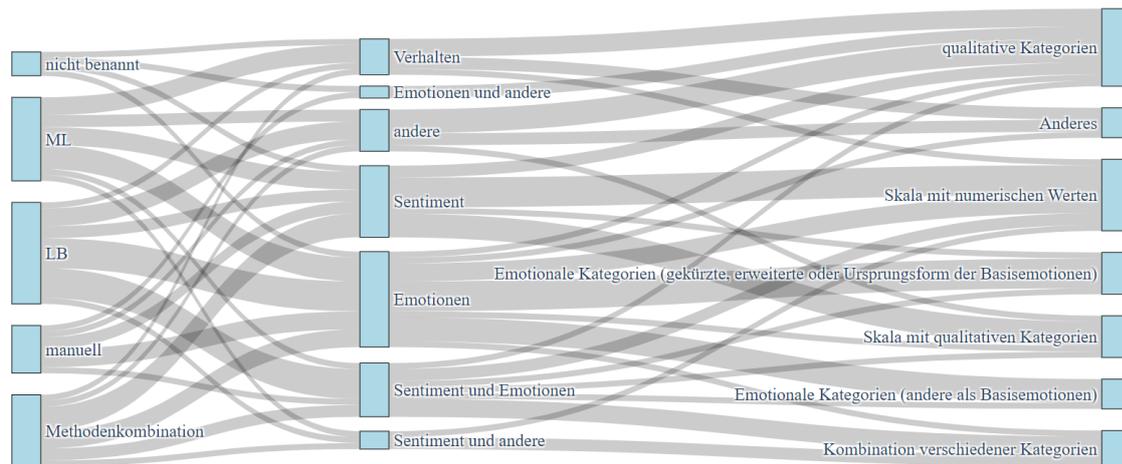


Abbildung 26: Alluvialdiagramm zur visualisierten Struktur der Informationsverarbeitung: Techniken, Fokusthemen und Klassifizierungen in der Analyse

Die Flächengröße der Entitäten repräsentiert den Anteil der zugeordneten Studien. Die Breite der Verbindungsstränge zeigt, welcher Anteil der jeweiligen Entitäten in den verknüpften Kategorien vertreten ist. Die verwendeten Abkürzungen stehen für Lexicon-based (LB), Machine-Learning (ML) und Kombination (kombinierte Verwendung von LB und ML).

Die Vielzahl der Stränge zeigt die Variabilität der verschiedenen Methoden. Darüber hinaus verdeutlicht die Stärke der Verbindungen in Kombination mit der Größe der Entitäten, dass

- besonders LB-Methoden verwendet wurden,
- LB- oder ML-Methoden selten kombiniert genutzt wurden,
- die grundlegenden methodischen Ansätze sich jeweils zum größten Teil auf die dominierenden Fokusthemen „Sentiment“ und „Emotionen“ oder die Kombination dieser aufteilen,
- in der manuellen Datenklassifizierung und -analyse die Betrachtung der Emotionen dominiert,
- Sentiment überwiegend anhand von Skalen (bspw. -1 bis +1) oder in die drei Kategorien positiv, neutral und negativ eingestuft wurde,
- Emotionen überwiegend anhand nominaler Kategorien oder den (Varianten der) Basisemotionen kategorisiert wurden.

Die Analyse der Studien offenbart, dass in der Mehrheit der Fälle (104/128, 81 %) die deduktive Grundlage der verwendeten Klassifizierungsgrundlage nicht explizit benannt wird. In den übrigen Studien basieren die Klassifikationen häufig auf den Arbeiten von Ekman [94], Plutchik [341] oder Skinner [424], wobei das Emotionsrad nach Plutchik [341] erst seit 2021 verstärkt Beachtung findet. Die Mehrzahl der Studien, die sich auf Emotionen konzentrieren, verwendet eine Kombination aus mehreren der folgenden Klassen: Wut, Angst, Traurigkeit, Ekel, Vorfremde, Freude, Vertrauen, Überraschung, Sorge, Schrecken, Ruhe, Unbehagen, Furcht und Erleichterung. Im Kontrast dazu erfolgt die Sentimentklassifizierung überwiegend auf einer Skala von -1 bis +1, beziehungsweise in den Kategorien negativ, neutral und positiv. Darüber hinaus wird deutlich, dass spezifische Themen (bspw.

Tabelle 7: Top 10 - Meist genutzte Modelle in den integrierten Studien

Modell	Anzahl der Studien	Studien
Linguistic Inquiry and Word Count (LIWC) ¹	17	[74, 86, 236, 343, 249, 198, 199, 58, 60, 412, 204, 245, 440, 10, 22, 539, 497]
Support Vector Machine (SVM) ²	16	[483, 404, 51, 83, 351, 367, 150, 219, 387, 78, 85, 98, 314, 101, 256, 414]
Latent Dirichlet Allocation (LDA) ¹	14	[53, 518, 237, 150, 415, 177, 513, 138, 525, 149, 262, 338, 347, 151]
manuell	12	[386, 406, 124, 326, 474, 93, 141, 146, 287, 72, 521, 517]
Valence Aware Dictionary and sEntiment Reasoner (VADER) ¹	12	[100, 177, 513, 78, 490, 525, 22, 61, 122, 246, 259, 496]
SentiStrength ¹	11	[309, 51, 409, 413, 258, 237, 351, 58, 205, 270, 414]
Naïve Bayes (NB) ²	7	[309, 272, 404, 214, 85, 171, 256]
AFINN ¹	7	[309, 483, 404, 51, 351, 492, 304]
Random Forest (RF) ²	5	[150, 85, 149, 414, 151]
nicht spezifiziert	12	[530, 461, 257, 103, 345, 83, 475, 158, 181, 262, 6, 118]

¹ Lexicon-based, ² Machine-Learning

Bedarfe) nur mit ML-Methoden betrachtet wurden.

Insgesamt fällt eine vorherrschende Defizitorientierung im aktuellen Forschungsstand auf. Obwohl die Suchkriterien der Scoping Review durch Begriffe wie „health“ oder „well-being“ sowohl ressourcen- als auch defizitorientierte Ansätze implizieren, fokussieren sich die integrierten Studien überwiegend auf negative Sentiments. Eine Berücksichtigung der Selbsthilfefähigkeit der Bevölkerung in Form vorhandener Ressourcen erfolgt nicht.

Tabelle 7 bietet einen Überblick über die zehn am häufigsten verwendeten Modelle in den analysierten Studien zu KuK. An der Spitze stehen sprachbasierte Ansätze wie Linguistic Inquiry and Word Count (LIWC) mit 13,3 % der integrierten Studien, dicht gefolgt von ML-Methoden wie Support Vector Machine (SVM) mit 12,5 % der integrierten Studien.

5.3.3 Zusammenfassung der Empfehlungen und Erkenntnisse für Entscheidungstragende zur Nutzung Sozialer Medien

Viele der gesichteten Artikel implizieren Handlungsempfehlungen und Erkenntnisse direkt adressiert an Entscheidungstragende. Eine durchgeführte qualitativ zusammenfassende Inhaltsanalyse des Datenmaterials führte zu 438 Textsequenzen aus 97 Artikeln der Scoping Review (31 Studien adressierten keine Informationen an Entscheidungstragende). Dabei wurden die sechs induktiven Kategorien (1) Merkmale für die Analyse von SoMe (Social Media Analysis, SMA), (2) Vorteile von SMA, (3) möglicher Informationsgewinn aus SoMe, (4) konkrete Handlungsempfehlungen für Entscheidungstragende, (5) notwendige Entwicklungen und (6) Erkenntnisse für die Deutung weiterer Analyseergebnisse abgeleitet. Insgesamt ergeben sich dadurch aus den gesichteten Artikeln diverse komplexe Handlungsfelder für Entscheidungstragende, die sich primär in acht Kernbereiche aufteilen lassen:

1. Die strategische Ressourcenallokation in Verbindung mit einer adäquaten Kommunikationsstrategie sollte explizit die Nutzung SoMe berücksichtigen und edukative Maßnahmen zur Regulierung der öffentlichen Informationsverbreitung implementieren [53, 74, 124, 93, 422]. Durch gezielte Aufklärung der Bevölkerung sollen öffentlich geteilte Informationen so gesteuert werden, dass situationsangemessenes Verhalten gefördert und hierdurch die Katastrophenauswirkungen minimiert werden [422, 347].
2. Im Bereich der Krisenreaktion und Evakuierung ist die Entwicklung bevölkerungsorientierter Katastrophenbewältigungsstrategien auf Basis der Erkenntnisse aus SoMe (bspw. wie viele Personen befinden sich wo) von zentraler Bedeutung. Dies umfasst die Optimierung von Evakuierungsverfahren und Informationsdissemination sowie die Erarbeitung effektiver Transportwegplanung [257, 198, 85, 345]. Diese Maßnahmen zielen darauf ab, die Sicherheit und das Wohlergehen der betroffenen Bevölkerung in KuK zu maximieren. So können bspw. Entscheidungstragende aus dem Krisenmanagement zielgerichtete Hilfsinformationen an die von der Krise betroffenen Bevölkerungsgruppen weitergeben [525].
3. Effektive individuelle und gesellschaftliche Unterstützungsmaßnahmen sollen identifiziert und implementiert werden. Die Förderung präemptiver Reaktionsmechanismen (bspw. kritische Medienkompetenz) auf individueller Ebene sowie die Entwicklung emotionssensitiver Kommunikationsstrategien zur Reduktion von Bedrohungswahrnehmungen sind hierbei von besonderer Relevanz [287, 60, 124]. So können z. B. Kommunikationsstrategien in der Bewältigungsphase, die darauf abzielen, dass die Menschen eine Herausforderung und nicht eine Bedrohung wahrnehmen, den Umgang mit Ärger und möglicherweise dessen Abbau ermöglichen [124]. Darüber hinaus kann das Eingestehen der Sorgen und Panik, die die Menschen möglicherweise empfinden, sowie das Zeigen von Verständnis für die Emotionen der Menschen wirksamer sein, um die Menschen zu aktiven Reaktionen zu bewegen, als die sachliche Übermittlung von Handlungsanweisungen [60].
4. Es ist essenziell, adäquate soziale Ressourcen zur Bewältigung wahrgenommener Bedrohungen bereitzustellen und sich durch transparente Kommunikation als vertrauenswürdige Informationsquelle zu etablieren [517, 526]. Gemäß Yang, Wang und Chen [517] sollte bspw. die Regierung die Vorankündigung von Ereignissen rechtzeitig und transparent in den offiziellen Medien veröffentlichen und eine Plattform schaffen, über die sich jeder direkt an die Regierung wenden kann, um Rat und Hilfe bei einem größeren öffentlichen Notfall zu erhalten.

5. Die Entwicklung spezifischer und zielgerichteter Strategien soll auf emotionaler Analyse basieren [182, 245, 387]. Die Anpassung von Strategien an die Charakteristika extremer Ereignisse sowie die Berücksichtigung der Handlungsgeschwindigkeit der Bevölkerung in KuK sind hierbei von zentraler Bedeutung. Dabei kann z. B. die Beachtung von Änderungen der Informationspräferenzen (bspw. hin zu potenziellen Schäden) in der Öffentlichkeit dazu beitragen, dass offizielle Informationsquellen eine höhere Aufmerksamkeit erhalten [60].
6. Im Bereich der Gesundheitskommunikation ist es erforderlich, die Befähigung der Bevölkerung, Bedürfnisse in Bezug auf die eigene Gesundheit benennen und relevante Informationen finden zu können, durch Erkenntnisse aus der Krisenreaktion in SoMe situationsangepasst anzustreben [287, 372]. „Gesundheitskommunikation ist ein Forschungs- und Anwendungsfeld, das sich mit den sozialen Bedingungen, Folgen und Bedeutungen von gesundheitsbezogener und gesundheitsrelevanter, intendierter und nicht-intendierter, intrapersonaler, interpersonaler, medialer und öffentlicher Kommunikation beschäftigt.“ [372] Die Gesundheitskommunikation sollte dabei auch über die Bewältigungsphase hinaus aufrecht erhalten werden, da die potenzielle Bedrohung weiterhin bestehen kann und die Öffentlichkeit wachsam sein muss [287].
7. Eine Intensivierung der Öffentlichkeitsarbeit zur Sicherstellung der Informationsversorgung sowie die Förderung der Nutzung verifizierter Accounts in SoMe von Behörden und Organisationen mit Sicherheitsaufgaben (BOS) wird empfohlen [141, 198, 525]. Die Priorisierung der Informationsverbreitung über Nachrichtenmedien während KuK ist ebenfalls von hoher Relevanz [171].
8. Basierend auf den Erkenntnissen aus den SoMe sollen die Integration psychologischer Bedürfnisse in traditionelle physische Rettungsmethoden, die Synchronisierung von Hilfsmaßnahmen mit den Bedürfnissen der Betroffenen sowie die kritische Prüfung potenzieller Verzerrungen bei der Entscheidungsfindung im Krisenmanagement Berücksichtigung finden [141, 415]. Dabei ist vor allem auch Unterstützung für Personen mit bereits bestehenden psychischen oder physischen Problemen erforderlich [440].

Insgesamt betonen damit alle Artikel, dass SoMe sehr viele Potenziale für die Entscheidungsfindung und das Krisenmanagement haben. Primär soll SMA eine verbesserte Lagebeurteilung und Situationswahrnehmung in Echtzeit bewirken, was zu einer effizienteren Ressourcenallokation und schnelleren Entscheidungsfindung in zeitkritischen Situationen führen soll [51, 474, 146, 151]. Darüber hinaus erlaubt die Analyse von Daten der SoMe eine frühzeitige Erkennung aufkommender Probleme sowie die Identifikation von Bedürfnismustern und mentalen Gesundheitsrisiken in der betroffenen Bevölkerung [519, 264]. Dies unterstützt nicht nur die Optimierung von Hilfsmaßnahmen und Kommunikationsstrategien, sondern ermöglicht auch eine langfristige Planung von Wiederaufbau- und Resilienzbestrebungen [414].

Nicht zuletzt fördert die Einbeziehung von SoMe das Vertrauen der Öffentlichkeit in die Berichterstattung und bietet wertvolle Einblicke für die Entwicklung zukünftiger Krisenmanagementstrategien und Präventionsmaßnahmen [198]. Die anvisierten Informationen aus SoMe sollen dabei zusammenfassend folgende Punkte umfassen: Verhaltens- und Bewegungsänderungen, situative Bedürfnisse, Bewältigungsstrategien, laufende Debatten, emotionale Reaktionen (insbesondere Ärger und Schuldzuweisungen), Handlungen der Betroffenen, Meinungsbildung, Stressreaktionen, soziale Interaktionsmuster, räumlich-zeitliche Verteilung von Emotionen, spontanes Verhalten, öffentliche Ängste und Wissenslücken,

Stimmungsentwicklung, Risikowahrnehmung, Einschätzung der KuK, psychologische Auswirkungen, Bewältigungskapazitäten, lokalisierte und menschenzentrierte Informationen, Beeinträchtigung des Alltags, dringende öffentliche Forderungen, regionale Sentimentkarten und Schadensberichte. Dabei wurden besonders häufig

- Emotionale Reaktionen und Stimmungsentwicklung [136, 270],
- Situative Bedürfnisse und dringende öffentliche Forderungen [53, 60] und
- Räumlich-zeitliche Verteilung von Emotionen und Verhaltensänderungen [519, 187]

aufgeführt. Aus diesen Indikatoren konnten diverse Erkenntnisse für die Deutung weiterer Analyseergebnisse abgeleitet werden. Ein zentraler Aspekt ist die Dynamik emotionaler Reaktionen, wobei negative Emotionen oft dominieren und als Indikator für Handlungsbedarfe dienen können [85]. Dabei ist zu beachten, dass die Intensität dieser Emotionen im Krisenverlauf variiert und sowohl direkt Betroffene als auch die breite Öffentlichkeit betrifft [509]. Die Untersuchungen zeigen zudem, dass frühzeitige emotionale Reaktionen potenzielle Prädiktoren für langfristige psychische Gesundheitsbedürfnisse sein können [135]. Vertrauensbildende Maßnahmen und transparente Kommunikation seitens der Behörden können dabei die öffentliche Wahrnehmung positiv beeinflussen [124].

Darüber hinaus können auch scheinbar positive Äußerungen wie Humor auf einen Mangel an Bewältigungsressourcen hindeuten [287]. Demografische und sozioökonomische Faktoren spielen ebenfalls eine Rolle bei der Reaktion auf KuK, wobei beispielsweise Unterschiede zwischen ethnischen Gruppen und Geschlechtern beobachtet wurden [525]. Diese Erkenntnisse unterstreichen die Notwendigkeit einer differenzierten, zielgruppenspezifischen Krisenkommunikation und -intervention.

5.4 Vergleichende Diskussion der Ergebnisse

Die vorliegende Scoping Review, die Quellen bis Mitte 2024 einbezieht, konsolidiert und erweitert die Erkenntnisse bestehender systematischer Übersichtsarbeiten im Kontext des Psych-LDR. Sie integriert die aktuellste Literatur zu den Themenkomplexen SoMe, KuK und Psychosoziale Faktoren. Ein zentrales Ergebnis ist die Dominanz von Naturkatastrophen (77 % der betrachteten KuK) in den analysierten Studien. Demgegenüber haben Huang u. a. [173] für den Zeitraum Juni bis November 2020 lediglich 35 % der in SoMe detektierten KuK als Naturereignisse und 42 % als KuK anthropogener Ursachen identifiziert. Zudem weichen die Ergebnisse von der Scoping Review nach Zhang u. a. [535] ab, insbesondere hinsichtlich der Berücksichtigung meteorologischer KuK, die in der vorliegenden Studie 26 % der Krisenarten ausmachen.

Die geographische Verteilung der analysierten KuK zeigt eine Diskrepanz zur globalen Verteilung von Naturkatastrophen. Während nach Tin u. a. [456] 39 % der Naturkatastrophen in Asien, 24 % in Amerika und 21 % in Afrika auftreten, identifizierte die vorliegende Review nur eine Studie zu einer KuK in Afrika.

Obwohl die Mehrheit der integrierten Studien sich auf KuK in Asien oder Amerika fokussiert und eine Korrelation zwischen Krisenfrequenz und Forschungsaufmerksamkeit vermuten lässt, sind KuK in Afrika und die verheerendsten Ereignisse unterrepräsentiert. Von den zehn verheerendsten Naturkatastrophen (gemessen an der Anzahl der Todesopfer) wurde lediglich das Haiti-Erdbeben im Fokus der hier vorgestellten Arbeit analysiert [345].

Die Zahl der Publikationen, die sowohl Naturkatastrophen als auch Aspekte der öffentlichen Gesundheit einbeziehen, bleibt mit 9 % der Stichprobe begrenzt, wenngleich dies eine Steigerung gegenüber den 2 % in der Übersichtsarbeit von Md Suhaimin u. a. [286] (2023) darstellt.

Für den deutschen Kontext wurden lediglich vier Studien identifiziert [227, 226, 343, 124], die sich mit insgesamt vier verschiedenen KuK befassten. Auffällig ist das Fehlen von Analysen zu Stürmen, Fluten oder extremen Temperaturen, obwohl diese laut EMDAT-Datenbank 42,9 %, 15,5 % bzw. 16,7 % der KuK in Deutschland ausmachen. Dies unterstreicht die Notwendigkeit spezifischer Analysen von Daten aus SoMe zu diesen Krisenarten in Deutschland, um die Übertragbarkeit von Erkenntnissen aus anderen Ländern zu überprüfen.

5.5 Zwischenfazit

Im vergangenen Dezennium hat die interdisziplinäre Forschung zur Analyse von SoMe zwecks Ableitung psychosozialer Erkenntnisse über die Bevölkerung in KuK eine Intensivierung erfahren. Das Spektrum der Studien in diesem Forschungsfeld zeichnet sich durch eine bemerkenswerte Heterogenität aus: Es umfasst die Untersuchung technischer und algorithmischer Aspekte, die Analyse sozialer und kollektiver Verhaltensweisen sowie die Exploration psychosozialer Implikationen. Um ein zusammenfassendes Bild der aktuellen Forschungslandschaft zu generieren, insbesondere hinsichtlich psychosozialer Dimensionen, verwendeter Klassifizierungssysteme und Methoden der Datenaufbereitung, wurde eine Scoping Review gemäß der JBI-Methodologie durchgeführt [96]. Diese Vorgehensweise basierte auf einer systematisierten Datenbankrecherche und implementierte eine Methodentriangulation, die quantitative und qualitative Analyseverfahren kombinierte. Die Resultate zeigen mehrere Schlüsselbereiche, darunter die Erfassung von Sentiment, Emotionen, Bedarfen und Bewältigungsmechanismen.

Darüber hinaus zeigt die quantitative Zusammenfassung eine Forschungslücke auf: Bislang wurden nur zwei Studien veröffentlicht, die deutsche Daten aus SoMe während einer KuK in Deutschland für psychosoziale Analysen nutzten. Diese befassen sich mit einem terroristischen Anschlag und einer biologischen Krise. Die neun vorhandenen Analysen, die die deutsche Sprache berücksichtigen, konzentrieren sich auf biologische, wirtschaftliche, klimatologische und meteorologische Ereignisse (Klassifizierung angelehnt an [408]). Dies ist bemerkenswert, da hydrologische (ca. 39 %) Ereignisse mit zu den häufigsten Naturkatastrophen der letzten Jahre in Europa und Deutschland zählen [456].

Zusammenfassend lassen sich folgende Erkenntnisse zum Forschungsstand der technischen Umsetzung einer Ableitung psychosozialer Informationen aus SoMe in KuK identifizieren:

1. Es existiert eine Vielfalt technischer Lösungen zur Ableitung psychosozialer Erkenntnisse aus SoMe in KuK, die in der Anwendung gute Leistungen zeigen.
2. Die verschiedenen Ansätze zur Kategorisierung und Sortierung von Daten aus SoMe mit psychosozialem Fokus wurden bisher nicht systematisch verglichen, um Vor- und Nachteile der einzelnen Kodierschemata herauszuarbeiten. Zudem fehlt in den meisten Studien eine Herleitung oder theoretische Grundlage für die verwendeten deduktiven Kategorien.
3. Bei der Entwicklung von Tools zur Ableitung psychosozialer Erkenntnisse aus SoMe werden Endnutzerperspektiven oft vernachlässigt. Es mangelt an systematischen Erhebungen spezifischer Nutzeranforderungen. Der Fokus liegt hauptsächlich auf

technischen Möglichkeiten, während die tatsächlichen Bedarfe der Anwender weniger Beachtung finden. Dies führt zu einer Kluft zwischen verfügbaren Funktionen der SMA und praktischer Anwendbarkeit. Zudem wird die Komplexität der zugrunde liegenden Modelle der SMA in der Ergebnisdarstellung oft vernachlässigt, was die Nutzbarkeit und Interpretation der Daten für Endanwender erschweren kann. Ein Umdenken hin zu einem nutzerzentrierten Designansatz könnte die Effektivität, Effizienz und Akzeptanz der Tools verbessern.

4. Keine der untersuchten Studien hat die Modelle in Echtzeit während einer KuK eingesetzt. Alle Analysen wurden im Nachhinein auf Basis des Gesamtdatensatzes (meist aus der Akutphase der KuK) durchgeführt, ohne sequenzielle Betrachtung. In realen Einsatzszenarien stehen Entscheidungstragenden und Analysten jedoch nur die bis zum jeweiligen Zeitpunkt verfügbaren Daten zur Verfügung. Die Auswirkungen dieser Einschränkung auf die Aussagekraft der Studien wurden bislang nicht erforscht.
5. Die aktuelle Forschung leitet Erkenntnisse hauptsächlich defizitorientiert ab, ohne die Selbsthilfefähigkeit der Bevölkerung in Form vorhandener Ressourcen zu berücksichtigen.
6. Aus der Scoping Review konnten verschiedene Handlungsfelder für Entscheidungstragende abgeleitet werden. Die Erkenntnisse aus dem digitalen Raum, der ausschließlich durch digitale Interaktionen und Kommunikation entsteht [512], deuten überwiegend auf kommunikative Handlungsmöglichkeiten hin. Eine Analyse von SoMe soll demnach die strategische Ressourcenverteilung, angemessene und emotionssensitive (Gesundheits-)Kommunikation, Bildungsmaßnahmen, Bevölkerungsorientierung, Unterstützungsmaßnahmen und vorausschauende Reaktionsstrategien verbessern. Konkrete Vorgehensweisen oder praxisorientierte Empfehlungen wurden jedoch kaum aufgeführt.

6. Manuelle Vorgehensweisen zur Ableitung psychosozialer Lageinformationen aus Sozialen Medien für ein Psychosoziales Lagebild des digitalen Raumes in Krisen- und Katastrophensituationen (RQ2b)

Im Zuge der fortschreitenden Digitalisierung und der zunehmenden Nutzung Sozialer Medien (SoMe) in der gesellschaftlichen Kommunikation haben digitale Plattformen an Relevanz im Bereich der Krisenkommunikation und des Krisenmanagements gewonnen. Während im wissenschaftlichen Kontext bereits eine Vielzahl technischer Lösungen zur Datengewinnung und -analyse etabliert sind, gestaltet sich deren Integration in die praxisorientierte Krisenbewältigung aufgrund multipler Faktoren - darunter fehlende Systemkenntnisse, Zeitdruck und ungeklärte Verantwortlichkeiten - als herausfordernd und ist daher bislang nur punktuell realisiert worden. Darüber hinaus weisen die Resultate automatisierter Sentimentanalysen mitunter Inkonsistenzen auf [216], was die Notwendigkeit einer komplementären manuellen Bewertung hervorhebt. Als Reaktion auf diese Problematik haben sich Virtual Operations Support Teams (VOST) als innovative organisationale Instrumente etabliert. Diese fungieren als Schnittstelle zwischen der digitalen Informationsflut und den operativen Einheiten des Krisenmanagements, indem sie relevante Daten extrahieren, analysieren und für Entscheidungsträger aufbereiten. Darüber hinaus können diese Teams auf Basis der abgeleiteten Informationen als Ratgeber für die Entscheidungsfindung fungieren.

Trotz der zunehmenden Bedeutung von VOST in der Lageerkundung des digitalen Raumes existiert eine Forschungslücke hinsichtlich der systematischen und prozessualen Beschreibung ihres Modus Operandi. Deutliche Defizite zeigen sich hierbei vor allem bei der detaillierten Darstellung der Makroperspektive - der Vorgehensweise der Teams - sowie der Mikroperspektive - der Arbeitsweise von VOST-Mitgliedern. Diese Lücken manifestieren sich bisher als eine „Blackbox“ sowohl für Akteure, die entsprechende Teams aufbauen möchten, als auch für anfordernde Stellen, die beabsichtigen, solche Teams in ihre bestehenden Strukturen zu integrieren. Prozessbeschreibungen der allgemeinen Vorgehens- und Arbeitsweise können daher eine zentrale Grundlage für die spezifische Vorgehens- und Arbeitsweise zur Ableitung von Informationen zu psychosozialen Lageinformationen bilden.

Kapitel 6 beleuchtet vor diesem Hintergrund die Vorgehens- und Arbeitsweise von VOST sowie aktuelle Erkenntnisse von VOST-Mitgliedern zur manuellen Erstellung eines Psychosozialen Lagebildes des digitalen Raumes (Psych-LDR) (RQ2b). Die Analyse der Methodik von VOST ist von besonderer Relevanz, da sie die aktuellen Möglichkeiten zur manuellen Erstellung eines Lagebildes des digitalen Raumes (LDR) durch etablierte Teams mit umfangreicher Einsatzerfahrung in Krisen- und Katastrophensituationen (KuK) aufzeigt. Dabei ist zu beachten, dass sich die grundlegende Vorgehens- und Arbeitsweise von VOST unabhängig von der thematischen Ausrichtung grundsätzlich ähnlich gestaltet. Daher wird zunächst ein allgemeiner Prozess abgeleitet, bevor der Fokus auf die spezifische Ableitung eines Psych-LDR gelegt wird.

6.1 Methodische Vorgehensweise

Methodisch basiert die Untersuchung auf einem zweistufigen Ansatz: Zur Entschlüsselung des allgemeinen Prozesses wurde ein adaptierter Process-Mining-Ansatz [394] angewandt.

Die Gewinnung spezifischer Erkenntnisse von VOST-Mitgliedern bezüglich der Erstellung eines Psych-LDR erfolgte demgegenüber ausschließlich mit qualitativen Forschungsmethoden.

Für die Identifikation und Analyse der intraorganisationalen kollaborativen Prozesse deutscher VOST im Rahmen des adaptierten Process-Mining-Ansatzes wurde eine Kombination verschiedener qualitativer Methoden als Datengrundlage genutzt. Diese methodische Triangulation ermöglichte die Entwicklung von detaillierten Kollaborationsprozessmodellen mittels Business Process Model and Notation Version 2.0 (BPMN 2.0), welche die Arbeitsabläufe innerhalb der VOST-Strukturen abbilden. Hierzu wurde zunächst aus den Erkenntnissen einer unstrukturierten Literaturrecherche und Einsatzbeobachtungen ein initiales Prozessmodell aufgesetzt, welches im Rahmen eines Workshops mit Mitgliedern verschiedener deutscher VOST in Arbeitsgruppen diskutiert, überarbeitet und aufgesplittet wurde, siehe Abb. 27. Ergänzend erfolgten im Rahmen des Workshops anhand mehrerer Gesprächsrunden eines World-Cafés offene Diskussionen zur Arbeits- und Vorgehensweise von VOST. Die Erkenntnisse der qualitativ inhaltsanalytischen Aufbereitung der Ergebnisse wurden mit den Anmerkungen aus den Arbeitsgruppen in ein überarbeitetes Modell der prozessualen Abläufe aggregiert. Nach einer Anpassung an ein standardisiertes grafisches Notationssystem zur Modellierung von Prozessen (BPMN 2.0 [35]) erfolgten iterativ durchgeführte bilaterale Abstimmungen zur Finalisierung der folgend visualisierten und beschriebenen Prozessmodelle.

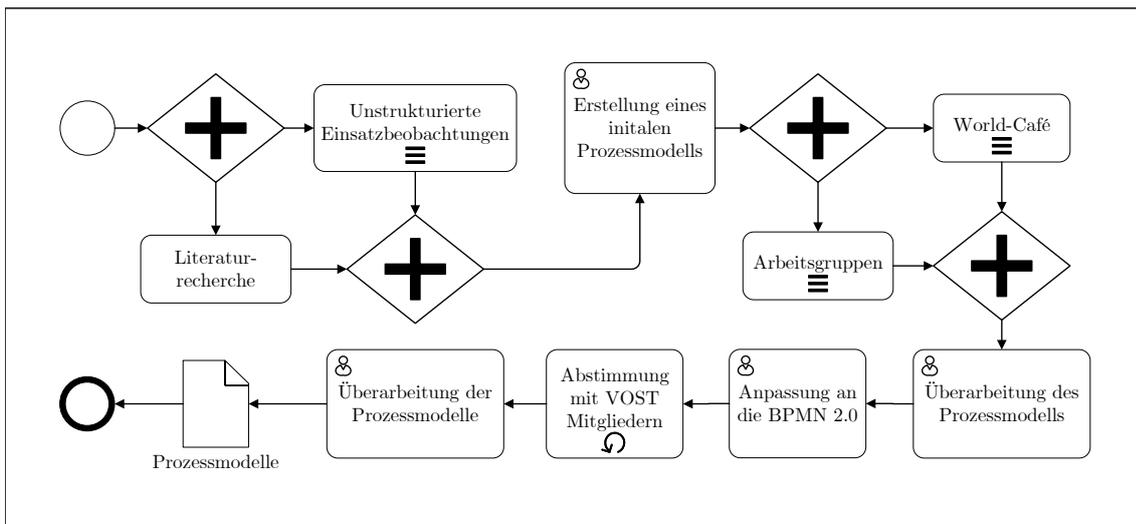


Abbildung 27: Prozessmodell der methodischen Vorgehensweise zur Visualisierung der Arbeits- und Vorgehensweise von VOST

Eine erläuternde Darstellung des verwendeten BPMN 2.0 findet sich im Anhang, Kap. C.6.

6.1.1 Datengewinnung: Unstrukturierte Beobachtungen, Arbeitsgruppen und World-Café

Im Rahmen der Datengewinnung wurden in den vergangenen vier Jahren **unstrukturierte Beobachtungen** von VOST-Einsätzen durchgeführt, um tiefere Einblicke in die operativen Abläufe eines VOST (VOST THW), die individuellen Arbeitsweisen der Mitglieder und Entscheidungsprozesse der Koordinierungseinheit während Einsätzen zu gewinnen. Diese erfolgten sowohl aus der Perspektive eines Teammitglieds (> 10 Beobachtungen) als auch als externe wissenschaftliche Beobachtungen im Krisenstab (zwei Beobachtungen). Die daraus gewonnenen Erkenntnisse wurden aufbereitet und gemeinsam mit den Erkenntnissen

aus dem aktuellen Forschungsstand zu einem initialen Prozessmodell kompiliert. Dieses initiale Modell diente der Visualisierung der Prozesse auf der Makro- (Team-) sowie der Mikro- (individuelle Mitglieder) Ebene und als Ausgangspunkt für die organisierten Arbeitsgruppen.

Die **Arbeitsgruppen** wurden, ebenso wie die World-Café-Runden, im Rahmen eines zweitägigen Workshops mit sechs verschiedenen deutschen VOST durchgeführt. An beiden Workshop-Tagen wurden jeweils drei World-Café-Runden und zwei Arbeitsgruppensitzungen realisiert, siehe Anhang Kapitel C.1 und C.2. Der erste Tag fokussierte dabei primär die Datengenerierung und Arbeits- sowie Vorgehensweise im Allgemeinen, während der zweite Tag Datengenerierung und -bewertung im psychosozialen Kontext in den Mittelpunkt stellte. Die Stichprobe der Teilnehmenden umfasste 23 Mitglieder, von denen 93 % angaben, über profunde Kenntnisse im Bereich der Krisenbewältigung zu verfügen und 69 %, hochkompetent in der Einschätzung und dem Monitoring SoMe zu sein. In den Arbeitsgruppen erhielten jeweils fünf bis sieben Teilnehmende eine „Definition of Done“ (DoD)¹⁷ bestehend aus Fragestellung, anvisiertem Ergebnis, Format und Beschreibung, siehe Anhang Kap. C.2. Den Arbeitsgruppen wurde ein Zeitfenster von 90 Minuten für die Aufgabebearbeitung zugewiesen, in welchem diese ohne spezifische methodische Vorgaben zur Zielerreichung sowie ohne Moderation selbstorganisiert arbeiten konnten. Dabei wurden die Diskussionen und der Austauschprozess protokolliert und die Ergebnisprodukte gemäß der DoD erfasst.

Neben der zielgerichteten Bildung von Arbeitsgruppen wurden thematisch differenzierte Erkenntnisse durch World-Cafés erhoben. Das **World-Café** stellt eine Methodik dar, die es ermöglicht, Diskurse zu diversen Themenfeldern in alternierenden Gruppenkonfigurationen zu erfassen und fungiert somit als komplementäres Instrument zu etablierten qualitativen Datenerhebungsverfahren [252]. Die Methode intendiert die Simulation einer entspannten Kaffeehausatmosphäre, die durch adäquate akustische Elemente unterstützt wird. Die Teilnehmenden rotieren in festgelegten Zeitintervallen zwischen verschiedenen thematischen Diskussionsstationen. Bei jedem Wechsel bauen sie auf den Erkenntnissen und Ergebnissen der vorangegangenen Gruppe auf, wodurch ein kumulativer und iterativer Wissensbildungsprozess entsteht. Den Abschluss des Workshops bildet ein kollektiver Austausch über die generierten Resultate [500]. Während der World-Cafés erfolgt eine Gesprächslenkung durch moderierende Personen, während protokollierende Personen die Inhalte schriftlich dokumentierten. Die Teilnehmenden des VOST-Workshops wurden zudem angehalten, zentrale Aspekte und Themen auf präparierten Tischdecken zu notieren. Sämtliche Moderatoren wurden im Vorfeld durch die Projektleitung instruiert und mittels spezifischer Richtlinien sowie themenrelevanter Unterfragen auf ihre Aufgabe vorbereitet, siehe Anhang Kap. C.4.

Die Protokollierung der World-Cafés und Arbeitsgruppen erfolgte anhand eines semi-strukturierten Schemas, wobei sowohl allgemeine Anmerkungen als auch Themenschwerpunkte und kontroverse Diskussionspunkte erfasst wurden, siehe Anhang Kap. C.3. Zur Identifikation gruppenübergreifender Schwerpunkte wurden die Protokollanten angewiesen, relevante Themen mehrfach zu notieren und mit Zeitstempeln zu versehen. Aufgrund der limitierten Anzahl an Teilnehmenden (pro VOST) wurde auf die Erhebung personenbezogener Daten verzichtet, um im Rahmen der Datenverarbeitung die Anonymität der

¹⁷Die „Definition of Done“ ist ein aus dem agilen Projektmanagement stammender Begriff, der die Gesamtheit aller Kriterien beschreibt, die erfüllt sein müssen, damit eine Aufgabe als vollständig abgeschlossen betrachtet werden kann.

Teilnehmenden zu gewährleisten.

6.1.2 Datenanalyse: Qualitative Analyseverfahren

Die im Rahmen der Veranstaltung generierten Daten, bestehend aus Protokollen, Ergebnissen der Arbeitsgruppen und beschrifteten Tischdecken, wurden im Anschluss transkribiert und im Rahmen einer inhaltsstrukturierenden qualitativen Inhaltsanalyse [400] deduktiv-induktiv kodiert. Die Zielsetzung dieses inhaltsstrukturierenden Ansatzes bestand darin, anhand selektierter inhaltlicher Aspekte Kategorien zu identifizieren und zu konzeptualisieren, um das Datenmaterial systematisch hinsichtlich der Vorgehensweise auf der Makroebene (Team-Perspektive) sowie der Arbeitsweisen auf der Mikroebene (Mitglied-Perspektive) zu analysieren. Das detaillierte Kodierschema ist im Anhang, Kap. C.5, dargelegt.

Qualitative Inhaltsanalyse nach Mayring In Anlehnung an die modifizierte Verfahrensweise nach Steigleder [431] wurde eine kombinierte deduktiv-induktive Generierung von Ober- und Unterkategorien vorgenommen. Die Oberkategorien wurden thematisch abgeleitet, während die Unterkategorien als In-vivo-Codes extrahiert wurden [431]. Insgesamt wurden $n_{gesamt} = 530$ Stichpunkte kategorisiert, wobei Mehrfachzuordnungen eines Stichpunktes zu mehreren Kategorien zulässig waren. Die Verteilung auf die Oberkategorien gestaltete sich wie folgt:

- A Arbeitsweise: $n = 185$
- B Vorgehensweise: $n = 101$
- C Psychosoziale Faktoren VOST: $n = 51$
- D Monitoring Psychosozialer Faktoren: $n = 155$
- E Praxiserkenntnisse aus den Einsätzen: $n = 38$

Diese differenzierte Kategorisierung ermöglicht eine tiefere Analyse der verschiedenen inhaltlichen Aspekte und bildete die Grundlage für die weiterführende Anpassung der Prozessmodelle sowie die inhaltliche Ableitung von Erkenntnissen der VOST-Mitglieder zum Monitoring psychosozialer Faktoren.

Prozessmodellierung nach Business Process Model and Notation (BPMN) 2.0

Zur Integration und Visualisierung des initialen Prozessdiagramms und der qualitativen Forschungsergebnisse wurde das Notationssystem BPMN 2.0 eingesetzt, welches aufgrund seiner spezifischen Vorzüge ausgewählt wurde: standardisierte Visualisierung von Kommunikationsflüssen, Integration von Ausführungssemantiken, Darstellung ereignisbasierter Flusskontrolle sowie ein umfassender Symbolsatz zur interpretationsfreien Prozessmodellierung [485, 35]. Darüber hinaus ermöglicht BPMN 2.0 die Erstellung von Kollaborationsdiagrammen, welche die Interaktion zwischen verschiedenen Prozessbeteiligten sowie deren zeitlich-logischen Abläufe und Kommunikationsflüsse visualisieren. Die Kumulation der Erkenntnisse aus der qualitativen Inhaltsanalyse mit dem initialen Prozessdiagramm in einem makroskopischen Kollaborationsdiagramm ermöglicht eine präzise Abbildung der Schnittstellen und Kommunikationsflüsse zwischen unterschiedlichen organisatorischen Einheiten eines VOST, siehe Abb. 30. Darüber hinaus werden die mikroskopischen Prozessmodelle (Abb. 31 und 32) im Gesamtprozess über verknäppte Formen als Teilprozesse zusammengefasst und dargestellt. Eine zusammenfassende Darstellung der verwendeten Elemente des Notationssystems findet sich im Anhang, Kap. C.6.

6.2 Ergebnisdarstellung

Die Analyse des iterativen Diskussionsprozesses offenbart zentrale Erkenntnisse über die Funktionsweise und Charakteristika von VOST. Ein wesentlicher Unterschied von VOST zu Digital Freiwilligen, die bei Organisationen wie dem Digital Humanitarian Network ehrenamtlich tätig sind, ist die (angestrebte) Einbettung in einer staatlichen Gefahrenabwehrbehörde [105]. Hierfür sind verschiedene Bedingungen notwendig, um die formale Zusammenarbeit zwischen Behörde und Freiwilligenorganisation zu ermöglichen, bspw. ein Selektionsprozess mit Eignungsprüfung bei der Mitarbeiterintegration. Darüber hinaus bestehen VOST aus etablierten und konstanten Strukturen, sodass die Teams ereignisabhängig im aktivierten oder inaktivierten Status bestehen, wie in Abbildung 28 illustriert.

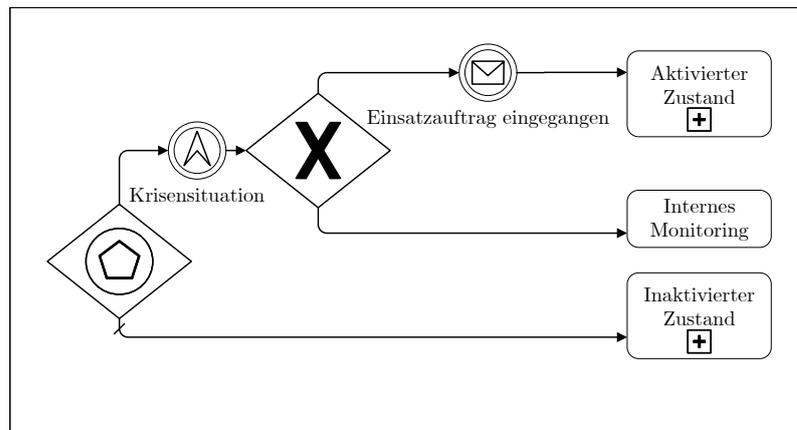


Abbildung 28: Prozessmodell zur ereignisbedingten Statusänderung von VOST
Eine erläuternde Darstellung des verwendeten BPMN 2.0 findet sich im Anhang, Kap. C.6.

Im Normalzustand befindet sich ein VOST in einem inaktivierten Status, der durch Erholung von erfolgten Einsätzen (die Tätigkeit ist überwiegend ehrenamtlich), interne Abstimmungen und Vernetzungs- und Kompetenzentwicklung geprägt ist [420]. Zu den Hauptaufgaben gehören interne Analyseprojekte, die Aktualisierung von Übersichten, die Integration aktueller Forschungserkenntnisse und die Auswertung vergangener Einsätze. Zudem werden Netzwerke gepflegt, die öffentliche Kommunikation optimiert und neue Einsatzszenarien identifiziert. Diese Aktivitäten dienen nicht nur der Wissenserweiterung, sondern auch als Übungsmöglichkeiten für das Team. Regelmäßige digitale Meetings ergänzen diese Maßnahmen und bieten Raum für Fortbildungen und Austausch. Durch diese strukturierte Nutzung der inaktiven Zeit bleiben VOST einsatzbereit und verbessern kontinuierlich ihre Fähigkeiten und internen Prozesse. Darüber hinaus erfolgt im inaktivierten Zustand ein primär technisch realisiertes, alltägliches Monitoring durch die VOST-Mitglieder, ohne intraorganisationale oder interorganisationale Vernetzung. Dies ermöglicht die Detektion von besonderen Ereignissen und Diskussionen im digitalen Raum, welche zu einer internen Vor-Alarm-Phase führen und das Team bereits vor dem Eingang eines Einsatzauftrages tätig werden lassen können.

Bei Eintreten einer KuK erfolgt eine ereignisbedingte Transition in den aktivierten Zustand [420]. Diese Aktivierung markiert den Beginn der operativen Bereitschaft des Teams und initiiert spezifische Handlungsabläufe. Das interne Monitoring kennzeichnet hierbei zunächst die Monitoring-Tätigkeiten durch einzelne Mitglieder ohne definierte intraorganisationale Strukturen oder interorganisationale Informationsübergabeprozesse. Das VOST

wird offiziell in den Einsatz eingebunden, sobald externe Faktoren, insbesondere die Anforderung von Unterstützung durch eine beauftragende Stelle in Form eines Einsatzauftrags, dies erfordern. Dieser Übergang ist charakterisiert durch eine formelle Eingliederung in die Krisenbewältigungsstruktur durch das Aussenden von technischen Beratern VOST in den Krisenstab und die Übernahme definierter Aufgaben im Rahmen der Lageerkundung.

Die von VOST gewonnenen Informationen, z. B. aus SoMe, sollen hierdurch als LDR Eingang in das Lagebild der Entscheidungstragenden erhalten, um z. B. die Lageerkundung zu erweitern und die -bewältigung zu unterstützen. Art und Umfang der Informationen können durch einen Einsatzauftrag geregelt werden, der z. B. vorsieht, welche Indikatoren (z. B. Beobachtung des Stimmungsbildes) besonders zu beachten sind oder welche SoMe in den Blick genommen werden sollen [420]. Die Indikatoren können durch Expertise aus dem VOST ergänzt bzw. erweitert werden, wenn sich lagespezifisch Besonderheiten herausstellen, die zu Beginn nicht absehbar waren. Die digitale Lageerkundung durch VOST kann im Krisenmanagement z. B. relevante Bedarfe oder Ressourcen der Bevölkerungsgruppen in SoMe identifizieren und bei der Einordnung dieser helfen. Hierdurch können Informationen aus anderen Quellen (z. B. Befragungen, Kartierung, Presse) ergänzt und Hinweise für Maßnahmen (z. B. Informationsvermittlung in Regionen, in denen eine große Unsicherheit in SoMe ersichtlich wird) und deren Wirksamkeit (z. B. Resonanzanalyse) gegeben werden, die die Lagebewältigung unterstützen können. Der aktivierte Zustand von VOST ist somit intra- wie interorganisational strukturiert und prozessual beschreibbar.

6.2.1 Vorgehensweise von deutschen Virtual Operations Support Teams: Makroperspektive

Die Organisationsstruktur des Einsatzteams, wie in Abbildung 29 dargestellt, gliedert sich in eine Koordinierungseinheit und operative Mitglieder. Die Koordinierungseinheit umfasst zwei Schlüsselfunktionen: den Technischen Berater oder auch Verbinder, der primär für die externe Vernetzung verantwortlich ist, und die Team-/Einsatzleitung, die sich auf die interne Vernetzung und Strukturierung konzentriert. Die operativen Mitglieder werden einsatzbedingt und bei ausreichender Anzahl aktiver Mitglieder in die Bereiche Lageerkundung (Datendetektion) und Lagekartierung (Datenaufbereitung) aufgeteilt. Die Kommunikations- und Vernetzungswege sind so gestaltet, dass sie sowohl vertikale als auch horizontale Informationsflüsse optimieren. Die vertikale Kommunikation verläuft bidirektional zwischen der Koordinierungseinheit und den operativen Mitgliedern, wobei die Team- und Einsatzleitung als zentrale Schnittstelle fungiert. Horizontale Kommunikation findet durch direkte Interaktion zwischen den operativen Bereichen sowie innerhalb der Koordinierungseinheit statt. Der Technische Berater dient als Bindeglied zwischen internen Prozessen und externen Stakeholdern, um eine nahtlose Integration in das übergeordnete Einsatzgeschehen zu gewährleisten. Diese Struktur ermöglicht eine effiziente Reaktion auf dynamische Einsatzszenarien bei gleichzeitiger Aufrechterhaltung einer klaren Kommando- und Kontrollstruktur, angepasst an etablierte Organisationen des Krisenmanagements. Die Vorgehensweise von VOST umfasst damit zusammengefasst Prozesse der Zusammenarbeit im Team, mit vernetzten Strukturen sowie intra- und interorganisationale Informationsübergabeprozesse.

Dieser kollaborative Prozess wird in dem makroskopischen Prozessmodell, Abb. 30, visualisiert. Der Einsatzablauf eines VOST im aktivierten Zustand beginnt mit einem Schadensereignis. Zunächst erfolgt eine Abstimmung zwischen dem technischen Berater des VOST und der anfragenden Stelle, wie in Abbildung 30 als Black-Box-Pool dargestellt.

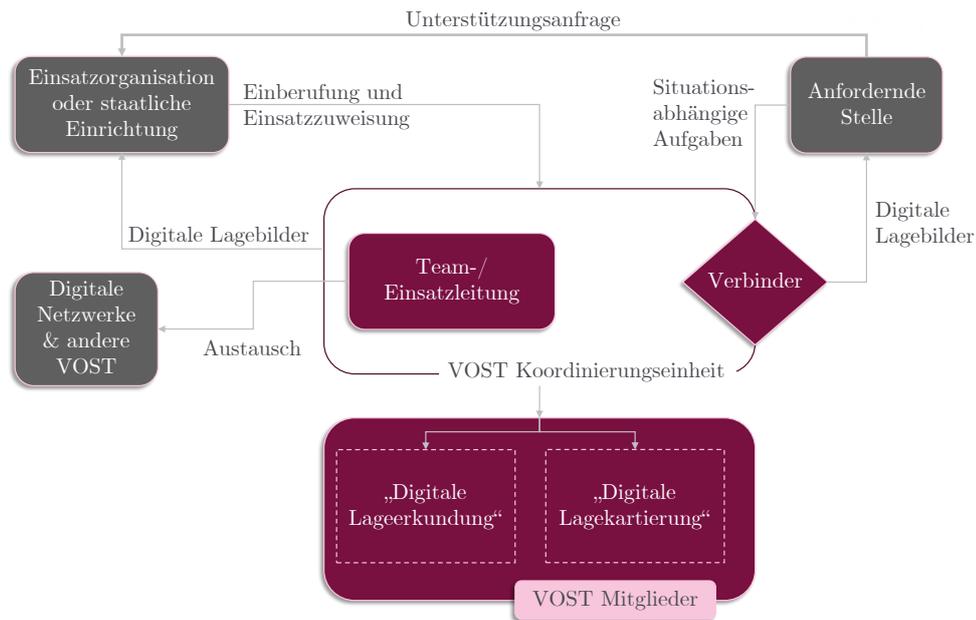


Abbildung 29: Hierarchische und Netzwerkstruktur eines VOST, aus [301], adaptierte Version von [108]

Basierend auf dieser Beratung bewertet die Koordinierungseinheit des VOST die eigene Leistungsfähigkeit zur Bewältigung des Einsatzes, was die grundlegende Entscheidung für oder gegen eine Aktivierung des Teams darstellt. Bei positiver Entscheidung leitet die Koordinierungseinheit die Vorbereitung der Einsatzfähigkeit ein. Der technische Berater sichtet den Einsatzauftrag, während die Teamleitung parallel die intraorganisationalen Bedingungen strukturiert, einschließlich Kapazitätsbestimmung, Alarmierung und Kommunikationsvorbereitung.¹⁸ Die Teammitglieder melden ihre möglichen Einsatzzeiten zurück und stellen ihre individuelle Einsatzbereitschaft her, während die Teamleitung die wesentlichen Einsatzdokumente vorbereitet und die Videokonferenz initiiert.

Ein charakteristisches Merkmal von VOST ist ihre dezentrale Arbeitsweise, bei der die Teammitglieder von ihren jeweiligen Standorten aus agieren und online vernetzt werden. Diese Struktur ermöglicht eine flexible und schnelle Reaktion auf verschiedene Einsatzszenarien. Im aktivierten Zustand erfolgt die kooperative Tätigkeit primär über geteilte Einsatzdokumente, wobei die Kommunikation und Koordination hauptsächlich über digitale Videokonferenzen abgewickelt wird. Die internen Einsatzdokumente eines VOST umfassen hierbei mehrere Elemente, die eine umfassende und nachvollziehbare Aufzeichnung aller relevanten Aktivitäten und Entscheidungen während eines Einsatzes gewährleisten.

¹⁸Die Alarmierung der befragten deutschen VOST erfolgt über DIVERA 24/7.

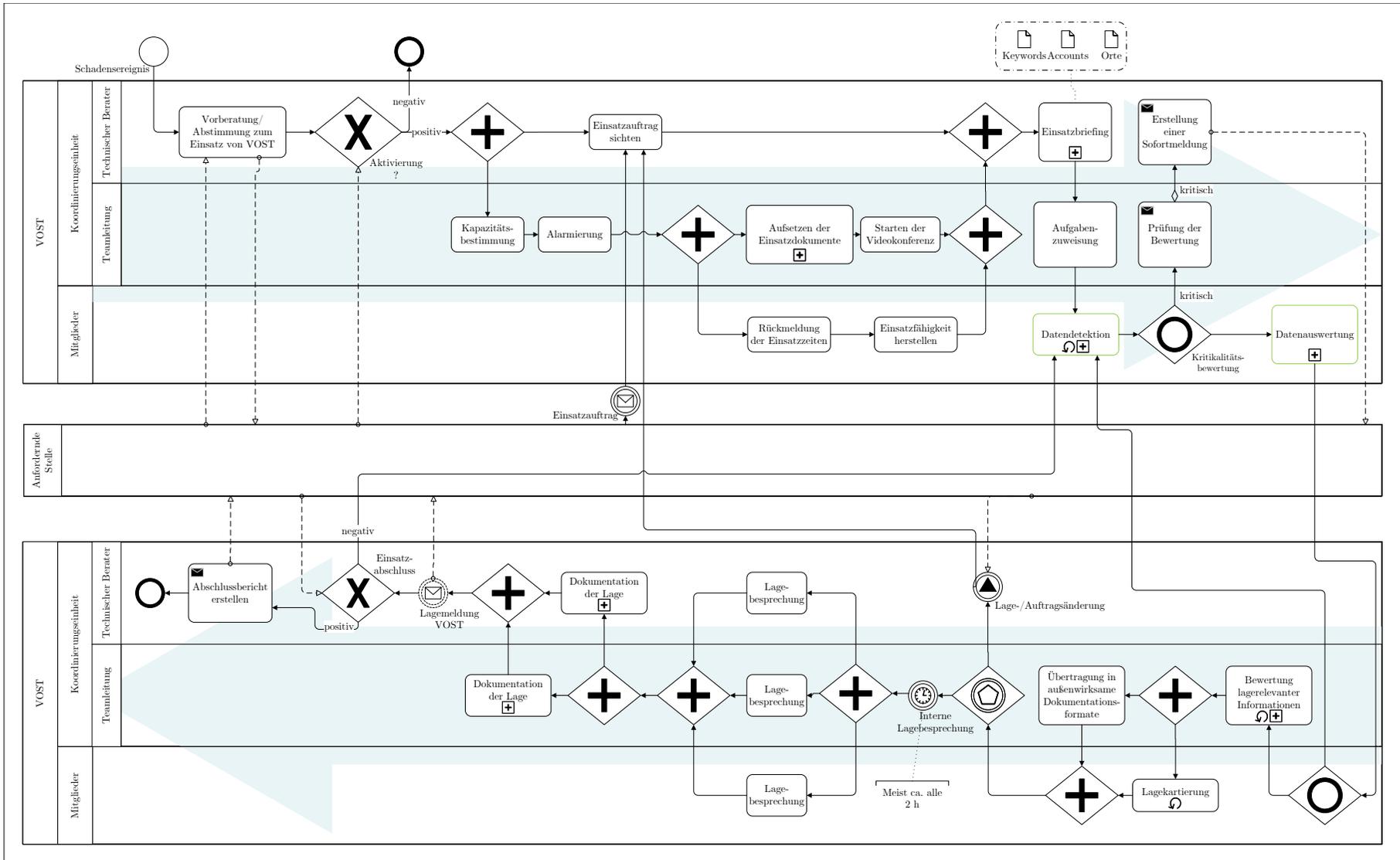


Abbildung 30: Prozessmodell - Vorgehensweise von VOST auf der Makro-Ebene

Eine erläuternde Darstellung des verwendeten BPMN 2.0 findet sich im Anhang, Kap. C.6. Im Rahmen der vorliegenden Ausarbeitung werden nur die hellgrün umrahmten Teilprozesse, Datendetektion (Abb. 31) und -auswertung (Abb. 32), prozessual visualisiert.

Als zentrales Element fungiert das Arbeitsdokument, oft als VOST Worksheet bezeichnet, welches die gemeinsame Grundlage der zielgerichteten Tätigkeiten bildet. Es dient der strukturierten Erfassung und Organisation von Aktivitäten und Beobachtungen und enthält folgende Hauptabschnitte:

- Einsatzübersicht mit relevanten Informationen wie Einsatzbeginn, -bezeichnung, Zusammenfassung der Gefahren-/Schadenlage und Links zu relevanten Austauschformaten.
- Sammlung relevanter Beiträge aus den SoMe, die von den monitorenden Mitgliedern als bedeutsam erachtet wurden.
- Metainformationen zu den gesammelten Beiträgen, einschließlich Ortsangaben und Bezugverweise.
- Bewertung der gesammelten Beiträge hinsichtlich ihrer Aufnahme in externe Dokumentationsprodukte und ihrer Relevanz für Entscheidungstragende.

Während des Einsatzes wird das Arbeitsdokument kontinuierlich aktualisiert und unterstützt die interne Kommunikation und Koordination innerhalb des Teams, indem es eine klar strukturierte Übersicht über alle relevanten Informationen und Aktivitäten bietet. Ergänzend wird ein Einsatztagebuch (ETB) geführt (dies ist bisher jedoch noch nicht in allen Teams etablierte Praxis), welches als analoge oder digitale Aufzeichnung in der Verantwortung der Einsatzleitung liegt [119].

Die Effektivität der Tätigkeiten von VOST basiert maßgeblich auf klar definierten Rahmenbedingungen für die Dokumentation und Koordination der Aktivitäten. Hierzu gehören standardisierte Dokumente, festgelegte Kommunikationskanäle und eine hierarchische Aufgabenverteilung innerhalb des Teams. Dieser strukturierte Ansatz zur Dokumentation und Koordination ermöglicht es dem VOST, effizient auf KuK zu reagieren und relevante Informationen zeitnah an die entsprechenden Entscheidungsträger weiterzuleiten.

Die Grundlage für die Datendetektion durch die Teammitglieder bildet ein Einsatzbriefing, welches auf dem Einsatzauftrag sowie bereits identifizierten einsatzrelevanten Schlüsselwörtern, ausgewählten Accounts in den SoMe relevanter Personen und Orten basiert. Diese Datendetektion erfolgt gemäß der Aufgabenzuweisung durch die Teamleitung. Die Dokumentation und Aufzeichnung der detektierten Daten wird teamspezifisch durchgeführt und umfasst beispielsweise Lesezeichen, Listen über SoMe sowie Übersichten von Werkzeugen, bspw. das VOST-Dashboard¹⁹ von Markus Medinger bei Start.me. Die Erfassung dieser Daten erfolgt mittels kollaborativer, digitaler Instrumente wie Excel (Google Sheet) oder Trello-Boards. Diese Werkzeuge finden intern Anwendung, können jedoch auch extern freigegeben werden und dienen somit direkt als Informationsübergabemedium für externe Stellen, beispielsweise Entscheidungstragende eines Führungsstabs.

Ein weiteres zentrales Element der intraorganisationalen Struktur von VOST ist die präzise Zuteilung der Mitglieder zu spezifischen Tätigkeiten. Dies schließt auch die Zuordnung zu bestimmten Plattformen der SoMe als Quellen für das Monitoring ein. Die Auswahl und Zuordnung der Quellen erfolgt in Abhängigkeit von der Qualifikation und Eignung der Mitglieder. Die Datendetektion, respektive die Filterung des Datenstroms in SoMe,

¹⁹<https://start.me/p/4KeEek/VOSTdashboard>, letzter Zugriff: 12.09.2024

basiert auf dem Einsatzauftrag der anfordernden Stelle, welche eine Fokussierung der Einsatzfähigkeit der VOST und damit eine Bewältigung der stetig wachsenden Datenmenge ermöglicht. Insgesamt konzentriert sich das Monitoring, sofern lagerelevant, zunächst auf vermisste Personen und zeitkritische Ereignisse, bevor allgemeine Lageinformationen berücksichtigt werden.

Nach der Detektion lagerelevanter Daten erfolgt eine Bewertung, ob es sich um handlungsrelevante Informationen nach [527] handelt (siehe Kap. 2). Sofern eine solche Einstufung durch die Teammitglieder vorgenommen wird, erfolgt eine weitere Bewertung durch die Teamleitung und abschließend durch den technischen Berater. Im Falle einer dreifachen Einschätzung als kritisch und somit handlungsrelevant gibt dieser die Informationen direkt an die anfordernde Stelle, respektive die Entscheidungstragenden weiter. Unabhängig von der Kritikalitätsbewertung werten die Teammitglieder die detektierten Daten weiter aus und erweitern hierdurch kontinuierlich das Arbeitsdokument. Dieses wiederum nutzt die Teamleitung zur Bewertung der lagerelevanten Einträge und zur Auswahl der Informationen, welche in die Lagekarte sowie in die außenwirksamen Dokumentationsformate übertragen werden.

Die Aufzeichnung und Dokumentation der Daten durch die Team-Mitglieder erfolgt mittels diverser Formate wie Tabellen, Diagramme, Dashboards und Textdokumente, welche über Links abrufbar sind. Karten spielen hierbei eine besondere Rolle, da sie eine gute Erfassbarkeit und Ereignisverortung ermöglichen sowie eine effiziente Darstellung punktueller Einsatzinformationen bieten. Regionale Bezüge erleichtern die Verifizierung von detektierten Daten sowie die Kartierung durch VOST erheblich, insbesondere wenn anfordernde Stellen spezifische Eigenheiten von Orten oder Tätigkeiten im Umkreis des Ereignisortes benennen. Karten mit aktuellen Einsätzen und detaillierteren Kontextinformationen wurden durch die Teilnehmenden VOST-Mitglieder als besonders wertvoll für das Lagebewusstsein eingestuft. Allerdings können fehlende Georeferenzierung und der Aufwand zur Erstellung Herausforderungen darstellen. Ergänzend zu Karten werden auch Zusammenstellungen von Informationen oder Beiträgen über kollaborative Werkzeuge wie digitale Pinnwände übermittelt.

Die Teamleitung und Team-Mitglieder pflegen die Karten und Boards kontinuierlich, um die Aktualität der Lageinformationen zu gewährleisten. Diese Aktivitäten werden fortgeführt, bis eine Lage- oder Auftragsänderung eintritt oder die im Einsatzbriefing kommunizierte Zeitsequenz, meist ca. alle 2 h, abgelaufen ist, woraufhin eine interne Lagebesprechung durchgeführt wird. Eine Lageänderung oder eine Veränderung des Auftrages bewirkt, dass der Zyklus erneut beim Sichten des Einsatzauftrages beginnt und die zuvor beschriebenen Tätigkeiten mit angepasstem Fokus und folglich mit adaptiertem Suchverhalten durchgeführt werden.

Eine Lagebesprechung erfolgt in definierten, wiederkehrenden Intervallen nach einer zuvor durch die Koordinierungseinheit festgelegten und kommunizierten Zeiteinheit. Sie bewirkt eine kurze Tätigkeitspause aller beteiligten Personen, bei der sich das gesamte Team auf den gleichen Informationsstand bringen kann. In diesem Rahmen fasst vornehmlich die Teamleitung, unter Unterstützung einzelner Team-Mitglieder, die aktuellen Erkenntnisse aus dem digitalen Raum zusammen. Gleichzeitig spiegelt der technische Verbinder die wesentlichen Lageentwicklungen aus dem Krisenstab in das VOST und beschreibt damit die Erkenntnisse aus dem analogen Raum. Im Zuge dieser Übermittlung kann der technische

Verbinder auch die Nutzbarkeit der durch das VOST gewonnenen Erkenntnisse wiedergeben und somit ein Wirksamkeitsempfinden für die Mitglieder erzeugen. Im Anschluss an die Lagebesprechung erstellt die Koordinierungseinheit eine Übersicht bzw. Dokumentation für die nächste Lagemeldung, die durch den technischen Berater an die anfordernde Stelle übermittelt wird. Die Team-Mitglieder setzen derweil die Datendetektion und -auswertung fort.

Dieser prozessuale Kreislauf von Datendetektion bis Lagemeldung wird fortgeführt, bis durch die Koordinierungseinheit in Abstimmung mit der anfordernden Stelle der Einsatzabschluss, beispielsweise aufgrund einer bewältigten Lage, beschlossen wird. Sobald der Einsatzabschluss beschlossen und vollzogen ist, dokumentiert die Koordinierungseinheit den Abschlussbericht des VOST-Einsatzes. Anschließend kehrt das VOST in den inaktivierten Zustand zurück.

6.2.2 Arbeitsweise der Mitglieder von deutschen Virtual Operations Support Teams: Mikroperspektive

Für die Lageerkundung stellen die Datendetektion und -auswertung durch die Teammitglieder, die Bewertung durch die Teamleitung sowie die Nutzung und Kommunikation durch den technischen Berater die wesentlichen Elemente dar. Die Datendetektion innerhalb der VOST erfolgt vor allem lageabhängig und anpassungsfähig, wobei verschiedene Methoden manuell zur Anwendung kommen. „Manuell“ impliziert bezogen auf die VOST-Tätigkeit die Nutzung der Suchfunktionen einzelner Plattformen und manuelle Sichtung der Suchergebnisse, während „automatisch“ die Nutzung von Tools, Algorithmen oder weiteren Software-Lösungen bedeutet.

Die Wahl der Quellen hängt stark von der aktuellen Lage, der Größe des zu überwachenden Bereichs und weiteren spezifischen Anforderungen ab. Zu den häufig genannten und genutzten Quellen gehören unter anderem Webcams, Live-Videos, Bahnstörungswebseiten, Telegram, Erdbebenseiten, Facebook, Flightradar, Freifunknetzwerke, Instagram, Hochwasserinformationssysteme, Livebilder der Verkehrsbetriebe, Presseportale, Störungsmeldungsportale, TikTok, X (ehemals Twitter), Übertragungsnetzbetreiber, Verkehrsapps und -datenbanken, Webseiten mit E-Ladesäulen für Stromausfälle, World-Traffic-Service, YouTube und verschiedene städtische Ressourcen. Insbesondere Facebook und Instagram wurden hierbei im Rahmen der VOST-Workshops oft als Quelle benannt. Ein zentraler Aspekt ist zudem die anvisierte Einbindung lokaler Mitglieder (aus den VOST oder beteiligten Behörden und Organisationen mit Sicherheitsaufgaben (BOS)), die entweder private Accounts oder spezielle Feuerwehr-Accounts verwenden, um Daten zu sammeln. Lokal vertraute Personen können wesentlich bei der Verifizierung von Daten helfen und spezielle Accounts haben teilweise eine größere oder andere Reichweite und damit andere Zugriffsmöglichkeiten.

Die Datendetektion umfasst im Wesentlichen vier Schritte: 1. Vorbereitung, 2. Detektion und Sichtung, 3. Bewertung und 4. Aufnahme ins Arbeitsdokument. Basierend auf den Vorgaben durch die Koordinierungseinheit erfolgt zunächst die Vorbereitung in Form einer Optimierung der Monitoring-Informationen. Dies geschieht durch das Austesten einzelner Schlüsselwörter und Hashtags sowie einer Erweiterung der Liste relevanter Accounts und Orte für das jeweilige Ereignis. Die Ergebnisse dieser Vorbereitungsphase werden mit den vorliegenden Angaben abgeglichen, um die Monitoring-Aktivitäten möglichst zielgerichtet ausrichten zu können. Daraufhin wird sowohl die automatische als auch die manuelle

Datendetektion begonnen. Die automatische Datendetektion erfolgt mithilfe einer Software, bei der zunächst Suchbegriffe und Hashtags definiert, Medientypen und Datenquellen bestimmt sowie Reports und Alerts eingerichtet werden.

Die manuelle Datendetektion erfordert zunächst die Vorbereitung der verwendeten Werkzeuge (Tooling), was primär das Öffnen der zu analysierenden Plattformen sowie entsprechender unterstützender Weboberflächen, wie etwa SPYTOX (Weboberfläche zur Personensuche), beinhaltet. Die zugewiesenen Plattformen werden dann manuell mithilfe der Schlüsselwörter einzeln und/oder verknüpft durchsucht. Zusätzlich werden Gruppen in SoMe und ihre Inhalte identifiziert sowie die Beiträge relevanter Accounts verfolgt. 82 % der VOST-Mitglieder gaben in einer Plakatbefragung während des Workshops an, SoMe überwiegend manuell über die Suchleiste der einzelnen Plattformen zu durchsuchen. Die detektierten Daten werden durch die Teammitglieder gesichtet und anhand ihrer Erfahrung gefiltert, sodass ausschließlich Beiträge, die als lagerelevant eingeschätzt wurden, ausgewählt und anhand definierter Merkmale durch die Teammitglieder in einem digitalen Arbeitsdokument erfasst werden. Die Filterung nach der Lokalisation erfolgt, sofern eine Georeferenz vorhanden ist, primär über die automatische Datendetektion.

Sollten über einen gewissen Zeitraum keine lagerelevanten Beiträge detektiert werden, erfolgt eine Anpassung der Monitoring-Informationen, um potenziell relevante Daten für die Lageerkundung zu erfassen. Dieser iterative Prozess aus Vorbereitung, automatischer und manueller Datendetektion sowie fortlaufender Anpassung, Dokumentation und Datenauswertung wird kontinuierlich fortgeführt, bis der Einsatz durch die Koordinierungseinheit für beendet erklärt wird.

Die Datenauswertung innerhalb der VOST erfolgt unter Verwendung verschiedener Tools, deren Auswahl ebenfalls von der Lage und dem spezifischen Kontext abhängt. Zu den genutzten Werkzeugen zählen unter anderem Snap Desktop, ArcGIS, Excel, Cave, DataMiner, EDP-Map, eigene Entwicklungen der Teammitglieder, Google Tools, PublicSonar, ScatterBlogs, QGIS, Start.Me, TaskCards, Trello, Geo-Guessing, Overpass Turbo oder Wakelet. Besonders häufig wurden Google Tools und ArcGIS erwähnt, wobei die Aktualität der Programme als eine besondere Herausforderung gilt, da die Softwarelösungen kontinuierlich weiterentwickelt werden und regelmäßige Updates erfordern, um den sich verändernden Anforderungen und technologischen Standards gerecht zu werden.

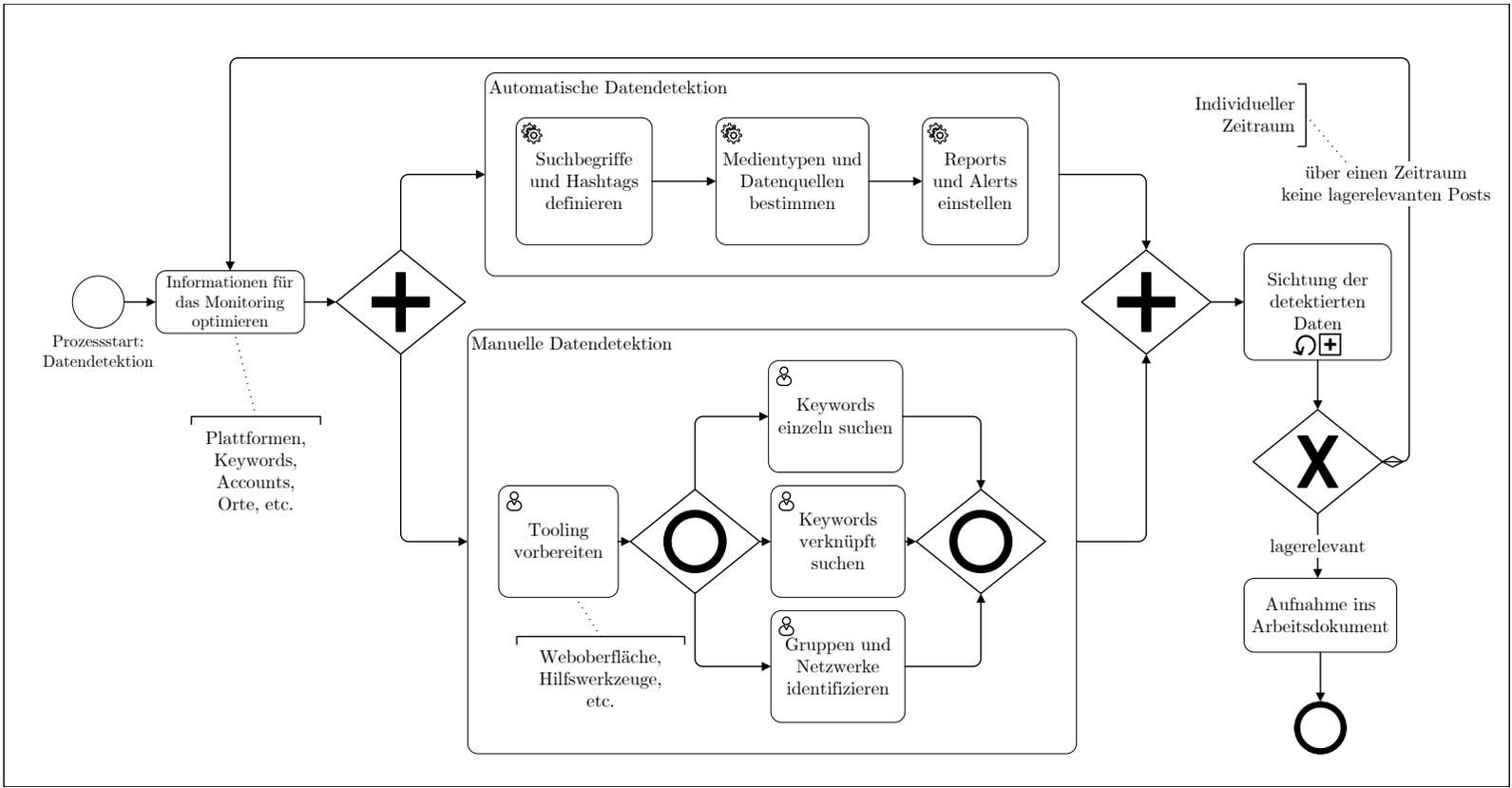


Abbildung 31: Prozessmodell - Arbeitsweise von VOST-Mitgliedern zur Datendetektion
 Eine erläuternde Darstellung des verwendeten BPMN 2.0 findet sich im Anhang, Kap. C.6.

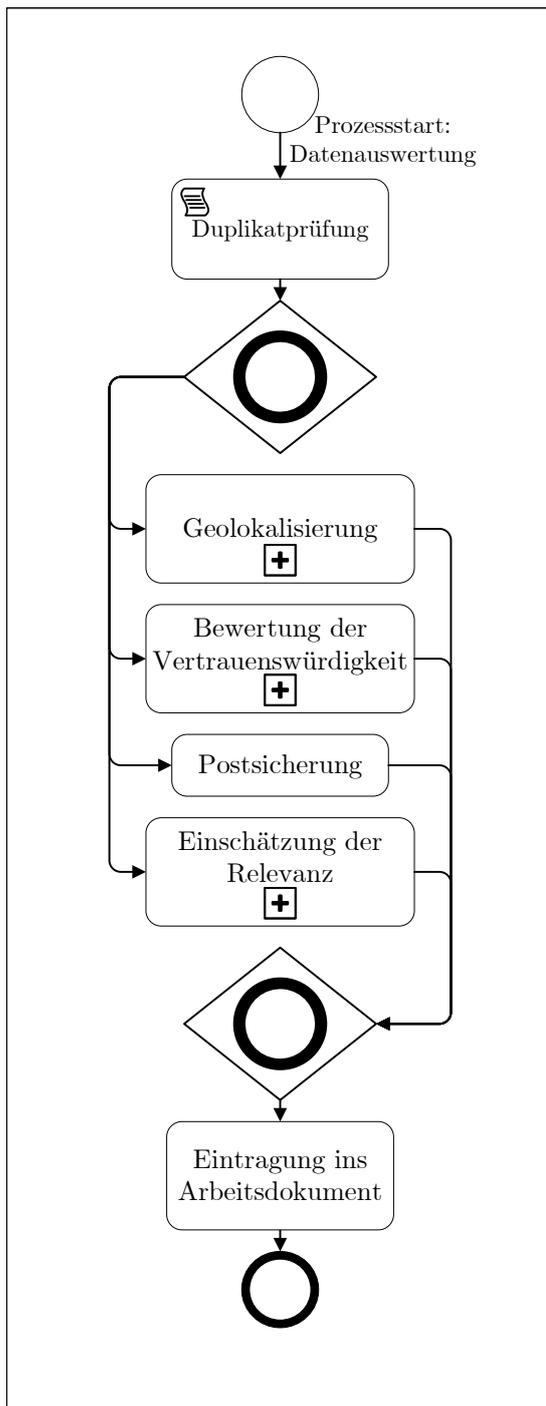


Abbildung 32: Prozessmodell - Arbeitsweise von VOST-Mitgliedern zur Datenauswertung

Eine erläuternde Darstellung des verwendeten BPMN 2.0 findet sich im Anhang, Kap. C.6.

Gemäß den Erkenntnissen der Plakatbefragung während des Workshops sowie aus den World-Cafés werden etwa 90 % der Daten manuell ausgewertet und durchsucht, wobei bislang keine selbstprogrammierten Algorithmen zum Einsatz kommen. Der Prozess der Datenauswertung umfasst zunächst eine Duplikatsprüfung, die durch einen zugrundeliegenden Automatismus, wie etwa ein Skript in einer Excel-Tabelle, erfolgt, um eine Mehrfacherfassung zu verhindern. Darauf aufbauend werden Geolokalisierung (Erfassung der Lokalisation anhand von diversen Merkmalen, bspw. einem grünen Wellblechdach auf dem Foto), Bewertung der Vertrauenswürdigkeit, Datensicherung und/oder Relevanzbewertung vorgenommen, deren Ergebnisse ebenfalls im Arbeitsdokument vermerkt werden. Die Validierung der detektierten Informationen erfolgt hauptsächlich durch den Erfahrungsschatz und die Intuition der Teammitglieder sowie die Häufigkeit der Posts. Bildmaterial wird beispielsweise mithilfe von Google-(Rückwärts-)Suche verifiziert, um die Echtheit zu überprüfen. Darüber hinaus wird nach Möglichkeit die Relevanz und Sicherheit jeder Quelle eingeschätzt. Neben der Erfassung im Arbeitsdokument wird für einzelne Inhalte eine Datensicherung in einem geteilten, online verfügbaren Datenspeicher vorgenommen, um die Informationen nachhaltig zu sichern und für etwaige Rückgriffe bereitzuhalten.

Die Relevanzbewertung der gesammelten Daten innerhalb der VOST erfolgt nach definierten Kategorien wie „niedrig“, „mittel“ und „hoch“ oder „relevant“ und „nicht relevant“.

Es existieren bislang jedoch keine einheitlichen und standardisierten Kriterien hierfür. Bei akuten Lagen wird oftmals eine vereinfachte rot-grün-Einstufung verwendet, um eine schnelle Entscheidungsfindung zu ermöglichen. Die Bewertung selbst ist naturgemäß subjektiv und stark von den individuellen Erfahrungen der Teammitglieder abhängig. So zeigte sich beispielsweise durch eine Plakatumfrage im Rahmen des Workshops, dass lediglich einer von zwölf Posts von allen Mitgliedern als gleich relevant eingestuft wurde. Der erste Bewertungsschritt, ob ein Beitrag in das Arbeitsdokument aufgenommen werden soll, verlief hingegen meist einheitlich. Zu den zentralen Bewertungskriterien gehören neben rein inhaltlichen und sprachlichen Aspekten auch Ausprägungen der Metadaten. Dabei spielen Faktoren wie Quelle, Vertrauenswürdigkeit, Aktualität und Geolokalisierung eine entscheidende Rolle, wie die nachfolgende Auflistung der Kriterien verdeutlicht. Diese Kriterien wurden von den VOST-Mitgliedern im Rahmen eines World-Cafés unsystematisch zusammengetragen.

1. Inhaltliche Aspekte:

- Bezug zum Einsatz
- räumliche, zeitliche und Handlungsrelevanz
- Einfluss auf die Lageentwicklung
- Gefährdungspotenzial von kritischen Infrastrukturen (KRITIS), Einsatzkräften oder Menschenleben
- Glaubwürdigkeit, Gültigkeit und Wahrhaftigkeit
- Eindeutigkeit

2. Sprachliche Aspekte:

- Kohärenz und Kohäsion
- Wirkung des Posts
- Emotionalität, Wortwahl, Ausdrucksweise
- Grammatik, Satzstruktur und Rechtschreibung

3. Ausprägungen der Metadaten:

- Kontext und Zweck
- Seriösität des verfassenden Accounts
- Quantität und Häufigkeit der Posts zu einem bestimmten Thema
- Quelle/Plattform
- Reichweite und Öffentlichkeitswirksamkeit des Posts

In kritischen Fällen oder fehlender Entscheidungssicherheit werden die entsprechenden Punkte über die Videokonferenz im Team diskutiert. Insgesamt zeigt sich, dass die Relevanzbewertung innerhalb der VOST ein komplexer, vielschichtiger Prozess ist, der stark von Erfahrungswerten und der Intuition der Mitglieder geprägt ist.

6.2.3 Beitrag deutscher Virtual Operations Support Teams zum Psychosozialen Lagebild des digitalen Raumes

Zusätzlich zur Relevanzbewertung erfolgt durch das VOST auch die Umwandlung von Daten der SoMe in Informationen über die öffentliche Stimmung, wobei dieser Prozess ebenfalls durch individuelle Einsatzerfahrungen der Mitglieder geprägt ist. Der Workshop ermöglichte es, den Monitoringauftrag zur „Stimmungserfassung“ im Rahmen des

Monitoringauftrags genauer zu definieren. Obwohl in den vorliegenden Einsatzaufträgen und -dokumentationen bislang kein expliziter Auftrag zur Erstellung eines Psych-LDR formuliert wurde, zeigt unsere Herangehensweise zur „Stimmungserfassung“ deutliche Parallelen zu einem solchen Format. Daher wurde der aktuelle Status quo der VOST-Praxis zur Stimmungserfassung in diesem Kontext systematisch erfasst und dokumentiert.

Dieser Auftrag wird durch die VOST-Mitglieder als Bedarf verstanden, Emotionen und Gefühle (Sentiment wird nicht genannt), sowie Abweichungen zwischen der von der Bevölkerung wahrgenommenen und der tatsächlichen Lage zu identifizieren. Dabei wird, basierend auf dem Einsatzauftrag, anhand von zwei Dimensionen differenziert: (1) nach Art der Lage (Einzellage oder Großschadenslage) und (2) nach Bedarf an Psychosozialer Notfallversorgung (PSNV) (mit oder ohne Notwendigkeit für PSNV. Die Analyse von Sprache spielt dabei eine entscheidende Rolle. Zudem wurde im Rahmen des Workshops die Relevanz der Darstellung von „abgearbeiteten“ Einsatzstellen der PSNV sowie von Ressourcen hervorgehoben. Bei dem Monitoring von *Stimmung* liegt der Fokus der VOST-Mitglieder auf Posts, die auf ein Aufleben von verdrängten Bildern durch aktuelle Ereignisse oder gefährliche Stimmungen gegen Einsatzkräfte rückschließen lassen. Darüber hinaus wurden Stichworte wie Bestürzung, Existenz, Stimmung, Danksagung, Sorgen, Unzufriedenheit, Tod, Trauer, Vermissen, Wut und Ängste sowie Grundbedürfnisse als relevant betrachtet. Die in der Psychologie bekannten „Big Five“, Offenheit für Erfahrungen, Gewissenhaftigkeit, Extraversion, Verträglichkeit und Neurotizismus [13], wurden auch wiederholt auf den Tischdecken im Rahmen des World-Cafés notiert. Dabei handelt es sich allerdings um Persönlichkeitseigenschaften, die diagnostisch weniger gut durch einzelne Posts erfasst werden können als z. B. eine akute affektive Gefühlsäußerung (etwa situative Angst) oder eine Stimmung. Insgesamt wurde von den VOST-Mitgliedern betont, dass insbesondere die Erkennung von Stimmungsänderungen sowie der zeitliche Verlauf der Stimmung von Bedeutung seien, um den Auftrag zur Ableitung des Stimmungsbildes adäquat zu erfüllen.

Datenquellen umfassen Videos, Traueranzeigen und Informationen von anderen Einsatzkräften, Angehörigen sowie ehemaligen VOST-Mitgliedern. Hauptquellen für Stimmungsbilder sind Facebook, Facebook-Gruppen, X (ehemals Twitter), Tagesschau, Jodel und Kommentarspalten öffentlicher Medien. VOST führen händisches Monitoring der Datenquellen basierend auf Stichwörtern durch und verifizieren Informationen dabei durch das Vier-Augen-Prinzip. Die Erfassung der Stimmung erfolgt dabei nur bei einem spezifischem Auftrag. PSNV-Lagen werden dabei eher zufällig während des lagespezifischen Monitorings entdeckt und im Team diskutiert. Die Stimmung von Posts wird bewertet, um die Lage und mögliche Folgen zu kalkulieren, wobei Schlüsselwörter wie Tod, Suizid, Vermissen, Existenz und direkte Emotionen besonders relevant sind. Trotz einiger Automatisierung bleibt die manuelle Einschätzung durch erfahrene Mitglieder für die Teams entscheidend.

Dabei ist es aus Sicht der VOST-Mitglieder besonders wichtig und hilfreich, PSNV-Experten mit fundierter Fachkenntnis einzubinden. Obwohl das gesamte Team über ein grundlegendes Verständnis der PSNV, zum psychosozialen Eigenschutz für die Tätigkeit im VOST, verfügen sollte, kann hierdurch eine effizientere Einschätzung der Inhalte erfolgen. Die Evaluation der detektierten Daten basiert auf einer multidimensionalen Analyse, die sowohl die Frequenz und Reichweite der Beiträge als auch deren potenzielle Auswirkungen auf die kollektive Stimmungslage berücksichtigt. Obwohl durch die Kritikalitätsbewertung (siehe Abb. 30) allgemein eine Unterteilung in handlungsrelevante und zeitkritische oder relevante aber weniger zeitkritische Informationen unterschieden

wird, werden für den Einsatzauftrag „Stimmung“ dynamische Kategorien hinsichtlich der notwendigen Maßnahmen zu geäußerten Bedarfen vorgeschlagen. Rückschlüsse zu den Bedarfen lassen sich, nach Diskussionen aus dem World-Café, durch die Implementierung einer Frequenzanalyse (Analyse der Häufigkeit der Nennung per Zeiteinheit) spezifischer Themen in SoMe ableiten. Allerdings gibt es auch Situationen, die unabhängig von der individuellen Lage vorrangig behandelt werden müssen - beispielsweise wenn Hinweise auf eine Gefährdung der eigenen Person oder anderer vorliegen. Eine besondere Schwierigkeit besteht bei der Datendetektion durch VOST, dass betroffene Personen ihre Anliegen oft direkt in SoMe äußern, ohne dabei an Entscheidungstragende oder Vertreter der BOS zu adressieren oder die zuständigen Stellen über bspw. Verlinkungen einzubeziehen.

Um die detektierten Informationen zur Stimmungslage darzustellen wurde eine kartografische Darstellung als besonders effektiv erachtet. Die Visualisierung der erfassten Stimmungsdaten erwies sich mittels kartografischer Darstellung als besonders effektiv. Die Karte ermöglicht durch verschiedene Ebenen, Farbcodierungen und Symbolik die Integration unterschiedlicher Datensätze. Diese spezielle Darstellungsform sollte jedoch nicht isoliert, sondern als komplementäres Element zur operativen Lagekarte eingesetzt werden. Die Erfahrungen der VOST-Mitglieder zeigen darüber hinaus, dass dabei die Darstellung verfügbarer Ressourcen oft wertvoller ist als die Hervorhebung von Bedarfen. Ein zentrales Ziel ist es, Übereinstimmungen und Diskrepanzen zwischen der digitalen Lageeinschätzung in SoMe und der tatsächlichen physischen Situation sichtbar zu machen. Ein „Emotion Score“ kann helfen, die vorherrschenden Emotionen in verschiedenen Gebieten zu identifizieren, und Fake-News können markiert werden, um ihre Verbreitung zu kontrollieren. Bei einer großflächigen Lage können dabei auch Farben zur Kennzeichnung der Bedarfe verwendet werden, bspw. rot für hohe und grün niedrige Bedarfe. Symbole für verschiedene Gefühlslagen, wie Trauer oder Wut, sind ebenfalls hilfreich, z. B. wenn die Stimmung gegen Einsatzkräfte umschlägt.

Aufgrund der verschiedenen Gestaltung und Bedeutung wurde die Entwicklung und Implementierung taktischer Symbole zur Repräsentation von Emotionen und Bedarfen als zweckmäßig und effizient eingestuft. Hierdurch könnte eine prägnante und standardisierte Visualisierung kritischer Informationen auf Lagekarten ermöglichen. Durch die Integration dieser semiotischen Elemente können komplexe psychosoziale Faktoren in einer für Entscheidungstragende intuitiv erfassbaren Form dargestellt werden. Diese Methodik fördert nicht nur die schnelle Informationsaufnahme, sondern auch die präzise Kommunikation relevanter Aspekte in dynamischen Einsatzszenarien.

Ergänzend zur kartografischen Darstellung bietet sich die Aufbereitung von Informationen in tabellarischer Form mit begleitenden Diagrammen an. Diese Methode ermöglicht eine präzise Übersicht über die Progression der Einsatzstellenbearbeitung und erweist sich aus Sicht der VOST-Mitglieder als besonders wertvoll für die PSNV. Tabellen eignen sich zur detaillierten Erfassung lokaler Bedürfnisse und Ressourcen sowie zur Visualisierung der räumlichen Verteilung spezifischer emotionaler Zustände wie Trauer oder Wut. Aufgrund der gebündelten Darstellung mehrerer Visualisierungsformen und Legenden, facilitiert die Implementierung eines Echtzeit-Dashboards die unmittelbare Identifikation von Handlungsbedarfen und zeitkritischen Ereignissen.

Basierend auf den Erfahrungen der VOST-Mitglieder zeichnen sich PSNV-Lagen häufig durch Informationsdefizite aus. Folglich ist bei der Darstellung eine adäquate Berücksich-

tigung sowohl der Quantität als auch der Herkunft der Informationen von essenzieller Bedeutung. Für Einsätze mit längerer Dauer empfehlen die VOST-Mitglieder die Visualisierung der emotionalen Dynamik mittels einer Zeitachse. Ein solcher Zeitstrahl ermöglicht die Nachvollziehbarkeit von Fluktuationen in den emotionalen Äußerungen innerhalb der Bevölkerung im Verlauf eines Ereignisses und bildet somit die Grundlage für entsprechende adaptive Reaktionen.

6.3 Vergleichende Diskussion der Ergebnisse

Ein direkter Vergleich der vorliegenden Analyse mit früheren Studien ist nur eingeschränkt möglich. Dies liegt daran, dass der hier gewählte prozessuale Fokus sowie die Konzentration auf die Ableitung psychosozialer Faktoren aus SoMe durch VOST bislang in der Forschungslandschaft nicht adressiert wurden. Somit eröffnet diese Studie neue Perspektiven und Forschungsfelder im Bereich der virtuellen Unterstützung im Krisenmanagement.

Die vorliegende Untersuchung bestätigt jedoch größtenteils die in der bestehenden Literatur, insbesondere von Fathi u. a. [108] und Silver, Morgan und Morrison [420], beschriebenen Rollen der VOST. Eine vergleichende Betrachtung der Teamstrukturen offenbart Divergenzen zwischen kleineren und größeren VOST-Einheiten. In kleineren VOST, die typischerweise auf föderaler Ebene angesiedelt sind, zeigt sich eine ausgeprägte funktionale Flexibilität, wobei einzelne Mitglieder häufig simultan multiple Rollen übernehmen. Im Gegensatz dazu weisen größere, oft auf staatlicher oder kommunaler Ebene organisierte VOST tendenziell eine stärker spezialisierte und ausdifferenzierte Rollenverteilung auf. Diese strukturelle Disparität lässt sich möglicherweise auf Unterschiede in Ressourcenverfügbarkeit, Einsatzspektrum und administrativen Rahmenbedingungen zurückführen. Die beobachtete Rollenpluralität in kleineren VOST könnte als adaptiver Mechanismus interpretiert werden, der trotz limitierter personeller Ressourcen eine effiziente Aufgabenbewältigung und operative Agilität ermöglicht. Diese Erkenntnis stellt eine Erweiterung des bisherigen Forschungsstandes dar. Fathi u. a. [108] betont in seiner Arbeit den besonderen Stellenwert der strukturellen und intraorganisationalen Voraussetzungen, die für eine erfolgreiche interorganisationale Vernetzung und insbesondere für die Integration in BOS erforderlich sind. Die vorliegende Studie vertieft diesen Ansatz, indem sie erstmals eine detaillierte prozessuale Aufschlüsselung dieser bisher als „Blackbox“ betrachteten Aspekte liefert. Darüber hinaus bestätigt die Untersuchung die von Silver, Morgan und Morrison [420] beschriebenen Statuszustände sowie die kollaborative Rolle der VOST, wie sie von Sha u. a. [410] dargestellt wurde. Durch die permanente Existenz in verschiedenen Statuszuständen sowie die strukturelle und organisatorische Gestaltung ermöglichen die VOST eine Einbindung in die Strukturen der BOS und begegnen damit den Nachteilen nicht in VOST organisierten digital Freiwilligen (siehe Kap. 2.3.2).

6.4 Zwischenfazit

VOST sind etablierte Organisationen mit hoher Expertise im Bereich der Informationsgewinnung aus digitalen Quellen, insbesondere SoMe. Gemäß den Aussagen der VOST-Mitglieder erfolgt die Arbeitsweise der Teams zu einem überwiegenden Anteil von 90 % manuell. Diese prävalente manuelle Vorgehensweise ermöglicht eine detaillierte Identifikation und Ableitung der Arbeitsprozesse basierend auf den praktischen Erkenntnissen der Teammitglieder. Die dominante Rolle manueller Verfahren impliziert nicht nur einen hohen Grad an menschlicher Expertise und Urteilsvermögen in den operativen Abläufen, sondern bietet auch eine solide empirische Grundlage für die Analyse von allgemeinen manuellen Vorgehensweisen zur Ableitung von psychosozialen Bedarfen und Ressourcen aus SoMe.

Um sowohl allgemeine Erkenntnisse zur Vorgehens- und Arbeitsweise von VOST als auch spezifische Erkenntnisse zur Stimmungserfassung zu gewinnen, wurden im Rahmen der vorliegenden Arbeit multimethodisch verschiedene qualitative Analyseverfahren angewandt. Der Einsatzauftrag „Stimmungserfassung“ ist dabei thematisch sehr nahe einem Einsatzauftrag zur Erstellung eines Psych-LDR, welcher so bisher jedoch noch nicht verwendet wurde.

Zusammenfassend lassen sich folgende Erkenntnisse zur allgemeinen Vorgehens- und Arbeitsweise bei der Ableitung von Informationen aus SoMe identifizieren:

1. Die verschiedenen VOST in Deutschland weisen eine einheitliche Zielausrichtung und in vielen Aspekten auch eine einheitliche Vorgehens- und Arbeitsweise auf. Unterschiede bestehen vorwiegend in der lokalen Vertrautheit, den Zuständigkeiten, der Teamstärke und den Regelungen bezüglich der alltäglichen Einbindung.
2. Die Datendetektion basiert hauptsächlich auf der Nutzung plattformspezifischer Suchfunktionen und der manuellen Auswertung der Ergebnisse. Die Suche erfolgt sowohl über Schlüsselwörter – einschließlich Bi- und Trigramme – als auch durch die gezielte Beobachtung lagerelevanter Accounts und Gruppen.
3. Durch die strukturierte Einbindung von VOST in die Katastrophenschutzstrukturen sind eindeutige Übermittlungszeitpunkte durch Lagebesprechungen definiert. Hierbei werden die gesammelten Erkenntnisse aus dem digitalen Raum durch einen Technischen Verbinder VOST in den Führungsstab eingebracht. Dieser kann aufgrund seiner Medienkompetenz und Einsatzerfahrung die Interpretation der Erkenntnisse unterstützen und Handlungsmöglichkeiten aufzeigen.

Deutsche VOST definieren die Stimmungserfassung als Erhebung von Emotionen und Gefühlen sowie als Identifikation von Diskrepanzen zwischen der wahrgenommenen und tatsächlichen Lage in der Bevölkerung. Besondere Bedeutung wird dabei der Erkennung von Stimmungsänderungen sowie dem zeitlichen Verlauf der Stimmung beigemessen. Im Rahmen der Datendetektion wurden folgende Themen und Fokus als besonders relevant eingestuft: Bestürzung, Existenz, Stimmung, Danksagung, Sorgen, Unzufriedenheit, Tod, Trauer, Vermissten, Wut und Ängste sowie Grundbedürfnisse. Insgesamt wird eine dynamische, von der jeweiligen Einsatzlage abhängige Kategorisierung präferiert. Diese Herangehensweise stellt jedoch erhebliche Herausforderungen an die technische Umsetzung, da für die Entwicklung und Anwendung von Algorithmen entsprechende vor-klassifizierte Datensätze erforderlich sind, siehe Kap. 2.3.3. Diese Datensätze bilden die Grundlage für das maschinelle Lernen oder die Ableitung von Strukturen, die einer technischen

Klassifizierung zugrunde liegen.

Im Vergleich zu den Erkenntnissen aus der Scoping Review zur technischen Vorgehensweise (Kap. 5) erfolgt die manuelle Datendetektion durch VOST meist einsatzbezogen, dynamisch und anhand einsatzrelevanter Schlüsselwörter, während bei der technischen Vorgehensweise die Filterung durch Algorithmen und meist anhand ereignisbezogener Schlüsselwörter realisiert wird. Bei der manuellen Vorgehensweise findet eine menschliche Durchsicht aller potenziell relevanten Daten statt, wobei die Relevanz durch die VOST-Mitglieder überwiegend subjektiv, erfahrungsbasiert und unterbewusst erfolgt. Dadurch wird die Relevanzbewertung anhand einer deutlichen größeren Anzahl an Kriterien und durch Intuition durchgeführt, während technische Lösungen meist das Vorkommen definierter Stichworte, die Lokalisation des Beitrags in der Nähe des Einsatzgeschehens oder eine Relevanz des verfassenden Accounts (bspw. durch Reichweite oder Person öffentlichen Interesses) zugrundelegen. Darüber hinaus findet im Rahmen der technischen Lösungen (Kap. 5) aktuell keine Differenzierung zwischen direkt handlungsrelevanten Informationen und solchen von allgemeiner Relevanz statt. Diese Limitierungen der technischen Lösungen bei der Relevanzbewertung und Differenzierung von Informationen zeigen, dass eine weiterführende Mensch-Computer-Interaktion erforderlich ist, um die Qualität der Informationsbewertung zu verbessern.

Die Erkenntnis, dass der Großteil der Arbeit von VOST weiterhin manuell erfolgt, unterstreicht die Notwendigkeit, bestehende IT-Lösungen zu vergleichen und im Austausch mit VOST Herausforderungen und Limitationen bei deren Nutzung zu hinterfragen. Dies umfasst beispielsweise die Analyse verschiedener Social-Listening-Tools (z. B. zur Sentimentanalyse), die Klärung rechtlicher Barrieren und die Identifikation notwendiger Kompetenzen für deren zielführende Nutzung. Zusätzlich unterstreicht diese Beobachtung die Bedeutung des Humanfaktors in der digitalen Lageerfassung und -beurteilung, trotz des zunehmend technologiegeprägten Umfelds, in dem VOST operieren.

7. Fallstudie zur Nutzung Sozialer Medien für die Ableitung psychosozialer Lageinformationen während ausgewählter Hochwasserereignisse in Deutschland (RQ3)

Kap. 4 hat die signifikante Rolle von Sozialen Medien (SoMe) als psychosoziale Ressource in Krisen- und Katastrophensituationen (KuK) aufgezeigt und verdeutlicht, dass deren systematische Integration in das Psychosoziale Lagebild des digitalen Raumes (Psych-LDR) eine frühzeitige Identifikation von Krisenreaktionen und Unterstützungsbedarfen ermöglichen kann. Abgeleitet aus den Nutzungsangaben durch die Befragten einer Panel- und Webumfrage, intensiviert sich dabei die Aussagekraft der Daten aus SoMe im post-akuten Krisenverlauf, während ihre Interpretation eine differenzierte Berücksichtigung demografischer, persönlichkeitsbezogener und situativer Faktoren erfordert, da die Alltagsnutzung nicht exakt auf das Krisenverhalten übertragbar ist.

Die Identifikation dieser Daten aus den SoMe auf der technischen sowie manuellen Ebene konnte in den Kap. 5 und 6 beleuchtet werden. Kap. 5 zeigt hierfür zunächst auf, dass die interdisziplinäre Forschungslandschaft zur Analyse von SoMe in KuK eine signifikante Entwicklung im letzten Jahrzehnt vollzogen hat, was durch eine systematische Scoping Review nach JBI-Methodologie dokumentiert wurde. Während die technischen Möglichkeiten zur Ableitung psychosozialer Erkenntnisse vielversprechend sind, offenbaren sich auch substantielle Forschungslücken, insbesondere im deutschsprachigen Raum und bei der Analyse hydrologischer Ereignisse, die in Europa zu den häufigsten Naturkatastrophen zählen. Die identifizierten Defizite manifestieren sich vor allem in der mangelnden Nutzerorientierung der entwickelten Analysewerkzeuge, der fehlenden Echtzeiterprobung sowie einer primär defizitorientierten Forschungsperspektive, die die Selbsthilfefähigkeit der Bevölkerung weitgehend außer Acht lässt.

Die technischen Möglichkeiten werden in der Praxis vor allem durch Virtual Operations Support Teams (VOST) genutzt, welche als Expertengremien im Bereich der digitalen Informationsgewinnung agieren (siehe Kap. 6). Dabei basieren etwa 90 % der Arbeitsprozesse dieser Teams auf manuellen Verfahren. Darüber hinaus zeichnen sich die Teams durch eine weitgehend homogene Zielausrichtung und Arbeitsweise aus, wobei sie sich primär der plattformspezifischen Suchfunktionen und manuellen Sichtung bedienen, während die Stimmungserfassung als dynamischer, kontextabhängiger Prozess zur Identifikation von Emotionen, Gefühlen und Lagediskrepanzen konzipiert ist. Dieser Kontrast zwischen der unüberwachten Anwendung technischer Lösungen zur Nutzung im Rahmen der erfahrungsbasierten und organisationalen Vorgehensweise der VOST verdeutlicht somit einerseits die Notwendigkeit einer erweiterten Mensch-Computer-Interaktion und unterstreicht andererseits die kontinuierliche Bedeutung menschlicher Expertise in der digitalen Lageerfassung.

Aufbauend auf diesen Erkenntnissen stellt Kap. 7 zwei Fallstudien zur Nutzung der technischen Möglichkeiten für die Sammlung von Informationen für ein Psych-LDR vor. Hierfür wurden Daten aus SoMe zu zwei hydrologischen Naturereignissen in Deutschland gesammelt und mithilfe quantitativer und qualitativer Methoden analysiert und ausgewertet. Konkret wird folgend somit zum einen ein Beitrag zu der identifizierten Forschungslücke im Bereich der Studien der Analyse von SoMe (Social Media Analysis, SMA) von deutschen Daten aus SoMe zu hydrologischen Naturereignissen geleistet und darüber hinaus Daten aus SoMe für ein Psych-LDR anhand bereits etablierter Methoden analysiert.

7.1 Hintergrundinformationen zu den betrachteten Hochwasserereignissen

Die Fallstudien, die folgend zur Analyse der Nutzung technischer Möglichkeiten für die Sammlung von Informationen für ein Psych-LDR herangezogen werden, umfassen die zwei hydrologischen Naturereignisse „Weihnachtshochwasser 2023“ sowie „Juni-Hochwasser 2024“. Beide Katastrophen bewirkten erhebliche materielle und ideelle Schäden.



Abbildung 33: Fallstudien: Zeitliche Ablaufdarstellung der betrachteten Hochwasserereignisse

Weihnachtshochwasser Das Weihnachtshochwasser 2023/24 war ein hydrologisches Ereignis mit extremer temporaler und geografischer Ausdehnung [14]. Die Ereignischronologie lässt sich in drei Phasen strukturieren: Die Initialphase (19.-24. Dezember 2023) charakterisierte sich durch anhaltende Niederschlagsereignisse, die primär den nord- und westdeutschen Raum betrafen. Die resultierende Übersättigung der Böden führte zu einer progressiven Entwicklung von Hochwasserlagen an mehreren Hauptfließgewässern (Elbe, Donau, Rhein, Ruhr, Lippe), die ihren ersten Höhepunkt am Heiligabend erreichte [14, 217]. Die Eskalationsphase (26.-31. Dezember 2023) manifestierte sich in einer deutlichen Verschärfung der Situation, dokumentiert durch kritische Pegelstände wie beispielsweise die Überschreitung der 8-Meter-Marke des Rheins in Köln [222]. Die extreme Niederschlagsintensität in dieser Phase übertraf in den betroffenen Bundesländern Niedersachsen, Sachsen-Anhalt, Nordrhein-Westfalen, Brandenburg, Sachsen und Thüringen die üblichen monatlichen Regenmengen für Dezember und Januar um das Doppelte [210]. Die Rückzugsphase (1. Januar-12. Februar 2024) verdeutlichte die Persistenz des Ereignisses [318]. Während sich in einigen Regionen bereits zu Beginn des Jahres 2024 eine Entspannung der Situation abzeichnete, verblieben insbesondere die Pegel von Weser und Aller über einen langen Zeitraum in erhöhten Warnstufen [82].

Juni-Hochwasser Etwa sechs Monate später ereignete sich im Juni 2024 ein weiteres Hochwasserereignis als Naturkatastrophe im süddeutschen Raum, welches sich über einen Zeitraum von etwa zwei Wochen erstreckte. Die Chronologie der Ereignisse lässt sich ebenfalls in drei Phasen untergliedern: Die Initialphase (27.-29. Mai 2024) war gekennzeichnet durch erste Warnindikationen, die auf ein bevorstehendes Starkregenereignis in mehreren Bundesländern hindeuteten [297]. In der sich anschließenden Eskalationsphase (30. Mai-5. Juni 2024) entwickelte sich eine kumulative Ereigniskaskade: Die außergewöhnlich hohen Niederschlagsmengen - exemplarisch dokumentiert durch die Messung von 135 Litern pro Quadratmeter binnen 24 Stunden in Sigmarzell - führten zu einer rapiden Überlastung der hydrologischen Systeme, sodass in 18 bayrischen Landkreisen der Katastrophenfall ausgerufen wurde [297]. Besonders betroffen waren dabei Augsburg mit einem Deichbruch sowie der Landkreis Pfaffenhofen mit drei weiteren Damnbrüchen. Die Donau erreichte einen kritischen Höchststand von 10 Metern [297]. Die Rückzugsphase (6.-12. Juni 2024) charakterisierte sich durch eine sukzessive Entspannung der Situation bei gleichzeitiger Offenbarung des Schadensausmaßes [230]. Sechs Menschen verloren bei dieser Naturkatastrophe ihr Leben. An vielen Messstellen wurden die statistisch nur alle 100 Jahre auftretenden Pegelstände deutlich übertroffen [297].

7.2 Methodische Vorgehensweise

Die vorliegende Arbeit bedient sich der Methodik einer Fallstudie, um Informationen aus den Daten der SoMe während der zuvor erläuterten hydrologischen KuK abzuleiten. Fallstudien kennzeichnen sich durch eine Herangehensweise, die die Untersuchung eines komplexen, aktuellen Phänomens ermöglicht [162]. Der methodische Ansatz kombiniert hierbei quantitative und qualitative Forschungsmethoden, um der Vielschichtigkeit des Untersuchungsgegenstands gerecht zu werden. Der gewählte analytische Rahmen erlaubt verschiedene Formen wissenschaftlicher Schlussfolgerungen: Von der deduktiven Hypothesenprüfung über die induktive Theorieentwicklung bis hin zu abduktiven Schlussfolgerungen. Im Rahmen dieses Kapitels erfolgt dies konkret durch die Rekonstruktion zweier Fälle aus historischen Daten sowie durch die vergleichende Anwendung bereits etablierter Methoden zur Analyse ausgewählter psychosozialer Aspekte. Durch den systematischen Vergleich der Fälle in einer Mehrfallstudie werden Gemeinsamkeiten und Unterschiede herausgearbeitet. Im wissenschaftlichen Kontext gelten Forschungsergebnisse aus Mehrfallstudien dabei als besonders belastbar und aussagekräftig, da sie nicht auf einen einzelnen Fall beschränkt sind, sondern Muster und Zusammenhänge über verschiedene Kontexte hinweg aufzeigen können [162, 193].

Die methodische Vorgehensweise folgt, analog zu Fan und Gordon [102], einem systematischen Dreischritt für beide Fallbeispiele: Datengewinnung/-aufbereitung, Datenanalyse und Ergebnisdarstellung, siehe Abb. 34. Dieser strukturierte Ansatz ermöglicht eine umfassende Untersuchung auf drei Ebenen - innerhalb der einzelnen Ereignisse, im Vergleich zwischen den Ereignissen sowie im Vergleich zwischen den eingesetzten Methoden. Die nachfolgenden Ausführungen werden die methodischen Schritte Datengewinnung, -aufbereitung und -analyse detailliert erläutern und transparent darlegen.

7.2.1 Datengewinnung und -aufbereitung: Monitoring Sozialer Medien

Die Fallstudienauswahl konzentriert sich auf zwei hydrologische Extremereignisse in Deutschland: das Weihnachtshochwasser 2023 und das Juni-Hochwasser 2024. Die Selektion der Ereignisse erfolgte nach folgenden Kriterien: Erstens, die Verortung im Bereich der hydrologischen KuK in Deutschland und, zweitens, das Vorhandensein entsprechender Peaks in

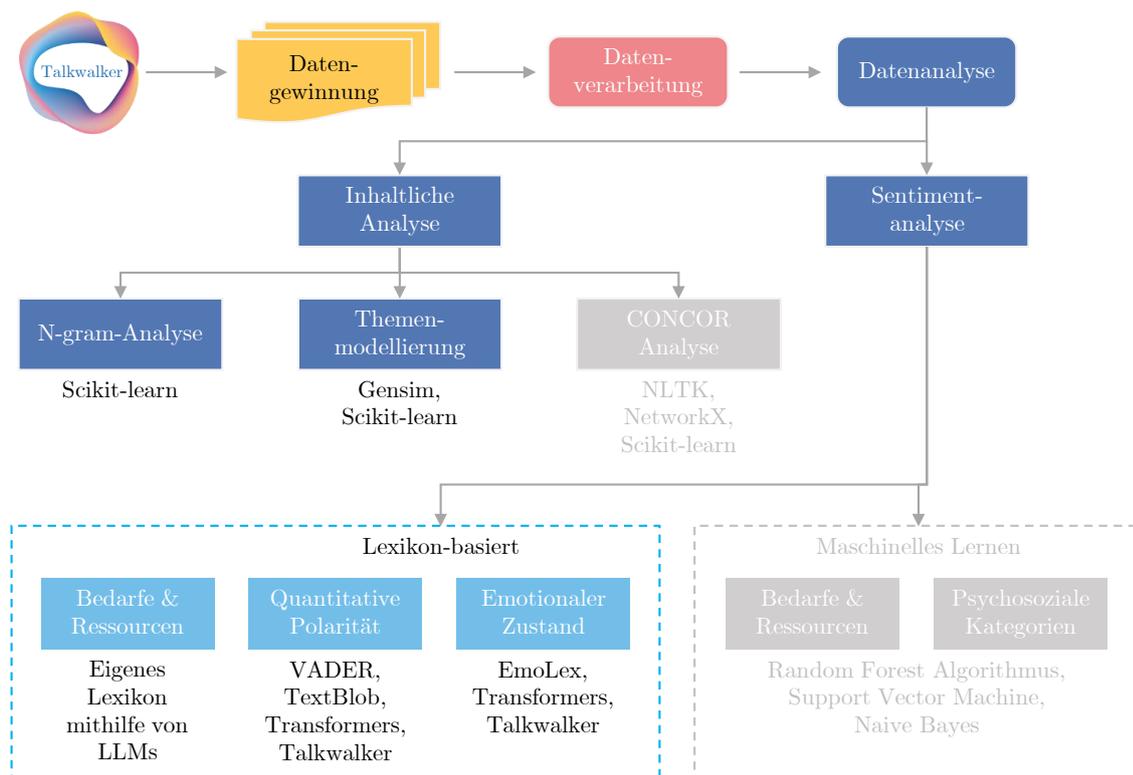


Abbildung 34: Schematische Visualisierung der methodischen Vorgehensweise

Das Ablaufdiagramm stellt den dreistufigen Prozess der Datenanalyse strukturiert dar: Die Datengewinnung ist gelb, die Datenaufbereitung rosa und die Datenanalyse blau hinterlegt. Die blauen Kästen zeigen die durchgeführten Analysen und die jeweils verwendeten Python-Bibliotheken (in schwarzer Schrift). Die grau hinterlegten Kästen repräsentieren Analysen, die zwar durchgeführt, aber aufgrund eingeschränkter Aussagekraft (CONCOR-Analyse) oder methodischer Herausforderungen (Machine-Learning (ML)-Methoden) nicht weiter detailliert werden.

den SoMe innerhalb des Untersuchungszeitraums (November 2023 bis November 2024), um sowohl die Hochphasen der Ereignisse als auch die Entwicklung dazwischen analysieren zu können. Die Ereigniswahl wurde durch ihre signifikante Sichtbarkeit in der Postanzahl determiniert, wie Abb. 35 veranschaulicht. Die Datenerhebung erfolgte ereignisspezifisch und orientierte sich an einem empirisch abgeleiteten Schwellenwertkriterium: Überschreitet die tägliche Postfrequenz 10.000 Beiträge, wird dies als Indikator für ein öffentlichkeitswirksames Ereignis interpretiert. Entsprechend der Ereignischronologie (siehe Kap. 7.1) wurde der Untersuchungszeitraum für das Weihnachtshochwasser vom 06.12.2023 bis 26.01.2024 und für das Juni-Hochwasser vom 16.05. bis 26.06.2024 festgelegt.

Die **Datengewinnung** erfolgte mittels Talkwalker²¹, eines fortschrittlichen SMA-Tools, das anhand künstlicher Intelligenz und Machine-Learning (ML) große Datenmengen aus verschiedenen digitalen Kommunikationskanälen wie Soziale Netzwerke (Social Networking Sites, SNS), Blogs, Foren und Nachrichtenportalen in Echtzeit aggregiert und analysiert. Die Datensammlung konzentrierte sich auf deutschsprachige Inhalte über Twitter, Facebook, Instagram, Reddit, Online-News, Tageszeitungen, Blogs, Foren, Magazinen, Webseiten von TV/Radio, YouTube, Pressemitteilungen und Weiteren unter Verwendung

²¹<https://www.talkwalker.com/de/>, letzter Zugriff: 29.12.2024

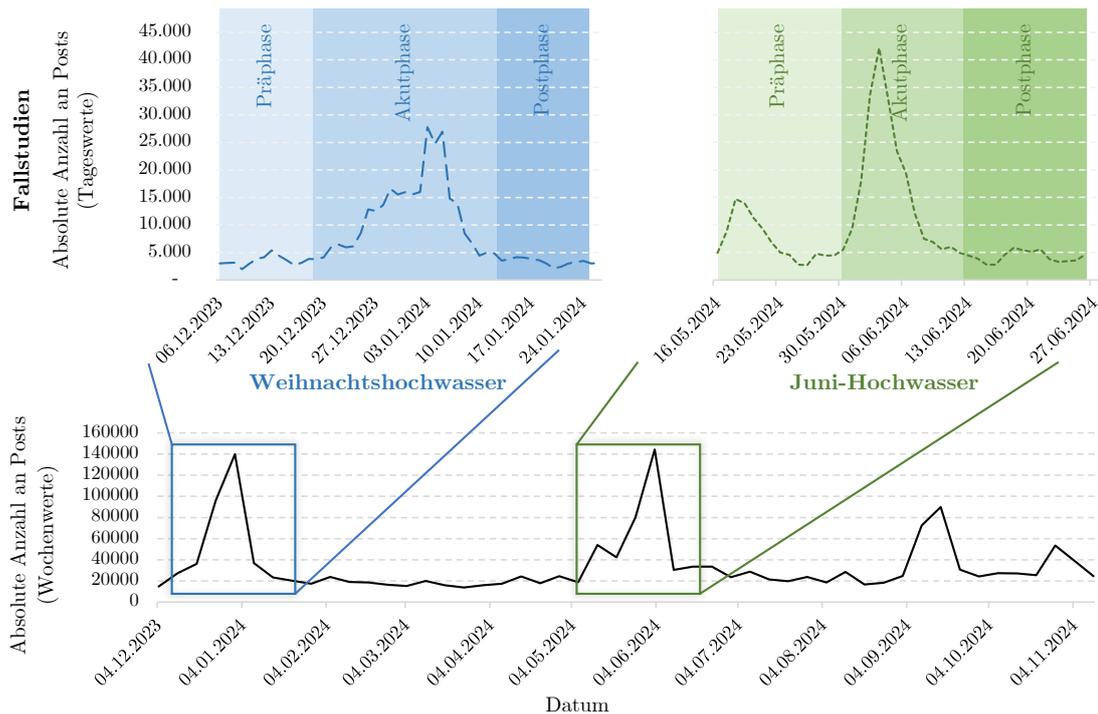


Abbildung 35: Anzahl an Posts mit thematischem Bezug zu Hochwasserereignissen in Deutschland, aufgeschlüsselt nach den Fallbeispielen²⁰

eines iterativ entwickelten Suchstrings (vgl. Tab. 8). Die Schlüsselwörter wurden empirisch basierend auf den frequentiertesten Begriffen zu den jeweiligen Ereignissen generiert und der Suchstring aufgrund der Suchergebnisse fortlaufend angepasst. Das Monitoring erfolgte anhand von Schlüsselwörtern und erfasste gezielt Daten zu den ausgewählten Zielfällen. Bisherige Studien haben gezeigt, dass die Analyse dieser spezifischen Datensätze verlässliche Rückschlüsse auf die Stimmung der Bevölkerung in KuK ermöglicht [536], siehe auch Kap. 2.

Tabelle 8: Suchstring in Talkwalker zur Datengewinnung von Posts zu den ausgewählten Hochwasser-Szenarien aus öffentlich verfügbaren Quellen

Query
sourcecountry:de AND (hochwasser* OR flut* OR überschwemmung* OR starkregen* OR dauerregen* OR pegel* OR flusspegel OR wasserpegel) NOT migranten NOT porno NOT gepimper* NOT pimperm* NOT sex* NOT poppen* NOT schwanz NOT sperma NOT fotze

Durch die gewählte Methodologie konnten 353.643 Posts zum Weihnachtshochwasser (91 % der Gesamtbeiträge²²) und 364.309 Posts zum Juni-Hochwasser (95 % der Gesamtbeiträge) aus digitalen Kommunikationskanälen extrahiert werden. Zur differenzierten Analyse wurden die Ereignisse in drei Phasen unterteilt: Prä-, Akut- und Postphase, was eine nuancierte Betrachtung der Kommunikationsdynamiken erlaubt.

²²In Talkwalker werden die gesamt zur Verfügung stehenden Posts, hier als Gesamtbeiträge bezeichnet, angezeigt. Ein Download zur weiteren Verarbeitung ist jedoch aufgrund verschiedener Restriktionen nicht zu 100 % möglich.

Die Datensätze setzen sich daher aus folgenden Teilmengen zusammen:

Weihnachtshochwasser

- Präphase (n = 41.219/49.251, 84 %)
- Akutphase (n = 267.611/293.648, 91 %)
- Postphase (n = 44.813/46.410, 97 %)

Juni-Hochwasser

- Präphase (n = 93.359/98.429, 95 %)
- Akutphase (n = 214.685/227.292, 94 %)
- Postphase (n = 56.265/58.969, 95 %)

Darüber hinaus wurden Posts vom 04. bis 10.03.2024 nach analoger Vorgehensweise extrahiert, um einen Datensatz zur Referenzsetzung aus einer Phase ohne Hochwasserereignis zu erhalten (im weiteren Verlauf als Referenzphase bezeichnet). Im Detail umfasst der Datensatz der Referenzphase 14.900 Posts (n = 14.900/15.377, 97 %).

Die **Datenaufbereitung** erfolgte unter Nutzung verschiedener Softwarelösungen und Programmierumgebungen. Der Datensatz wurde zunächst aus Talkwalker als Excel-Datei exportiert und anschließend mit Python 3.12 sowie IBM SPSS Statistics 29/28 weiterverarbeitet. Die Datenbereinigung und -transformation wurde durch den Einsatz diverser Python-Bibliotheken realisiert: Pandas (V.2.2.3) [285] für Datenmanagement, NumPy (V.1.26.4) [154] für numerische Berechnungen, NLTK (V.3.9.1) [30] für linguistische Datenverarbeitung und Matplotlib (V.3.10.Orcl) [178] für Datenvisualisierung.

Der Datenbereinigungsprozess umfasste folgende Schritte:

1. Eliminierung von Duplikaten zur Filterung von Retweets,
2. vollständige Anonymisierung personenbezogener Daten und
3. Fokussierung auf Textinhalte und Veröffentlichungszeitpunkte.

Für fortgeschrittene methodische Analysen, wie bspw. unüberwachte Clusteranalysen (K-Means) erfolgte eine Textquantifizierung mittels Term Frequency-Inverse Document Frequency (TF-IDF)-Gewichtung in Scikit-learn (V.1.5.2) [332] und eine Elimination deutscher Stopwörter gemäß der Natural Language Toolkit (NLTK)-Bibliothek.

7.2.2 Datenanalyse: Techniken des Machine Learning und lexikon-basierte Ansätze

Nach der erfolgreichen Bereinigung der Daten wurde die Datenanalyse in drei zentrale Untersuchungsbereiche strukturiert: Inhaltliche Analyse, Sentiment-Analyse und Analyse psychosozialer Klassen.

Die **inhaltliche Analyse** erfolgte durch einen methodisch differenzierten Ansatz, der ausgewählte komplementäre Verfahren der Textanalyse kombinierte. Mittels Scikit-learn wurde zunächst eine n-gram-Analyse durchgeführt, die systematisch Wortsequenzen und sprachliche Kombinationsmuster untersuchte, um charakteristische Wörter und Wortkombinationen zu identifizieren. Als weiterführende Methode der Themenmodellierung kamen unüberwachte Verfahren zum Einsatz. Konkret wurden Latent Dirichlet Allocation (LDA) unter Nutzung von Gensim (V.1.5.2) [355] und Scikit-learn sowie K-Means-Clustering mit Scikit-learn implementiert. Diese Methoden ermöglichten die Extraktion latenter Themenstrukturen sowie die Identifikation semantischer Cluster in den Textdaten. Eine ergänzende Vorgehensweise stellte die Convergence of iterated Correlation (CONCOR)-Analyse dar,

eine Methode zur strukturellen Analyse von Beziehungsmustern zwischen Netzwerkknoten [190]. Konkret wurde dieser Ansatz unter Nutzung der Python-Bibliotheken Scikit-learn, SciPy (V.1.14.1) [195] und NetworkX (V.3.4.2) [145] verfolgt. Allerdings zeigte sich, dass der umfangreiche Datensatz entweder überkomplexe Netzwerke generierte oder keinen signifikanten Erkenntnismehrwert im Vergleich zu den alternativen Themenmodellierungsmethoden erbrachte, sodass eine weiterführende Ergebnisdarstellung im Rahmen der vorliegenden Arbeit nicht erfolgt.

Die **Sentiment-Analyse** wurde mittels eines vergleichenden, mehrstufigen Ansatzes durchgeführt. Zunächst erfolgte die Bestimmung der quantitativen Polarität auf einer Skala von -1 bis +1, welche die Dimensionen negativ, neutral und positiv abbildet. Hierfür wurden verschiedene etablierte Analyseinstrumente wie Valence Aware Dictionary and sEntiment Reasoner (VADER) (V.3.3.2) [179], TextBlob (V.0.18.0.post0) [254], Transformers (V.4.46.2) [508] und Talkwalker eingesetzt. Die anschließende Untersuchung des emotionalen Zustands basierte auf dem EmoLex Wörterbuch (V.4.0) [296], welches die Basisemotionen nach Plutchik [340] zugrunde legt und die Polarität als positive sowie negative Valenz bewertet. Ergänzend wurde die Transformers-Methode genutzt, die eine Einstufung anhand der Basisemotionen nach Ekman [94] vornimmt. Ein weitergehender Vergleich zwischen den Methoden erfolgte anhand statistischer Testverfahren, welche unter Berücksichtigung des Skalenniveaus der Variablen sowie nach Gruppenmerkmalen und Prüfung der jeweiligen Testvoraussetzungen ausgewählt wurden. Das Signifikanzniveau sowie die Effektgröße wurden hierbei analog zu Kap. 4 gewertet ($\alpha = ,05$, Pearson-Korrelationskoeffizient nach Cohen [64]).

Die **Analyse psychosozialer Klassen** erfolgte durch eine manuelle Kodierung von Teilstichproben der Datensätze. Insgesamt waren 18 Personen in den Kodierungsprozess involviert, wobei jeweils zwei Personen identische Datensätze von 1.500 Posts erhielten und ausschließlich Datensätze mit Intercoderübereinstimmung in die finale Analyse einbezogen wurden. Für das Weihnachtshochwasser wurde ein Kodierleitfaden basierend auf bestehenden Forschungsarbeiten [116] und Erkenntnissen des Forschungsprojekts Sokapi-R entwickelt, siehe Kap. D.1 im Anhang. Acht Kodierer bearbeiteten 5.311 Posts (689 wurden aufgrund fehlender Codierbarkeit ausgeschlossen), wovon 2.946/5.311 (55 %) eine Intercoderübereinstimmung aufwiesen und lediglich 864/2.946 (29 %) einer Kategorie (2.082 wurden als nicht relevant bewertet) zugeordnet werden konnten. Beim Juni-Hochwasser basierte der Kodierleitfaden auf einer Delphi-Befragung im Rahmen des Forschungsprojekts #sosmap, siehe Kap. D.2 im Anhang. Zehn Kodierer bearbeiteten 7.288 Posts, von denen 3.754 (52 %) eine Intercoderübereinstimmung zeigten und 1.591 (42 %) mindestens als niedrig relevant für das Situationsverständnis eingestuft wurden. Anhand dieser Datensätze wurden die Algorithmen Support Vector Machine (SVM), Naïve Bayes (NB) und Random Forest (RF) mittels Scikit-learn trainiert. Aufgrund der geringen Repräsentation einzelner Kategorien (bspw. „eigenes Engagement“ mit 0 Posts und „Lösungsansätze“ mit 3 Posts) und des begrenzten Gesamtumfangs wurde von einer Aufteilung in Trainings- und Testdatensätze sowie einer weiterführenden Erläuterung der Ergebnisse abgesehen. Insbesondere die geringe Datenmenge würde zu signifikanten Klassifikationsfehlern führen und die Modellleistung beeinträchtigen, sodass von einer Klassifizierung des Gesamtdatensatzes aufgrund der zu hohen Fehleranfälligkeit abgesehen wurde. [481].

Um die Einschränkungen der fehlenden ML zur Analyse von Bedarfen und Ressourcen zu kompensieren, wurde ein lexikon-basierter (LB) Analyseansatz entwickelt. Dieser basiert

auf Wörterbüchern für Ressourcen und Bedarfe, die mittels dreier Large Language Models (LLM) (ChatGPT, Perplexity und Claude) generiert und durch eine n-gram-Analyse der manuell kodierten Beiträge der Kategorien ergänzt wurden. Die verwendeten Wortlisten (siehe Kap. D.4 im Anhang) ermöglichen eine automatisierte, textbasierte Klassifizierung der Posts in eine oder beide Kategorien (Bedarfe und/oder Ressourcen), wodurch eine Erfassung von Ressourcen und Bedarfen in der zeitlichen Entwicklung und Häufigkeit möglich wird.

Ausgehend von dem Umstand, dass in einem Echtzeitszenario nicht alle Daten eines Ereignisses unmittelbar verfügbar sind, wurde darüber hinaus eine **Zeitsequenzanalyse** durchgeführt. Hierbei wurden für jeden einzelnen Tag die jeweils verfügbaren Daten sowie die der zurückliegenden Tage bzgl. ihrer Sentimentanteile analysiert und mittels linearer Regression im kumulativen Zeitverlauf prognostiziert. Konkret zielt dieses Verfahren somit auf die Visualisierung erster Trends und der Ermöglichung einer vorläufigen Einschätzung sowie eines Abgleichs zum tatsächlich folgenden Verlauf und nicht auf die Generierung einer hochpräzisen Langzeitvorhersage oder Identifikation kausaler Wirkzusammenhänge zwischen Variablen ab [439].

7.3 Ergebnisdarstellung

Folgend werden anhand der Analyse des Postverlaufs und der ortsbezogenen Daten Parallelen zum tatsächlichen Ereignisverlauf identifiziert. Darüber hinaus werden durch Sentiment-Analysen und inhaltliche Untersuchungen divergierende Ergebnisse in Abhängigkeit der angewendeten Methodik herausgearbeitet sowie psychosoziale Analysen durchgeführt. Die Erkenntnisse werden im Folgenden analog zur gewählten Methodikstruktur in drei Kategorien aufgeschlüsselt: allgemein/inhaltlich, Sentiment und psychosozial.

7.3.1 Allgemeine und inhaltliche Erkenntnisse

Abbildung 35 illustriert die Entwicklung der Postanzahl während der zwei betrachteten Hochwasserereignisse. Beim Weihnachtshochwasser setzten ab dem 19.12.2023 sehr intensive Regenfälle ein, wobei der 03.01.2024 eine starke kumulative Steigerung aufwies. An diesem Tag wurde nicht nur die höchste Anstiegsrate, sondern auch die größte Anzahl an Posts in den SoMe verzeichnet. Der erste Anstieg am 26.12.2023 korreliert zudem präzise mit dem initialen starken Anstieg der Niederschlagssumme gemäß der Referenz [14]. Die Hochpunkte der Postanzahl wurden am 03. und 05.01.2024 erreicht, wobei eine Überschreitung von 10.000 Posts pro Tag im Zeitraum vom 26.12. bis 07.01.2024 zu beobachten war.

Das Juni-Hochwasser zeigte ein analoges Muster: Der Hochpunkt der Postanzahl am 03.06.2024 deckt sich mit den Kulminationspunkten des Ereignisses, welches durch den Umstand unterstrichen wird, dass die meisten Landkreise und kreisfreien Städte am 03. oder 04.06.2024 den Katastrophenfall ausriefen [297]. Charakteristisch war hier ebenfalls die Überschreitung von 10.000 Posts pro Tag vom 01. bis 07.06., was exakt dem Zeitraum vom Beginn bis zum Rückgang der Starkregenfälle entspricht.

Gemeinsamkeiten beider Ereignisse zeigen sich also darin, dass die digitalen Hochpunkte der Postanzahl jeweils auch die analogen Hochpunkte markieren. Gleichwohl existieren signifikante Unterschiede: Das Weihnachtshochwasser präsentierte sich sowohl in den SoMe als auch in der Realität als länger anhaltend. Zudem weist es eine Doppelspitze im Verlauf der Postanzahl über die Zeit auf, wohingegen sich das Juni-Hochwasser durch eine andere Dynamik auszeichnet. Hier zeigt sich bereits vom 18.-20.05.2024 ein Peak mit mehr als

10.000 Posts pro Tag, ausgelöst durch die Flut im Saarland. Obwohl dieses Ereignis nicht die gleiche Ausdehnung wie die nachfolgenden Überschwemmungen aufwies, verursachte es bereits erhebliche Überflutungen und Sachschäden [451].

Die visuelle Analyse aller Posts mit thematischem Bezug zu Hochwasserereignissen in Deutschland im Zeitraum von November 2023 bis November 2024 zeigt darüber hinaus weitere Anstiege in der Postanzahl auf, die über die primären Hochwasserereignisse hinausgehen, siehe Abb. 35. So markierten Diskussionen über den Klimawandel in Bezug auf Starkregenereignisse im September 2024 einen signifikanten Anstieg. Diese wurden wahrscheinlich durch extreme, langanhaltende Niederschläge in Österreich, Tschechien, Polen, Rumänien und der Slowakei ausgelöst, die zu großflächigen Überschwemmungen führten [469]. Ein weiterer Peak wurde Ende Oktober/Anfang November durch das Flutereignis in Valencia, Spanien verzeichnet [531]. Diese Beobachtungen unterstreichen, dass selbst Ereignisse im Ausland Peaks in deutschsprachigen SoMe bedingen können.

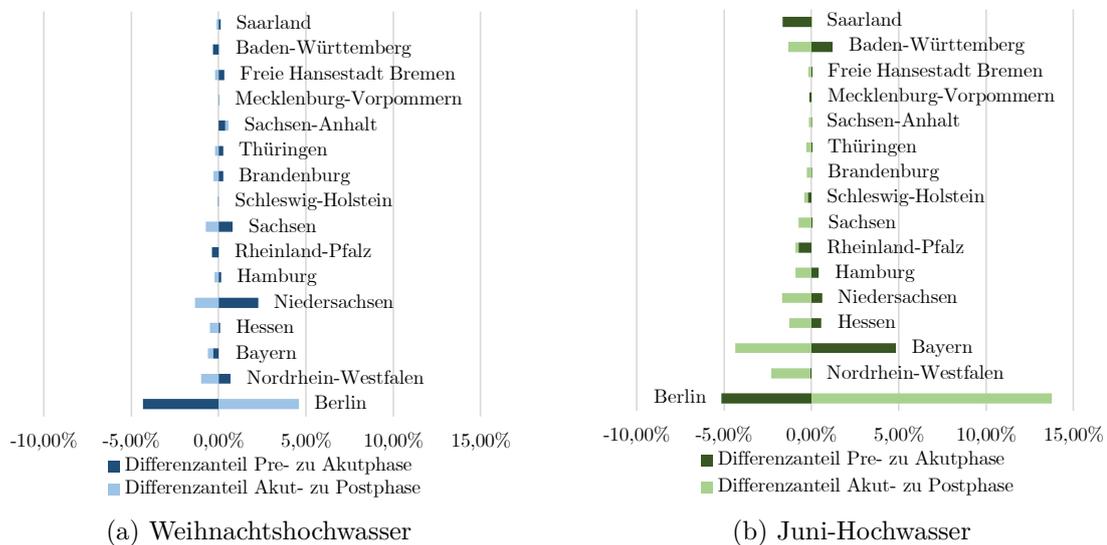


Abbildung 36: Entwicklung der Postanzahl je Ereignis und Bundesland Das Balkendiagramm zeigt die relativen Differenzen der Postanzahl zwischen den einzelnen Phasen der Ereignisse auf. Dabei wird jeweils in dunkel die Differenz zwischen Prä- zur Akut- und in hell zwischen Akut- zur Postphase angezeigt. Hierbei ist zu berücksichtigen, dass Talkwalker die nicht lokalisierbaren Posts (bspw. aufgrund fehlendem Geotag oder linguistischer Zuordnungsmöglichkeit) Berlin zuweist, sodass die Zahlen für Berlin hier deutlich verzerrt sind.

Die weitergehende Betrachtung der Veränderungen der Postanzahl nach Bundesländern offenbart Einblicke in die regionale Betroffenheit während der Hochwasserereignisse. Beim Weihnachtshochwasser verzeichneten die SoMe eine signifikante Zunahme der Postanzahl insbesondere in den Bundesländern Niedersachsen (2,3 %), Sachsen (0,8 %) und Nordrhein-Westfalen (0,7 %) von der Prä- zur Akut-Phase, wie Abbildung 36a verdeutlicht. Auch der Rückgang von der Akut- zur Post-Phase war hier am stärksten. Die Daten des Deutschen Wetterdienstes bestätigen hierbei die Betroffenheit von Niedersachsen, Nordrhein-Westfalen und Sachsen-Anhalt [210]. Eine interessante Abweichung zeigt sich somit zwischen Sachsen und Sachsen-Anhalt: Obwohl die Regenkarte eine Betroffenheit eines Teils von Sachsen dokumentiert, weist Sachsen-Anhalt trotz starker Betroffenheit nur einen geringfügigen Anstieg der Postanzahl um 0,5 % auf. Folglich zeigt sich hier kein Zusammenhang zwischen Betroffenheit und Anzahl der Posts in den SoMe. Für das Psych-LDR impliziert dies: Die

Analyse von SoMe kann zwar als Indikator für lokale Unterschiede in der Betroffenheit (und damit einhergehend der psychischen Belastungen) der Bevölkerung dienen, sollte jedoch aufgrund ihrer eingeschränkten Zuverlässigkeit nur anhand relativer Veränderungen und nicht als absolute Referenz betrachtet und nicht als singuläre Quelle verwendet werden.

Eine differenzierte Betrachtung der Anzahl an Posts in Relation zum Gesamtdatensatz pro Phase offenbart eine weitere Perspektive. In der Präphase verzeichneten Nordrhein-Westfalen, Bayern und Hessen die höchste absolute Postanzahl, während in der Akut- und Postphase Nordrhein-Westfalen, Bayern und Niedersachsen dominierten. Eine Besonderheit stellt Berlin dar, das aufgrund einer Fehlzuordnung durch Talkwalker Anteile von über 79 % aufweist²³.

Das Juni-Hochwasser zeigt ein ähnliches Muster auf: In den SoMe zeigte sich vor allem in Bayern (4,8 %) und Baden-Württemberg (1,2 %) eine signifikante Zunahme der Postanzahl von der Prä- zur Akut-Phase, wie Abb. 36b illustriert. Der Rückgang von der Akut- zur Post-Phase war hier ebenfalls am stärksten ausgeprägt, wobei Nordrhein-Westfalen einen Rückgang ohne vorherigen Anstieg verzeichnete. Bestätigt wird diese besondere Betroffenheit von Bayern und Baden-Württemberg auch durch Mohr u. a. [297]. Während des Juni-Hochwassers verteilten sich die absoluten Zahlen der Posts anteilig vorrangig auf Nordrhein-Westfalen, Bayern, Baden-Württemberg und Niedersachsen in der Präphase. Dieses Muster setzte sich in der Akut- und Postphase fort, wobei Bayern Nordrhein-Westfalen an der ersten Stelle der absoluten Anzahl an Posts ablöste.

Inhaltlich eröffnet die **automatisierte zusammenfassende Analyse der Posts mittels Talkwalker** einen Einblick in die gesellschaftliche Dynamik während der Hochwasserereignisse. Im Detail offenbart diese Untersuchung ein vielschichtiges Konglomerat aus Umweltherausforderungen, politischer Kommunikation und gesellschaftlicher Reaktion. Insbesondere die Kritik am Krisenmanagement und der Kommunikationsstrategie von Bundeskanzler Olaf Scholz stand im Mittelpunkt der Diskussionen. Die Posts beinhalten die unmittelbaren Folgen der Überschwemmungen und weitere gesellschaftlich relevante Themen wie Klimawandel, Migration und mediale Berichterstattung, die in Bezug zu den Ereignissen gesetzt werden oder Keywords des Suchstrings verwenden²⁴. Gleichzeitig wird die Notwendigkeit eines kritischen, faktenbasierten Diskurses sowie die Bedeutung nachhaltiger Vorbereitungs- und Reaktionsmaßnahmen bei Naturkatastrophen in den Posts betont. Dabei werden auch die zunehmenden politischen Spannungsfelder und rechtsextremen Tendenzen in Europa kritisch beleuchtet. Während die Talkwalker-Zusammenfassung zum Weihnachtshochwasser einen Fokus auf den Besuch von Bundeskanzler Olaf Scholz und die damit verbundene politische Kommunikation und Kritik vermuten lässt, demonstriert die Zusammenfassung zum Juni-Hochwasser eine größere Bandbreite gesellschaftlicher Themen, einschließlich Klimawandel, Migration, Rechtsextremismus und die Rolle von Medien und SoMe.

Als eine weitere Methode für inhaltliche Analysen wurde die **n-gram-Analyse** verwendet, die für die Referenzphase charakteristische sprachliche Muster verdeutlicht: Die häufigsten Unigramme in der Referenzphase umfassen „Uhr“, „März“ und „gegen“, während die

²³Talkwalker weist Posts, deren Geolokalisierung nicht bestimmbar ist, automatisch Berlin zu, sodass die Auswertung der Posts lokal bezogen auf Berlin nicht möglich ist.

²⁴In den SoMe werden auch zu abweichenden Thematiken Keywords, bspw. in den Hashtags verwendet, um, aufgrund des aktuellen Interesses, eine höhere Reichweite der Inhalte zu ermöglichen.

Bigramme wie „elbe magdeburg“, „pegelstand messpunkt“ und „entwicklung elbe“ dominieren, wie in Tab. 42 im Anhang detailliert dargestellt. Die häufigsten Trigramme lauten „entwicklung elbe magdeburg“, „uhr tendenz fallend“ und „tendenz fallend entwicklung“. Diese Analyse indiziert, dass die Diskussionen in der Referenzphase überwiegend die Überwachung von Pegelständen und erwartete Entwicklungen thematisierten. Der Fokus auf die Themen mit Bezug zu Hochwasserereignissen resultiert hierbei aus der Methodik zur Datengewinnung, welche anhand den Keywords gem. Suchstring in Tab. 8 erfolgte.

Für das Juni-Hochwasser zeigt die n-gram-Analyse der Präphase bereits signifikante Hinweise auf die kommenden Ereignisse, siehe Tab. 43 im Anhang. Die Unigramme umfassen „Hochwasser“, „Saarland“ und „Starkregen“, wodurch auch der leichte Postanzahl-Peak in dieser Phase erklärt werden kann. Die Bigramme „Rheinland Pfalz“, „Deutsche Wetterdienst“ und „Hochwasser Saarland“ sowie die Trigramme „Saarland Rheinland Pfalz“, „Deutsche Wetterdienst DWD“ und „Rheinland Pfalz Saarland“ deuten auf Warnungen des Deutschen Wetterdienstes hin. In der Akutphase des Juni-Hochwassers dominieren die Unigramme „Hochwasser“, „Bayern“ und „Uhr“. Die Bigramme „Baden Württemberg“, „Hochwasser Bayern“ und „Deutsche Wetterdienst“ sowie die Trigramme „Bayern Baden Württemberg“, „Deutsche Wetterdienst DWD“ und „Rems Murr Kreis“ ermöglichen eine räumliche Kontextualisierung der betroffenen Gebiete. Die Postphase charakterisieren Unigramme wie „Hochwasser“, „Uhr“ und „Starkregen“. Bigramme wie „Deutsche Wetterdienst“, „Gewitter Starkregen“ und Trigramme wie „Deutsche Wetterdienst DWD“ legen des Weiteren nahe, dass Sorgen vor weiteren Regenfällen die Diskussion prägen.

Für das Weihnachtshochwasser zeigt die Präphase Unigramme wie „Hochwasser“, „Uhr“ und „war“, siehe Tab. 44. Die Bigramme „Baden Württemberg“, „Aktualisiert Uhr“ und „Regen Tauwetter“ sowie einige nicht direkt relevante Trigramme deuten auf erste Warnungen wegen steigender Wasserstände hin. In der Akutphase dominieren die Unigramme „Hochwasser“, „Uhr“ und „Niedersachsen“. Bemerkenswert sind die Bigramme „Sachsen Anhalt“, „Deutsche Wetterdienst“ und „Olaf Scholz“ sowie die Trigramme „Bundeskanzler Olaf Scholz“, „Deutsche Wetterdienst DWD“ und „Olaf Scholz SPD“, welche die intensive politische Diskussion unterstreichen. Die Postphase des Weihnachtshochwassers ist geprägt von Unigrammen wie „Hochwasser“, „Uhr“ und „war“. Bigramme wie „Elbe Magdeburg“, „Uhr Tendenz“ und „Pegelstand Messpunkt“ sowie Trigramme wie „Entwicklung Elbe Magdeburg“ fokussieren sich auf hydrologische Messdaten.

Zusammenfassend lässt sich für das Juni-Hochwasser konstatieren: Die Präphase zeigt steigende Diskussionen zu Warnungen und Starkregenereignissen mit fokussierter Aufmerksamkeit auf betroffene Regionen. In der Akutphase werden ortsbezogen Bayern, Baden-Württemberg und der Rems-Murr-Kreis hervorgehoben, mit Fokus auf lokale Warnungen und Berichterstattungen. Die Postphase ist geprägt von Sorgen um mögliche erneute Regenfälle. Für das Weihnachtshochwasser zeigt sich ein ähnliches Muster: Die Präphase ist gekennzeichnet durch erste Warnungen über steigende Wasserstände aufgrund von Regen und Tauwetter. Die Akutphase präsentiert eine Mischung aus hydrologischen und politischen Diskussionen, während die Postphase sich auf Messdaten und die Entwicklung des Wasserstands konzentriert. Im Vergleich zur Referenzphase zeigen beide Ereignisse hierbei nur marginale Veränderungen in der inhaltlichen Gestaltung der SoMe.

Eine allgemeine Betrachtung der zeitlichen Muster offenbart, dass in den Präphasen die Berichterstattung über Wetterwarnungen und Vorzeichen wie Starkregen und Tauwetter

überwiegt. Die Akutphasen werden durch regionale Zuordnungen und politische Diskurse geprägt, während die Postphasen zu hydrologischen Analysen und Vorsorgeüberlegungen zurückkehren. Regional betrachtet, zeigt die n-gram-Analyse eine geografische Lokalisierung der betroffenen Orte und Regionen auf. Dabei treten insbesondere Bayern, Baden-Württemberg, das Saarland, Niedersachsen und Sachsen-Anhalt hervor. Darüber hinaus werden besonders während des Weihnachtshochwassers politische Diskussionen deutlich, mit einer zentralen Rolle von Bundeskanzler Olaf Scholz in den Kommunikationsmustern. Darüber hinaus spielt auch der Deutsche Wetterdienst eine zentrale Rolle in allen Phasen, insbesondere bei Warnungen in den Prä- und Akutphasen.

Die **Themenmodellierung mittels LDA** ermöglicht analoge inhaltliche Erkenntnisse, siehe Tab. 53 im Anhang. Das Weihnachtshochwasser wurde stark durch politische Diskussionen, insbesondere um Bundeskanzler Olaf Scholz, und regionale Hochwasserlagen in Niedersachsen und Sachsen-Anhalt geprägt. Das Juni-Hochwasser fokussierte sich hingegen stärker auf Klimawandelaspekte, Wettervorhersagen und regionale Auswirkungen, wobei Bayern und das Saarland besonders hervortraten. Beide Ereignisse wurden durch umfangreiche mediale Berichterstattung, Analysen von Pegelständen und gesellschaftliche Diskurse charakterisiert. Die Themenfelder erstreckten sich von konkreten Ereignisberichten bis hin zu grundsätzlichen Überlegungen zum Umgang mit Extremwetterereignissen. Ein signifikanter Unterschied zeigt sich hingegen in der Themenstruktur: Während die Referenzphase zahlreiche Themen mit nur indirektem Bezug zum Hochwasser aufweist, präsentieren Prä-, Akut- und Postphase wenige, aber fokussierte Kategorien. Besonders die Akutphasen sind in diesem Zusammenhang dadurch gekennzeichnet, dass alle gebildeten Klassen einen direkten Bezug zum Ereignis haben.

Die Postings zum aktuellen Hochwassergeschehen bilden den Hauptanteil der Kommunikation, gefolgt von Vergleichen zu vergangenen Ereignissen wie der Flutkatastrophe 2021. Politische Diskussionen, Klimawandel und allgemeine Themen komplettieren die Schwerpunkte der Akutphase. In der Postphase nehmen Meldungen mit Ortsbezug und allgemeine Nachrichten zu, wobei Vergleiche zu anderen Lagen und lokale Informationen weiterhin präsent bleiben. Beim Juni-Hochwasser dominieren demgegenüber politische Kategorien und Klimawandelthemen, während in der Postphase primär die aktuelle Situationsentwicklung im Vordergrund steht.

Insgesamt erlaubt die Themenmodellierung einen groben Überblick über die Daten, impliziert jedoch keine konkreten Handlungsbedarfe oder ein detailliertes Situationsbewusstsein. Der methodische Vergleich zeigt dabei auf, während Gensim durch seinen probabilistischen Ansatz überlappende Topics ermöglicht, erzeugt Scikit-Learn durch deterministische Berechnungen klar voneinander abgegrenzte Themenkategorien. Zusammenfassend demonstriert die Analyse die Komplexität der medialen Kommunikation während Hochwasserereignisse, die weit über reine Ereignisberichterstattung hinausgeht und gesellschaftliche, politische und umweltbezogene Diskurse umfasst.

7.3.2 Erkenntnisse der Sentiment-Analyse

Die Sentiment-Analyse wurde LB durchgeführt und untersucht die quantitative Polarität (vier Modelle pro Phase²⁵) und den emotionalen Zustand (drei Modelle pro Phase²⁵). Dabei wurde anhand des Referenzszenarios eine „Grundlinie“ anvisiert, um Abweichungen zu identifizieren. Dieser mehrdimensional vergleichende Ansatz ermöglicht die Ableitung signifikanter methodischer und inhaltlicher Einblicke sowie Unterschiede.

Die **quantitative Polarität** wurde für jede betrachtete Phase mithilfe von Talkwalker, VADER, Transformers und TextBlob erfasst, wobei sich signifikante Unterschiede zwischen den Ergebnissen zeigen, siehe Abb. 37. Talkwalker erfasst durchschnittlich 25 % negativ, VADER etwa 59 % und Transformers nahezu 98 % als negativ. Bei neutralen Bewertungen sticht TextBlob heraus, indem es über 84 % der Posts als neutral einstuft, während Transformers 0 % neutrale Beiträge erkennt. Positive Anteile werden vorwiegend von Talkwalker mit konstant über 10 % ausgewiesen, während Transformers und VADER oft unter 5 % bleiben. Diese unterschiedlichen Werte veranschaulichen bereits, dass ein deutlicher Unterschied zwischen den Bewertungen durch die Tools vorliegt.

- Talkwalker präsentiert die ausgewogenste Sentimentverteilung mit deutlichem Neutralitätsanteil und vergleichsweise niedrigen negativen sowie positiven Anteilen.
- TextBlob bewertet die Mehrheit der Posts als neutral und zeigt eine zurückhaltende Klassifizierung.
- VADER klassifiziert die meisten Posts als negativ, mit geringen neutralen und noch geringeren positiven Bewertungen, was auf einen pessimistischen Bias hindeutet.
- Transformers vollzieht Bewertungen in Extremen: ausschließlich negativ oder positiv mit einem pessimistischen Bias.

Die Analysewerkzeuge bleiben in sich konsistent, die statistische Vergleichsanalyse führt jedoch signifikante inter-methodische Differenzen auf. Die durchgeführte zweifaktorielle Varianzanalyse nach Friedman zeigt, dass alle untersuchten Tools (Transformers, VADER, Talkwalker und TextBlob) statistisch signifikant voneinander abweichen, wobei sämtliche paarweise Vergleiche p-Werte unter 0,05 aufweisen - auch nach Anwendung der strengen Bonferroni-Korrektur, siehe Tab. 52 im Anhang. Besonders auffällig ist das Verhalten des Transformers-Algorithmus, welcher sich durch sehr hohe Standardteststatistiken (zwischen 87,57 und 372,20) und eine ausgeprägte Tendenz zur Polarisierung auszeichnet. Im Gegensatz zu den anderen Tools generiert Transformers keine neutralen Sentimentbewertungen und neigt zu deutlich negativeren Einschätzungen.

Die beobachteten Unterschiede erweisen sich als robust und konsistent über verschiedene Analysekontexte: Sie bleiben unverändert sowohl über die unterschiedlichen Untersuchungsphasen (Prä-, Akut- und Postphase) als auch über zwei verschiedene Hochwasserereignisse (Weihnachts- und Juni-Hochwasser). Konkret bedeutet dies, dass Transformers in allen Phasen signifikant negativere Bewertungen liefert als VADER, Talkwalker und TextBlob. TextBlob wiederum tendiert durchgängig zu neutraleren Einschätzungen im Vergleich zu Talkwalker. Diese Konstanz der Unterschiede deutet darauf hin, dass die variierenden Ergebnisse primär durch die unterschiedlichen zugrunde liegenden Algorithmen bedingt sind und weniger von kontextuellen Faktoren abhängen. Die Spearman-Rho-Korrelationsanalyse

²⁵Mit Ausnahme von Talkwalker sind alle genutzten Tools und Algorithmen kostenlos und als Open Source verfügbar.

zwischen den verschiedenen Sentiment-Analyse-Tools offenbart darüber hinaus signifikante methodische Unterschiede, siehe Tab. 45 bis 51 im Anhang. Über alle Untersuchungsphasen hinweg weisen die Korrelationen durchweg niedrige bis sehr niedrige Werte auf ($r < 0,3$), was trotz statistischer Signifikanz auf Differenzen in den Analysemethoden hindeutet. Diese Varianz lässt sich auf die unterschiedlichen zugrunde liegenden Bewertungsalgorithmen zurückführen: VADER fokussiert auf lexikalische Polarität, Transformers berücksichtigt komplexe Kontexteinschätzungen und TextBlob arbeitet mit probabilistischen Gewichtungen. Dabei sind auch die Korrelationsmuster über die verschiedenen Untersuchungsphasen hinweg stabil, zwischen den untersuchten Hochwasserereignissen konnten jedoch keine signifikanten Unterschiede festgestellt werden. Aus methodischer Perspektive implizieren die Erkenntnisse für die praktische Anwendung: Die Wahl des Sentiment-Analyse-Tools hat einen entscheidenden Einfluss auf die Untersuchungsergebnisse. Bei der Integration multipler Tools ist daher äußerste Vorsicht geboten, da die Ergebnisse nur geringe Korrelationen aufweisen und möglicherweise unterschiedliche textuelle Nuancen erfassen.

Eine weiterführende Betrachtung im Zeitverlauf zeigt auf, dass in der Präphase die Tools tendenziell mehr positive und weniger negative Posts verzeichnen. Bemerkenswert ist dabei, dass bei TextBlob und VADER der Negativitätsanteil von der Prä- zur Akutphase abnimmt (-0,9 % bzw. -1,8 %), während positive Beiträge noch deutlicher zurückgehen (-4,2 % bzw. -1,7 %) und der neutrale Anteil folglich zunimmt. Die Akutphase charakterisiert sich durch steigende negative und sinkende positive Anteile. In der Postphase nimmt der negative Anteil wieder leicht ab, während positive Beiträge zunehmen. Das Juni-Hochwasser weist tendenziell höhere Negativitätsanteile in allen Phasen auf als das Weihnachtshochwasser, möglicherweise bedingt durch das bereits in der Präphase vorhandene Hochwasser im Saarland. Die Referenzphase präsentiert im Vergleich dazu weniger negative und mehr positive Sentiments, insbesondere bei Talkwalker und TextBlob, was eine neutralere Grundstimmung ohne externe Krisenfaktoren suggeriert. Auch hierbei wird deutlich, dass die Unterschiede von der Referenzphase, in der keine KuK vorliegt, zu den weiteren Phasen sehr gering ist und eine detaillierte Betrachtung erfordert, um Veränderungen detektieren zu können (Differenz liegt zu den Prä- und Postphasen bei max. 5,3 % und zur Akutphase bei max. 11,5 %).

Die Analyse der Zeitbedarfe integrierter Tools, dargestellt in Abbildung 16 im Anhang, veranschaulicht bedeutsame Unterschiede in den Anwendungsfeldern verschiedener SMA. Während klassische Algorithmen wie VADER bei großem Datenvolumen und hohem Zeitdruck bevorzugt werden sollten, bieten Transformers-basierte Methoden Vorteile für detaillierte Analysen in ruhigeren Phasen. Der zeitliche Unterschied impliziert: Transformers-basierte Methoden zur Sentimentanalyse benötigen pro Post etwa 0,05 Sekunden, was sie für Echtzeitanalysen – insbesondere bei der Verarbeitung von Tausenden von Posts während einer KuK – weniger geeignet macht. Im Gegensatz dazu arbeiten klassische Algorithmen wie VADER, TextBlob und Scikit-Learn deutlich schneller, mit Verarbeitungszeiten im Mikrosekundenbereich von 0,00001 bis 0,0002 Sekunden. Für KuK empfiehlt sich daher ein zweistufiger Ansatz: Zunächst schnelle Tools für eine erste Bestandsaufnahme, gefolgt von Transformers-Methoden für eine vertiefte, nuancierte Analyse nach Abklingen der unmittelbaren Akutphase.

Neben den Vergleichsanalysen der Tools zeigt die Sentimentanalyse im Zeitverlauf mittels Talkwalker auf, dass die tägliche Aktivitätsspitzen in den Morgenstunden und vormittags (9:00-12:00 Uhr) sowie nachmittags (14:00-17:00 Uhr) liegen, siehe Abb. 6 im Anhang.

7 Fallstudie: Psychosoziale Lageinformationen während Hochwasserereignissen in Deutschland (RQ3)

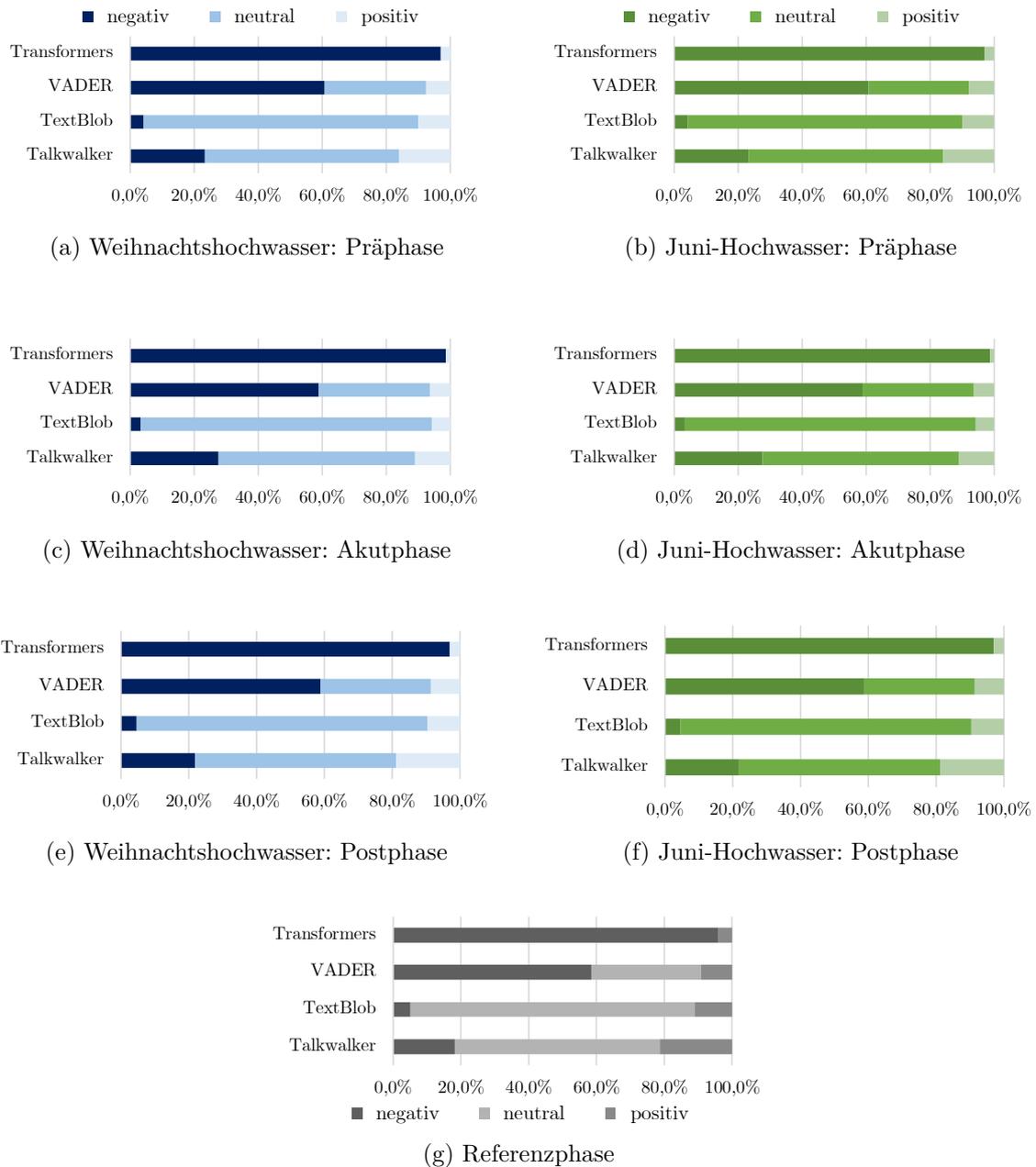


Abbildung 37: Ergebnisse der Sentimentanalyse je Ereignis, Phase und Tool

Die Abend- und Nachmittagsstunden tendieren dabei zu einem erhöhten Anteil negativer Posts, etwa am 28.12.2023 zwischen 20:00 und 23:00 Uhr.

Die **Untersuchung der emotionalen Kommunikation** während der Hochwasserereignisse offenbart weiterhin eine differenzierte Emotionsentwicklung über verschiedene Phasen hinweg, die sowohl durch Analysen mittels Talkwalker als auch Transformers bestätigt wird, siehe Abb. 38. Die Präphase ist durch eine überwiegend neutrale Kommunikation gekennzeichnet, mit einer leichten Zunahme von Wut und Angst gemäß der Ergebnisse mittels Talkwalker. Anhand der Ergebnisse mit Transformers nimmt lediglich die Emotion Angst geringfügig zu und Wut sinkt im Vergleich von Referenz- zur Präphase. Darüber hinaus dominiert nach Transformers die neutrale Stimmung mit etwa 71 % der Beiträge,

7 Fallstudie: Psychosoziale Lageinformationen während Hochwasserereignissen in Deutschland (RQ3)

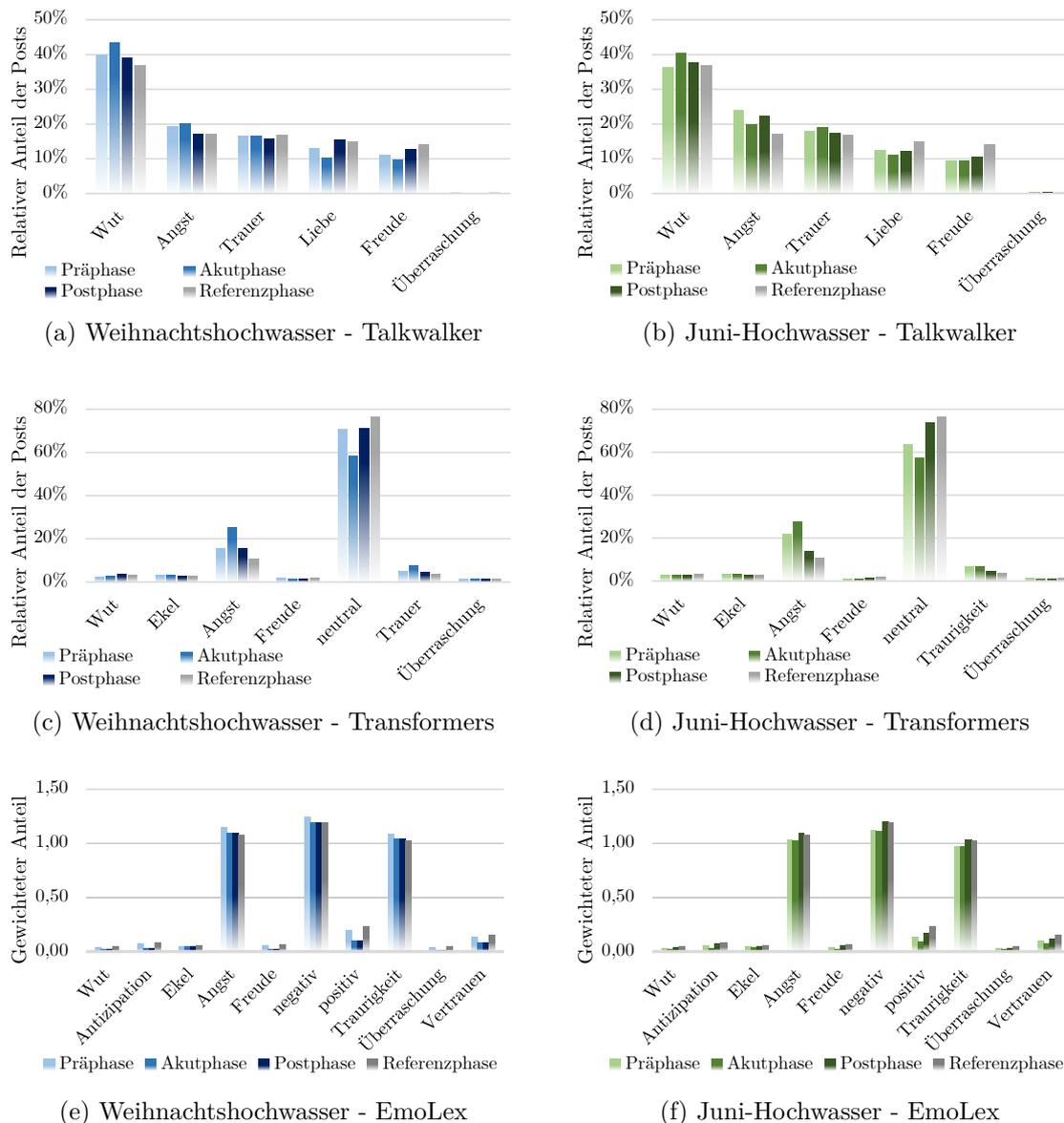


Abbildung 38: Anteile der Posts mit sprachlicher Emotionalität gemäß verschiedener Modelle

wobei erkennbar wird, dass die Neutralität in allen drei Phasen beider KuK sinkt, die Emotionalität in den SoMe folglich steigt. In der Akutphase vollzieht sich eine deutlichere emotionale Verschiebung. Angst tritt als vorherrschende Emotion hervor und steigt von 16 % auf 25 % an. Gleichzeitig sinkt der Anteil neutraler Beiträge auf 58 %, was eine intensivere emotionale Involviertheit der Kommunikationsteilnehmer indiziert.

Die Talkwalker-Daten zeigen zudem einen signifikanten Anstieg von Wut auf 43,41 %, was auf eine kollektive Frustration und mögliche Schuldzuweisungen hindeutet. Die Postphase charakterisiert sich durch eine emotionale Rekalibrierung. Die neutrale Kommunikation bewertet mittels Tranformers steigt wieder auf 71 %, während positive Emotionen wie Liebe (16 %) und Freude (13 %) zunehmen. Dies deutet auf beginnende Erholungs- und Solidaritätsprozesse hin. Die Analyse der Emotionen mit EmoLex unterstreicht darüber

hinaus, dass die Emotion Angst während beider Hochwasserereignisse konstant dominiert, das Weihnachtshochwasser emotional intensiver in den SoMe diskutiert wurde, Wut unterdurchschnittlich präsent war und Vertrauenswerte in der Akutphase besonders niedrig ausfielen, siehe Abb. 38.

Die Analyse unterstreicht somit die Bedeutung einer differenzierten, emotionssensiblen Kommunikationsstrategie in Krisensituationen. SoMe fungieren dabei nicht nur als Informationskanal, sondern als emotionaler Resonanzraum kollektiver Bewältigungsprozesse. Die Analyse der kommunikativen Emotionsentwicklung während des Weihnachtshochwassers, siehe Abb. 7 im Anhang, offenbart weitere Erkenntnisse. Die Zeitspanne vom 26. Dezember bis Anfang Januar 2024 markiert eine intensive Phase kollektiver Emotionsverarbeitung, in der sich gesellschaftliche Bewältigungsstrategien in Echtzeit abbilden. Die Akutphase wird zunächst durch einen kontinuierlichen Anstieg emotionaler Kommunikation charakterisiert. Dabei dominieren eindeutig negative Emotionen, mit Wut und Angst als herausragende Emotionen. Der Zeitraum zwischen dem 3. bis 5. Januar 2024 kristallisiert sich mit 10.690 emotionalen Posts am 04.01., 11.614 emotionalen Posts am 03.01. und 11.963 emotionalen Posts am 05.01. als emotionaler Höhepunkt heraus. Die Anzahl an Posts, welche mit der Emotion Wut klassifiziert wurden, erreichte mit 7.097 Posts am 05.01., 2.236 Posts mit Trauer am 04.01. und 2.085 Posts mit Angst am 03.01. ihre Spitzenwerte. Wut erweist sich damit als besonders prägnante Emotion. Die Angst-Kommunikation zeigt demgegenüber eine anhaltend hohe Präsenz und verdeutlicht in Verbindung mit den inhaltlichen Erkenntnissen die antizipierte Sorge vor potenziellen Folgeschäden. Kontrastierend dazu haben positive Emotionen wie Freude und Liebe einen sehr geringen Anteil. An den Weihnachtstagen zeigt sich jedoch kommunikativ ein kurzer Solidaritätsimpuls.

Insgesamt zeigt sich durch die Sentimentanalyse, dass die Menschen während der betrachteten KuK verstärkt negativ und positiv sowie emotionaler auf SoMe reagierten, sei es durch Wut, Angst oder Trauer. Folglich ist in der Akutphase besonders die kommunikative Reaktion auf diese Emotionen relevant. Hierzu können bspw. klare und beruhigende Informationen verbreitet sowie einfühlsam kommuniziert werden. Die SoMe könnten dabei als Kommunikationskanal dienen und durch die Moderation emotionaler Beiträge konstruktive Diskussionen fördern. Der Vergleich zwischen Ereignis- und Referenzphasen zeigt dabei auf, dass der emotionale Anteil in Daten der SoMe vor allem in der Akutphase charakteristische Dynamiken aufweist, während Prä- und Postphase kaum Unterschiede zur Referenzphase zeigen und sich somit weniger für die Informationsgewinnung im Psych-LDR eignen.

7.3.3 Psychosoziale Erkenntnisse

Neben den LB-Analysen der Gesamtdatensätze wurden zusätzlich weitere Erkenntnisse aus den Analysen der manuell codierten Datensätze abgeleitet.

Die Ergebnisse der **K-Means-Clustering-Analyse** für die manuell codierten Posts beider betrachteter Hochwasserereignisse zeigen interessante Parallelen, siehe Abb. 17 und Abb. 23 im Anhang. Die Klassifizierung in fünf Kategorien offenbart Ähnlichkeiten mit den Ergebnissen der Themenmodellierung der Gesamtdatensätze mittels LDA, wozu Abb. 18 bis 22 (Weihnachtshochwasser) sowie Abb. 24 bis 28 (Juni-Hochwasser) die frequentierten Wörter der einzelnen Cluster sowie deren TF-IDF Score aufzeigen. Bemerkenswert ist, dass aufgrund der gezielten Datensammlung mittels Suchstring das Cluster „Aktuelle Hochwassersituationen“ (Weihnachtshochwasser) beziehungsweise „Ortsspezifische Veränderungen“ (Juni-Hochwasser) jeweils den größten Anteil ausmachen. Darüber hinaus zeigt sich, dass sich kein explizites Cluster mit psychosozialen Themen herauskristallisiert, was möglicherweise auf eine geringe Größe der Teilmenge mit psychosozialen Inhalten zurückzuführen ist. Die Kategorienverteilung weist signifikante Unterschiede zwischen den beiden Fallstudien auf: In beiden Szenarien dominieren politische Diskussionen und Klimawandel-bezogene Themen, jedoch existiert beim Weihnachtshochwasser nur eine sehr kleine Kategorie für ortsspezifische Entwicklungen, während diese beim Juni-Hochwasser die umfangreichste Gruppe bildet.

Die **deskriptive Analyse der codierten Datensätze** liefert weitere Erkenntnisse: Entgegen ursprünglicher Annahmen aus Kap. 4, dass Hilfeangebote überwiegen würden, wurden während des Juni-Hochwassers doppelt so viele Hilfebedarfe wie -angebote dokumentiert. Die Codierung gem. dem Kodierschema im Anhang, Kap. D.2, macht in Bezug auf die Kategorien der psychischen Grundfunktionen eine Dominanz kognitiver Aspekte mit 28 %, gefolgt von motivationalen (8 %) und emotionalen (6 %) Aspekten deutlich. Umweltbezogene Themen umfassen 21 %, soziale Aspekte 16 % und persönliche/personenbezogene Aspekte 5 % der Inhalte, kategorisiert in Bezug auf die Kontextfaktoren. Hinsichtlich der Relevanz²⁶ wurden 46 % der Posts als niedrig, 37 % als mittel und 17 % als hoch eingestuft. Aufgrund der geringen Informationsdichte zu psychosozialen Bedarfen, abgesehen von der Kategorie „Informationsbedarfe“, erwies sich eine manuelle Durchsicht als besonders relevant. Die Visualisierung der häufigsten Wörter in Wortwolken je codierte Klasse, siehe Abb. 30 und Abb. 31 im Anhang, ermöglicht die Ableitung von indikatorischen Begriffen für die Codierung. Im Datensatz zum Juni-Hochwasser sind vor allem Begriffe wie „Hochwasser“, „Bayern“, „München“, „Baden-Württemberg“, „Süddeutschland“, „Starkregen“ und „Hochwasserschutz“ häufig vorhanden. Die Analyse der Wortwolken für das Weihnachtshochwasser veranschaulicht ergänzend hierzu differenzierte Einblicke in die Kategorien Bedarfe und Ressourcen. Im Bereich der Bedarfe dominieren Begriffe wie „Geld“, „Mitgefühl“, „Unterstützung“ und „Ukrainer“, während die Ressourcen-Kategorie Wörter wie „Einsatz“, „Spenden“, „Pumpen“, „Bautrockner“ und „Zusammengekommen“ umfasst. Besonders in der Wertschätzungskategorie werden Akteure wie „Feuerwehr“, „THW“, „Polizei“ und „Helfer“ hervorgehoben.

Unter Verwendung dieser Indikatoren in Kombination mit LLM-basierten Lexika wurde der gesamte **Datensatz LB-basiert kategorisiert** und der Verlauf von Bedarfen und

²⁶Relevanz bedeutet in dem Kodierschema, dass der Post relevante Hinweise zu psychosozialen Bedarfen und/oder Ressourcen beinhaltet und Informationen für die Lage „Hochwasser“ enthält, siehe Kap. D.2 im Anhang.

Ressourcen über die Zeit analysiert, siehe Abb. 39. Die Ergebnisse zeigen eine Entwicklung analog zur Postanzahl über die verschiedenen Ereignisphasen hinweg. In der Präphase verzeichnen die Posts über Bedarfe und Ressourcen einen leichten Anstieg und stabilisieren sich dann. Die Akutphase charakterisiert sich durch einen signifikanten Anstieg beider Kategorien, wobei die Ressourcen-Posts deutlich dominieren – an Spitzentagen erreichen sie fast das Dreifache der Bedarfs-Posts (z. B. 03.01.2024: 2.802 Posts der Kategorie Ressourcen vs. 1.211 Posts der Kategorie Bedarfe). Im Gegensatz zur manuellen Codierung, die ein Verhältnis von Bedarfen zu Ressourcen von 2:1 ergab, zeigt die umfassende Analyse ein Verhältnis von 1:2. Für diese Diskrepanz gibt es mehrere mögliche Erklärungen: Die Kodierer konnten Bedarfe möglicherweise einfacher identifizieren als Ressourcen, die verwendeten Lexika könnten qualitative Unterschiede aufweisen, oder der analysierte Datenausschnitt ist nicht repräsentativ für den Gesamtdatensatz.

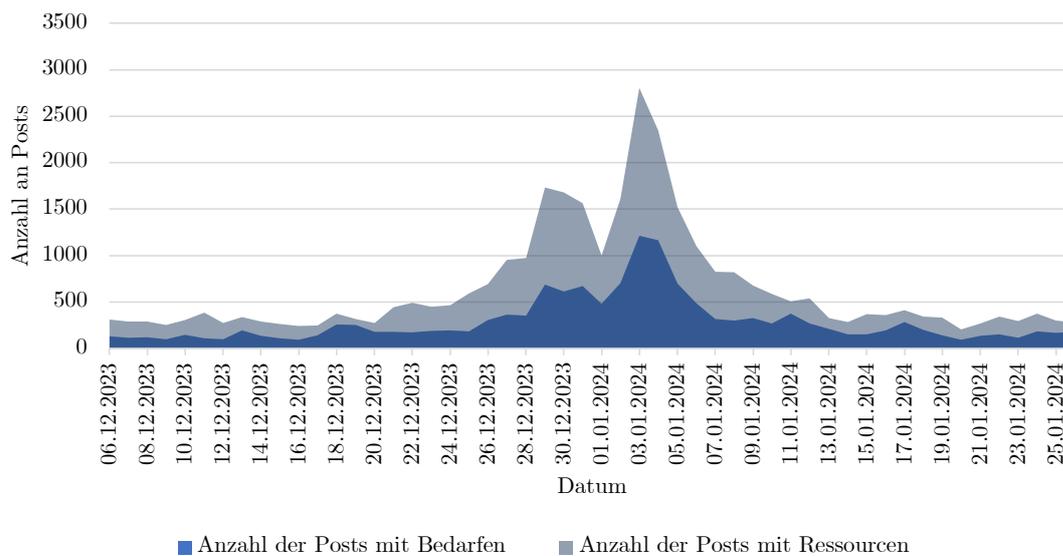
Bedarfe und Ressourcen weisen fast deckungsgleiche Verlaufskurven auf, wobei die Zunahme beim Einsetzen des Hochwassers steiler verläuft als die Abnahme nach dem Ende des Ereignisses. Entsprechend zeigt sich bei Ereignisende ein geringfügig längerer Zeitraum bis die Nennungshäufigkeit des Ereignisses in den SoMe, respektive die Bezugnahme auf das Ereignis, abflacht, im Vergleich zum markanten Anstieg mit Ereigniseintritt. Dieser Effekt wird besonders deutlich, wenn man die Anzahl der Posts im Tagesverlauf der Phasen (jede Phase in einem Zwei-Wochen-Zeitraum²⁷) analysiert, siehe Abb. 29. Hierdurch wird ebenfalls der Unterschied zwischen den Phasen deutlich. Die Präphase weist während dem Weihnachtshochwasser die geringste Anzahl an Bedarfs- und Ressourcen-Posts auf, während die Akutphase den Höhepunkt markiert. Beim Juni-Hochwasser zeigt die Präphase aufgrund des vorangegangenen Hochwassers im Saarland bereits erhöhte Werte für Posts mit Ressourcen- und Bedarfsmeldungen, die jedoch von der Akutphase noch übertroffen werden. Die phasenspezifischen Verhältnisse von Bedarfen zu Ressourcen variieren leicht: Beim Weihnachtshochwasser bewegen sie sich zwischen 1:2,3 und 1:2,7, während beim Juni-Hochwasser geringfügig abweichende Werte zwischen 1:1,9 und 1:2,4 zu beobachten sind.

Bei der visuellen Analyse fallen synchrone Peaks der Verläufe in der Akutphase auf, die eine unmittelbare Reaktion von Ressourcenangeboten auf steigende Bedarfsäußerungen zeigen. Diese Erkenntnis kann somit als ein Beleg dafür verstanden werden, dass ein direkter Zusammenhang zwischen geäußerten Bedarfen und angebotenen Ressourcen in den SoMe besteht, welcher durch die digitale Unterstützungsbereitschaft der Bevölkerung verdeutlicht wird.

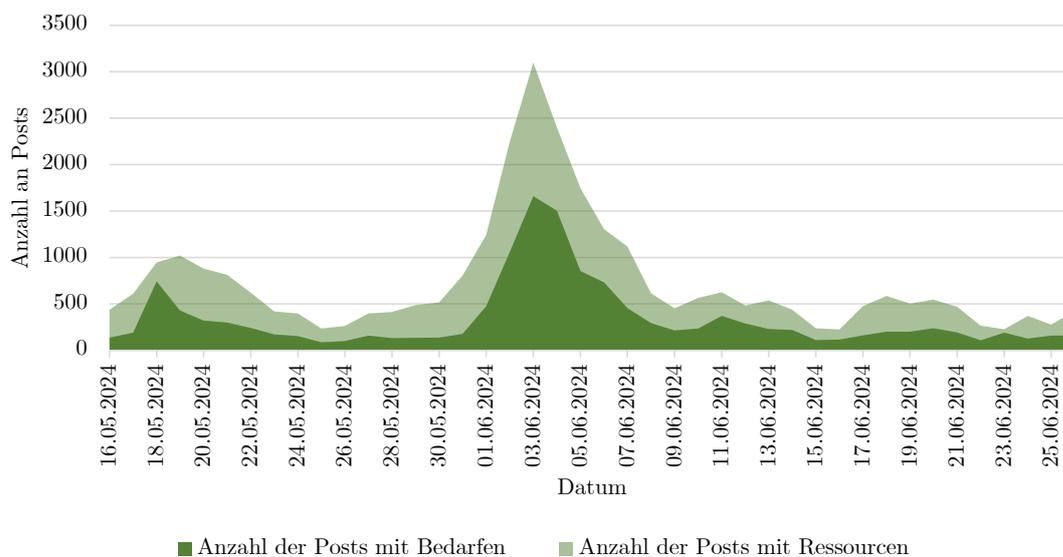
Eine **Zeitsequenzanalyse** wurde durchgeführt, um die Entwicklung von Sentiment, Emotionen sowie Bedarfs- und Ressourcenanteilen vorherzusagen. Solche Prognosen können für eine zielgerichtete Krisenkommunikation wertvoll sein und helfen, das Verhalten der Bevölkerung in verschiedenen Krisenphasen besser zu verstehen. Mittels TextBlob und VADER erfolgte eine tagesspezifische Sentimentanalyse der quantitativen Polaritäten (analog zu Kap. 7.3.2), deren Ergebnisse kumulativ im Zeitverlauf für die Prognose mithilfe linearer Regression verwendet wurden, siehe Abb. 8 bis Abb. 15 im Anhang. Trotz der methodischen Divergenzen, welche bereits in Kap. 7.3.2 diskutiert wurden, offenbaren beide Analysetools konsistente Grundtrends: eine stabile Rangfolge der drei Sentimente

²⁷Für diese Vergleichsanalyse der Phasen wurde die Akutphase auf den Zeitraum 26.12.2023 bis 08.01.2024 reduziert, in welcher die tägliche Postanzahl 10.000 Posts überschreitet. Die Prä- sowie Postphase wurden entsprechend die zwei Wochen davor und danach betrachtet.

7 Fallstudie: Psychosoziale Lageinformationen während Hochwasserereignissen in Deutschland (RQ3)



(a) Weihnachtshochwasser



(b) Juni-Hochwasser

Abbildung 39: Anzahl an Posts mit Äußerungen von Bedürfnissen und Ressourcen im Zeitverlauf Die Klassifizierung der Posts erfolgte anhand der Wortlisten im Anhang, Kap. D.4. Die Wortlisten wurden auf Basis der identifizierten Wortindikationen aus dem codierten Datensatz sowie mithilfe verschiedener LLM ermittelt. Die Zuordnung der Posts erfolgt auf Basis des Vorhandenseins eines des Begriffe in eine oder beide Kategorien (Bedarfe und/oder Ressourcen).

(negativ, neutral und positiv) sowie einen positiven Trend für negative und positive Posts sowie einen negativen Trend für neutrale Posts. Dabei ist eine zentrale Erkenntnis der Zeitsequenzanalyse, dass der Betrachtungszeitraum – also die Anzahl der einbezogenen Vortage – eine hohe Relevanz für die Trendprognose hat. Bei beiden Ereignissen wird deutlich, dass die Steigung der Prognoselinien ab der Integration von Werten aus mehr als acht Tagen deutlich abflacht. Dies unterstreicht die Notwendigkeit, variable Zeiträume in die Trendanalyse einzubeziehen, um unterschiedliche Verlaufspotenziale zu erfassen.

Ereignisspezifisch betrachtet verdeutlicht die Analyse des Juni-Hochwassers die Problematik der unkritischen Integration zurückliegender Tageswerte, welche potenziell zu verzerrten Prognosen führen kann. Zu Beginn des Ereignisses zeigt sich ein starker Rückgang negativer Posts, der die kumulative Trendberechnung vergleichsweise stark beeinflusst, dass sie weiterhin einen fallenden Trend prognostiziert. Diese Prognose entspricht jedoch nicht der tatsächlichen Entwicklung, da die Anzahl negativer Posts in den darauffolgenden Tagen kontinuierlich ansteigt. Dies verdeutlicht die Grenzen der kumulativen Trendberechnung und unterstreicht die Notwendigkeit, kurzfristige Tagesschwankungen in der Interpretation zu berücksichtigen sowie die Daten dynamisch und kontextsensitiv zu interpretieren.

7.4 Vergleichende Diskussion der Ergebnisse

Die Analyse der veröffentlichten Posts in SoMe während und mit Bezug zu den beiden Fallstudien - Weihnachtshochwasser 2023 und Juni-Hochwasser 2024 - ermöglicht die Zusammenfassung diverser Erkenntnisse sowie die Ableitung von Empfehlungen für Krisenmanagement und Kommunikationsstrategien.

Grundlegend ermöglichte die Datengewinnung anhand eines szenarienspezifischen Suchstrings analog zu Erkenntnissen der bisherigen Forschung die Erhebung von ereignisrelevanten Daten, wie die Themenmodellierung mittels verschiedener Methoden aufzeigt [535]. Darüber hinaus verdeutlichen beide Fallstudien entsprechend zu weiteren wissenschaftlichen Studien, dass die Anzahl der Posts mit dem Ereignisverlauf korreliert [256, 376, 3, 308, 493, 246, 535, 203, 510, 103, 535]. So kennzeichnen in den Analysen der vorliegenden Arbeit die Hochpunkte der Postanzahl auch die in den offiziellen Daten bestimmten Hochpunkte der Ereignisse. Diese Korrelation ermöglicht eine Antizipation der Verlaufsentwicklung des Bevölkerungsverhalten in den SoMe anhand von Prognoseanalysen, bei denen täglich die neu hinzukommenden Daten mit dem bereits vorhandenen historischen Datenbestand verknüpft werden. Darüber hinaus konnte in der bisherigen Forschung bspw. anhand von Vergleichen zwischen Niederschlagsdaten und der Anzahl an Posts in den SoMe eine Verknüpfung zwischen der Schwere eines Ereignisses und der Anzahl an Posts in lokal begrenzten Bereichen nachgewiesen werden [103, 58, 203]. Analog hierzu konnten anhand der quantitativ-relativen Veränderungen an Posts je Bundesland die betroffenen Bereiche über die Daten aus SoMe identifiziert werden. Dabei ist jedoch zu berücksichtigen, dass die Veränderungen in den SoMe marginal sind und sich meist unter 5 % bewegen. Diese Subtilität verdeutlicht, dass kontextspezifische Referenzphasen erforderlich sind, die idealerweise durch lokale Teams definiert werden. Für überregionale Organisationen wie das VOST (siehe auch Kap. 6) des Technischen Hilfswerks auf Bundesebene gestaltet sich dies als herausfordernd, da eine einheitliche Referenzphase aufgrund divergierender Bundesländer-Charakteristika (im Rahmen der vorliegenden Arbeit identifiziert durch unterschiedliche Postzahlen) wenig zielführend erscheint. Hieraus resultiert auch die Notwendigkeit einer Betrachtung der relationalen Veränderungen statt absoluter Zahlen.

Die Sentimentanalyse der verschiedenen Phasen und mithilfe unterschiedlicher Tools zeigt signifikante Unterschiede auf. Auf Basis der statistischen Vergleiche zwischen den Phasen und Tools lassen sich folgende Empfehlungen ableiten:

1. konsistente Werkzeugnutzung innerhalb eines Szenarios,
2. Fokussierung auf den Anteil positiver (und negativer) Posts und
3. Berücksichtigung unterschiedlicher Sensitivitätsschwellen der verschiedenen Tools.

Darüber hinaus zeigt die Analyse der Emotionsverläufe auf, dass in der Präphase vor allem proaktive Risikokommunikation und Aufklärung (die bereits in der Präphase Unsicherheit adressieren), in der Akutphase transparente, beruhigende Informationsvermittlung und in der Postphase psychosoziale Unterstützung (auch langfristige Aufarbeitungsformate) und konstruktive Kommunikationsformate von zentraler Relevanz sind.

Die vergleichende Analyse verschiedener Methoden zur Sentiment- und Emotionsklassifizierung offenbart erhebliche Unterschiede in den Ergebnissen. Analog zu vorhandenen Vergleichsstudien konnte in der vorliegenden Arbeit eine deutlichere Abgrenzung der gebildeten Klassen mithilfe von Scikit-Learn im Vergleich zu Gensim realisiert [455] sowie große Unterschiede in der Vorhersageleistung der handelsüblichen Stimmungswörterbüchern nachgewiesen werden [523, 538]. Darüber hinaus konnte festgestellt werden, dass TextBlob häufiger Fehlklassifikationen von negativen Posts vornimmt, was sich in den hier vorgestellten Ergebnissen durch einen Anteil von neutralen Posts von über 84 % zeigt [538].

Entgegen der Empfehlung durch Zhao und Wong [538] zur bevorzugten Nutzung von transformatorischen Modellen vor Sentiment-Wörterbüchern konnte im Rahmen dieses Kapitels anhand der Analyse von Zeitbedarfen identifiziert werden, dass transformatorische Modelle für die Analyse in Echtzeit zu zeitintensiv sind. Aus den vorliegenden Forschungsergebnissen lässt sich daher ein differenzierter Methodenmix ableiten: Schnelle Analysemethoden zur initialen Trendidentifikation sollten mit zeitintensiveren, aber präziseren transformatorischen Modellen kombiniert werden. Bei der Untersuchung von Krisenkommunikation in SoMe ermöglicht dieser Ansatz eine schnelle und aussagekräftige Dateninterpretation.

Ein weiterer zentraler Befund unterstreicht die Bedeutung der Datenqualität gegenüber der reinen Quantität. Purohit u. a. konnten nachweisen, dass ein kleinerer, aber qualitativ hochwertiger und gut strukturierter Datenkorpus für die Analyse wertvoller sein kann als ein umfangreicherer, aber stark verrauschter Datensatz, der extensive manuelle Überprüfung erfordert [345]. In diesem Kontext konnte im Rahmen der vorliegenden Arbeit jedoch verdeutlicht werden, dass die Extrahierung der qualitativ hochwertigeren Daten nicht durch Zufallsprinzip erfolgen kann. Die Analysen auf Basis einer Teilmenge manuell codierter Posts (welche zufällig ausgewählt wurden), wies abweichende Ergebnisse vom Gesamtdatensatz in Bezug auf die Erhebung von Bedarfen und Ressourcen auf.

Diese Erhebung von Bedarfen und Ressourcen in den Posts der beiden Fallbeispiele konnte aufzeigen, dass der größte Kommunikationsbedarf an Koordination und Ressourcenbereitstellung in der Akutphase vorliegt. Der deutliche Rückgang des Ressourcenanteils in der Postphase (besonders beim Juni-Hochwasser) könnte jedoch auch auf Defizite in der langfristigen Versorgung hindeuten. Daher erscheint künftig ebenfalls der Anlass gegeben zu sein, die Postphase gezielt zu analysieren und längerfristige Unterstützungsmaßnahmen

zu entwickeln.

Abschließend zeigt die Prognose mithilfe linearer Regression auf, dass die verwendeten Tools vergleichbare Trends aufweisen und dass bei einer kumulativen Integration von Werten aus zu vielen Tagen keine eindeutige Ableitung von Trends mehr möglich ist. Eine genauere Prüfung der Anzahl zu integrierender Werte muss hier jedoch noch erfolgen. Demgegenüber ist jedoch deutlich geworden, dass die Prognosefähigkeit die Integration zurückliegender Daten erfordert und allgemeine Schwankungen im Tagesverlauf berücksichtigen muss.

7.5 Zwischenfazit

Die Ergebnisse der vorliegenden Fallstudien adressieren eine Forschungslücke, die sich im Bereich der Analyse von deutschen Daten aus SoMe während hydrologischer KuK im deutschsprachigen Raum manifestiert. Hierfür wurden zwei Hochwasserereignisse – das Weihnachtshochwasser 2023 und das Juni-Hochwasser 2024 – untersucht. Die Datenerhebung umfasste insgesamt 117.952 Posts (53.643 Posts für das Weihnachtshochwasser und 64.309 Posts für das Juni-Hochwasser), die mittels Talkwalker und ereignisspezifischer Keywords aus verschiedenen SoMe gesammelt wurden. Die Ergebnisse zeigen eine komplexe Dynamik der digitalen Kommunikation während KuK auf .

1. Die Postanzahl zeigte visuelle Übereinstimmungen mit Ereignisschwerpunkten und regionalen Besonderheiten, wobei kein charakteristisch gleicher Verlauf zwischen dem Weihnachtshochwasser 2023 und dem Junihochwasser 2024 festgestellt werden konnte. Die Analyse verdeutlicht, dass Daten aus den SoMe für die Erstellung eines psychosozialen Lagebildes nicht als alleinige Informationsquelle ausreichen. Während sie als Frühindikatoren für Stimmungsänderungen, aufkommende Bedarfe und lokale Entwicklungen dienen können, weichen die dort kommunizierten Situationsdarstellungen teilweise von verifizierten Berichterstattungen ab. SoMe stellen damit eine ergänzende Datenquelle dar, die insbesondere wertvolle Einblicke in die Erfassung der psychosozialen Dynamiken im digitalen Raum wertvolle Einblicke liefern kann. Das Psych-LDR kann folglich als Frühwarnsystem für psychosoziale Entwicklungen im digitalen Raum dienen, indem es Indikatoren für Stimmungsveränderungen, aufkommende Bedarfe und kollektive Verhaltensweisen systematisch erfasst sowie analysiert und damit als Indikatorsystem verstanden werden kann.
2. Die Themenmodellierung deckt einen umfassenden Themenkatalog auf, der weit über die unmittelbare Hochwassersituation hinausgeht und weitere Aspekte wie Klimawandel, Migration, Rechtsextremismus sowie die Rolle von Medien und SoMe einschließt. Die Themenmodellierung ermöglicht dabei einen groben Überblick, ohne jedoch konkrete Handlungsbedarfe oder ein detailliertes Situationsbewusstsein zu generieren. Erkenntnisse für ein Psych-LDR lassen sich mithilfe der Themenmodellierung aufgrund der geringen relevanten Teilmenge nicht ohne weiteres extrahieren. Für eine effektive Themen- und Inhaltsanalyse ist es daher zentral die Teilmengen mit Äußerungen zu Bedarfen oder Ressourcen zu identifizieren.
3. Die Analyse der Emotionalität in den Posts zeigt auf, dass in der Akutphase der Hochwasserereignisse die Emotionen Angst und Wut dominierten, während in der Postphase Liebe und Freude wieder zunahmten. Darüber hinaus wurden Posts im Verlauf der Krise zunehmend emotionaler, wobei Veränderungen in der quantitativen Polarität (negativ, neutral, positiv) nur marginal ausfielen.

4. Die Zeitsequenzanalyse der Sentimentverläufe zeigt, dass für aussagekräftige Prognosen der Sentiment-Entwicklungen flexible Analysezeiträume notwendig sind. Die optimale zeitliche Auflösung (wöchentlich, täglich oder stündlich) sollte dabei ereignisspezifisch gewählt werden.
5. Eine Analyse der Anteile an Posts mit Äußerungen zu Bedarfen oder Ressourcen verdeutlicht weitergehend die stärkere Präsenz von Ressourcen im Vergleich zu Bedarfen in den SoMe. Der Fokus auf Posts mit Äußerungen zu Ressourcen sollte folglich in der Forschung mehr Beachtung finden (wie bereits in Kap. 4 identifiziert). Die zeitliche Entwicklung beider Aspekte (Anzahl an Posts mit Bedarfen sowie mit Ressourcen) entspricht dabei dem Muster der gesamten Posting-Aktivität im Datensatz.
6. Die anfängliche Annahme, dass die Aussagekraft der SoMe im post-akuten Krisenverlauf steigt (siehe Kap. 4), konnte nur teilweise bestätigt werden. Vielmehr wurde ein schneller Abfall der Postanzahl identifiziert, der die schnelle Kommunikationsdynamik im netzbasierten Interaktionsraum verdeutlicht.
7. Die manuelle Codierung zeigt darüber hinaus auf, dass kognitive Aspekte (mentale Prozesse und Inhalte, die das Denken, Wahrnehmen und Bewerten umfassen) am häufigsten in den manuell kodierten Zufallsstichproben vertreten waren, während umwelt- und sozialbezogene Themen über personenbezogene Inhalte dominierten.
8. Bei der Relevanzbewertung wurden 46 % der Posts als niedrig, 37 % als mittel und 17 % als hoch eingestuft. Die Einordnung in diese Kategorien erwies sich herausfordernd und hebt die Vorteile eines flexiblen, erfahrungsbasierten Ansatzes in Kombination mit technischen Lösungen, wie es bspw. durch VOST realisiert wird (siehe auch Kap. 6), hervor.

Zusammenfassend bieten bestehende technische und manuelle Vorgehensweisen zur Ableitung von Informationen aus den SoMe bereits Möglichkeiten zur Gewinnung diverser Erkenntnisse für ein Psych-LDR. Die Berücksichtigung von Faktoren wie Nutzergruppen, soziodemografischen Merkmalen sowie die Aufbereitung der Daten für die Entscheidungsfindung im Psychosozialen Krisenmanagement (PsychKM) bedarf jedoch weiterer Forschung. Mithilfe der durchgeführten Fallstudien konnten jedoch die bereits angeführten Empfehlungen abgeleitet sowie mögliche künftige Forschungsfelder aufgezeigt werden.

8. Schlussbetrachtung

Die steigende Häufigkeit von Krisen- und Katastrophensituationen (KuK) in Verbindung mit der zunehmenden Selbstverständlichkeit digitaler Kommunikation führt zu einer multi-dimensionalen Nutzung von Sozialen Medien (SoMe) in der psychosozialen Kommunikation, Organisation und Interaktion. Durch ihre Funktion als (öffentliche) Austauschplattform für situationsrelevante und materielle Informationen sowie individuelle mentale Zustände [362] bilden SoMe die Situation einer KuK ab, wie sie seitens der Bevölkerung wahrgenommen und verstanden wird.

Zeitgleich zeigen vergangene KuK die notwendige Relevanz der psychosozialen Dimension im Krisenmanagement auf, welches über technische und logistisch-organisatorische Hilfeleistungen hinausgeht. Aufgrund der Komplexität der psychosozialen Dimension, insbesondere durch die im Vergleich zu materiellen Schäden weniger offensichtlichen psychosozialen Konsequenzen, nimmt die Bedeutung des Bereiches Psychosoziales Krisenmanagement (PsychKM) daher kontinuierlich zu [495]. Für das Situationsbewusstsein im PsychKM gewinnt damit auch das Psychosoziale Lagebild und, zur Datengewinnung aus dem netzbasierten Interaktionsraum, auch das Psychosoziale Lagebild des digitalen Raumes (Psych-LDR) zunehmend an Relevanz.

In diesem kontextuellen Rahmen der drei Dimensionen „Lagefeststellung im Krisenmanagement“, „Psychosozialität“ und „netzbasierter Interaktionsraum“ untersucht die vorliegende Arbeit mittels diverser qualitativer und quantitativer, experimenteller und nicht-experimenteller, partizipativer und beobachtender, deduktiver und induktiver sowie theoretischer und praktischer Methoden der Primärforschung ausgewählte Aspekte der Bevölkerungsperspektive sowie der Perspektive von Behörden und Organisationen mit Sicherheitsaufgaben (BOS) auf die psychosoziale Nutzung der SoMe in KuK.

8.1 Wissenschaftlicher Beitrag

Zur Erfassung der Bevölkerungsperspektive auf die psychosoziale Nutzung der SoMe in KuK wurden zwei komplementäre Befragungen durchgeführt (siehe Kap. 4): eine repräsentative Panelbefragung unter deutschen Internetnutzern sowie eine ereignisspezifische offene Webumfrage zur Flutkatastrophe 2021 im Kreis Euskirchen. Die technischen Möglichkeiten zur Extraktion psychosozialer Informationen aus den SoMe (ausgewählte Aspekte der Perspektive der BOS) wurden demgegenüber mittels einer umfassenden Scoping Review untersucht (siehe Kap. 5). Aus initial 932 Studien wurden 128 thematisch relevante Arbeiten identifiziert und analysiert. Weiterführend wurde die organisationale Perspektive durch die detaillierte Untersuchung von Virtual Operations Support Teams VOST beleuchtet (siehe Kap. 6), wobei sowohl detaillierte Kollaborationsprozessmodelle mittels Business Process Model and Notation Version 2.0 (BPMN 2.0) entwickelt als auch qualitative Erkenntnisse aus World-Café Diskussionen und Arbeitsgruppen abgeleitet wurden. Darüber hinaus wurde die praktische Anwendbarkeit ausgewählter Erkenntnisse anhand einer Mehrfallstudie zu zwei hydrologischen Extremereignissen in Deutschland (Weihnachtshochwasser 2023 und Juni-Hochwasser 2024) mit über 700.000 analysierten Beiträgen aus den SoMe demonstriert (siehe Kap. 7).

In dieser methodischen Rahmung erfolgte eine Verknüpfung verschiedener Denk- und Forschungstraditionen, die in Grundlagen und Erkenntnisse für ein Psych-LDR überführt

wurden. Die vorliegende Forschungsarbeit trägt auf diese Weise einerseits zur wissenschaftlichen Fundierung des PsychKM für die Bewältigung von KuK, andererseits zur weiteren Systematisierung der Lagefeststellung bei.

Der wissenschaftliche Beitrag der Arbeit verdeutlicht sich weitergehend im Vergleich zu bereits vorhandenen Studien zur Ableitung von psychosozialen Informationen aus SoMe, die bislang keine deutsche Daten aus deutschen hydrologischen KuK untersucht haben, nur eine der hier zugrundeliegenden Dimensionen berücksichtigen oder sich nicht explizit auf die Informationsgewinnung für ein Psych-LDR fokussieren. Die Übertragbarkeit internationaler empirischer Erkenntnisse zur Rolle von SoMe als Erweiterung der Lageerkundung im PsychKM in Deutschland ist aufgrund fehlender evidenzbasierter Nachweise zudem nur bedingt gegeben.

Ausgehend von den Defiziten der bisherigen Forschung verdeutlicht sich das Alleinstellungsmerkmal der vorliegenden Studie, die multimethodal ein quantitativ-qualitatives Forschungsdesign zugrunde legt. Durch den empirischen Vergleich von Umfragedaten einer repräsentativen Befragung deutscher Internetnutzer mit den Daten einer offenen Webumfrage von Betroffenen der Flutkatastrophe 2021 im Kreis Euskirchen sowie mit Daten aus den SoMe zu den Hochwasserereignissen an Weihnachten 2023 und im Juni 2024 lässt sich der erzielte Erkenntnisgewinn auf andere hydrologische Kontexte in Deutschland übertragen. So wurden im Rahmen der Panelbefragung psychosoziale Nutzungsintensitäten und -intentionen in Bezug auf hypothetische KuK verschiedenster Art untersucht. Entgegen des einschlägigen Forschungsstands lag das Forschungsinteresse also weniger in der Genauigkeit spezifischer technischer Methoden oder in dem inhaltlichen Themenbezug einer spezifischen Teilmenge der SoMe, sondern vielmehr in der Nutzbarkeit der SoMe als ergänzende Quelle für die Erstellung eines Psych-LDR, deren Einschränkungen und verbesserte Einschätzbarkeit sowie die Verwendbarkeit bestehender und niederschwellig anwendbarer open-source Algorithmen für die Datenanalyse in KuK.

Somit leistet das vorliegende Forschungsvorhaben vielfältige Beiträge zur wissenschaftlichen Erkenntnisentwicklung. Im Detail liefert es einen aktuellen integrierten Überblick, der die verschiedenen Perspektiven der Lagefeststellung im Krisenmanagement, der Psychosozialität und des netzbasierten Interaktionsraums konsolidiert. Darüber hinaus werden weiterführende Erkenntnisse zur Nutzung von SoMe durch die Bevölkerung in KuK gewonnen, wobei insbesondere Unterschiede zwischen erwarteter und tatsächlicher Nutzung sowie zwischen ereignisspezifischer und -unspezifischer Kommunikation identifiziert werden konnten. Die Studie bietet zudem neue Einblicke in die psychosoziale Nutzung von SoMe durch die deutsche Bevölkerung in KuK. Ein weiterer zentraler Beitrag ist die Identifikation distinkter Typen, die psychosoziale Inhalte in SoMe während KuK teilen, was erste grundlegende Erkenntnisse zur Repräsentativität der Daten für verschiedene Bevölkerungsgruppen ermöglicht. Das Forschungsvorhaben liefert außerdem eine Übersicht über den aktuellen Forschungsstand bezüglich der technischen Ableitung von Sentiment, Emotionen und Zuständen sowie Meinungen der Bevölkerung aus SoMe in KuK. Besonders hervorzuheben ist weitergehend die erstmalige detaillierte prozessuale Aufschlüsselung der Vorgehens- und Arbeitsweise von deutschen VOST, die eine wichtige Grundlage für die Entwicklung nutzerzentrierter und kontextsensitiver Technologien darstellt. Schließlich bietet die Forschung vertiefende Erkenntnisse zu Inhalten und Inhaltsverläufen in den SoMe während deutscher hydrologischer KuK mit dem Fokus auf Ergänzung eines Psych-LDR.

Zusammenfassend leistet die vorliegende Forschungsarbeit somit einen Beitrag zur Integration von psychosozialen, technischen und organisationalen Dimensionen in das Krisenmanagement. Hierdurch wird ein wissenschaftlich fundierter Weg in Richtung eines interdisziplinär ausgerichteten Krisenmanagements aufgezeigt.

8.2 Zielgruppenspezifische Implikationen

Die grundlegend gewonnenen Erkenntnisse für ein Psych-LDR zeigen auf, dass SoMe eine wertvolle Ergänzung zur Lagebeurteilung in KuK darstellen. Als teilweise öffentlich einsehbare Kommunikationsplattformen bieten sie einen einzigartigen Einblick in die aktuelle Situation einer KuK, vorausgesetzt, die spezifischen Charakteristika der jeweiligen Plattformen sowie die demografischen und verhaltensbezogenen Merkmale ihrer Nutzer werden angemessen berücksichtigt. Eine Extraktion von Informationen aus den SoMe bspw. durch VOST unter Berücksichtigung von Erkenntnissen aus der Forschung kann es Einsatzkräften und Entscheidungstragenden daher ermöglichen, präventiv und effizient zu handeln. Dies äußert sich in zwei wesentlichen Aspekten: Zum einen können Maßnahmen zeitnah eingeleitet und Ressourcen zielgerichtet eingesetzt werden. Zum anderen können die positiven Potenziale der Nutzung von SoMe im PsychKM systematisch gestärkt und ausgebaut werden. Auf Basis dieser Entwicklungen lassen sich zusammenfassend folgende Implikationen für die verschiedenen Zielgruppen ableiten:

Implikationen für Entscheidungstragende Im Bereich der strategischen Ressourcenallokation ist die Integration der Nutzung von SoMe in Kommunikationsstrategien sowie die Implementierung edukativer Maßnahmen zur Informationsverbreitung von zentraler Bedeutung [53, 74, 124, 93, 422]. Die bevölkerungsorientierten Maßnahmen sollten die gezielte Aufklärung zur Förderung situationsangemessenen Verhaltens [422, 347] sowie die Entwicklung von Katastrophenbewältigungsstrategien basierend auf Daten aus den SoMe umfassen [257, 198, 85, 345]. Hierbei ist die zielgerichtete Verteilung von Informationen essenziell [525]. Demgegenüber sollten kommunikative Aspekte die Förderung präemptiver Reaktionsmechanismen und emotionssensibler Kommunikation beinhalten [287, 60, 124], die Etablierung transparenter Kommunikation als vertrauenswürdige Quelle [517, 526] sowie die Entwicklung emotionsbasierter Strategien [182, 245, 387]. Im Rahmen einer nachhaltigen Gesundheitskommunikation ist ferner die Befähigung der Bevölkerung zur Gesundheitskompetenz [287, 372] zentral, wobei die Kommunikation über die Akutphase hinaus aufrechterhalten werden muss [287]. Hierbei spielt die Intensivierung der Öffentlichkeitsarbeit durch verifizierte Accounts der BOS eine wichtige Rolle [141, 198, 525]. Für eine effektive psychosoziale Lageerkundung ist es des Weiteren fundamental, dass Krisenstäbe und Einsatzleitungen mit dem Verhalten verschiedener Bevölkerungsgruppen in den SoMe vertraut sind und den netzbasierten Interaktionsraum nicht außer Acht lassen. Diese Kenntnis ist insbesondere relevant für die fundierte Interpretation von SoMe-Daten in akuten KuK. Sie unterstützt die Identifikation von Gruppen, die alternative Wege der Lageerkundung benötigen, und ermöglicht potenzielle Rückschlüsse auf das Nutzerverhalten in zukünftigen KuK.

Implikationen für die Forschung Die im Rahmen dieser Arbeit identifizierten Forschungsbedarfe erstrecken sich über verschiedene Forschungsbereiche, darunter die Entwicklung von Ansätzen für die Integration und Standardisierung von VOST sowie von Praxistransfer-Formaten. Weitere zentrale Aspekte umfassen die Konzeptualisierung von Mannschaftsstärken der VOST, die Entwicklung von interpretierbaren Methoden zur

Stimmungsanalyse in SoMe, die Verbesserung der Repräsentativitätseinschätzung, die Integration multipler Quellen in psychosoziale Lagebilder sowie die Kategorisierung von Bedarfen und Ressourcen der Psychosozialen Notfallversorgung (PSNV).

Implikationen für VOST Für VOST ergeben sich darüber hinaus spezifische Entwicklungsbedarfe, die die Etablierung teamspezifischer Definitions- und Kategorisierungskriterien (bspw. einheitliche Klassifizierung der Relevanz eines Posts) sowie die Optimierung der Bewertungs- und Entscheidungsprozesse umfassen. Eine verstärkte Zusammenarbeit mit Toolentwicklern ist dabei ebenso wichtig wie die Etablierung kontextspezifischer Referenzphasen durch lokale Teams. Die Erkenntnisse der vorliegenden Arbeit zeigen in diesem Kontext, dass quantitativ-relative Veränderungen in den SoMe zwar marginal sind, aber trotzdem die Notwendigkeit lokaler Referenzphasen verdeutlichen, die idealerweise durch Teams in Phasen ohne KuK definiert werden.

Implikationen für die Krisenkommunikation: Die Studie identifiziert unterschiedliche Nutzertypen für die Informationssuche in SoMe: „Situationsinteressierte Nutzer“, „Universalisten“, „Familiäre Nutzer“ und „Allgemeine Nutzer“. Ergänzend hierzu ermöglicht die weitere Differenzierung nach Plattformnutzung die Identifikation folgender Nutzertypen: „Selektive Plattformnutzer“, „Vielfältig vernetzte und hochaktive Nutzer“ sowie „Video- und visuell fokussierte Nutzer“. Diese Erkenntnisse haben direkte Implikationen für die Krisenkommunikation. Während die Mehrheit der Nutzer selektiv bestimmte Plattformen bevorzugt, existiert eine signifikante Gruppe, die besonders durch visuelle Inhalte angesprochen wird. Dies unterstreicht die Notwendigkeit, Krisenkommunikation auch über bildbasierte Medien wie Fotos und Videos auf Plattformen wie YouTube und Instagram zu verbreiten. Diese differenzierte Betrachtung der Nutzung von SoMe zur präzisen Beschreibung und Konzeptualisierung wird auch durch weitere Forschungsarbeiten gestützt [472]. Die Untersuchungsergebnisse legen zudem nahe, die bestehende Risiko- und Krisenkommunikation über Instagram und Facebook um WhatsApp zu erweitern. Die WhatsApp-Kanal-Funktion bietet das Potenzial für eine unidirektionale Informationsverbreitung über ein soziales Netzwerk, welches bereits eine hohe Durchdringung in der deutschen Bevölkerung aufweist und im Alltag sowie in KuK intensiv genutzt wird.

8.3 Limitationen und Ausblick

Die Interpretation der in dieser Forschungsarbeit vorgestellten Erkenntnisse sowie die daraus abgeleiteten Implikationen sind unter Berücksichtigung verschiedener methodischer Einschränkungen zu betrachten.

Im Kontext der quantitativ durchgeführten **Befragungen** ermöglichte das gewählte Online-Format zwar eine schnelle, kostengünstige und anonyme Datenerhebung, führte jedoch zu verschiedenen Verzerrungen. Die Rekrutierung durch den Panel-Anbieter sowie die offene Webumfrage resultierte in einem Selbstselektionsbias und Messverzerrungen. Obwohl eine Gewichtung der Daten der Panelumfrage mittels Poststratifikation über die demographischen Merkmale Alter und Geschlecht durchgeführt wurde, basierte die Datenbasis hierfür ebenfalls auf einer Online-Umfrage. Zudem ist bei der retrospektiv durchgeführten offenen Webumfrage von einem Erinnerungsbias auszugehen, bedingt durch die zeitliche Distanz zwischen der Flutkatastrophe 2021 und der Befragung im März 2023. Eine weitere Limitation ergibt sich aus der Altersbeschränkung der Befragung auf Personen ab 18 Jahren, da 16,7 % der deutschen Bevölkerung unter 18 Jahren sind, davon 3,6 % im

relevanten Alter für die Nutzung von SoMe von 14 bis 18 Jahren.

Der durchgeführte **Scoping Review** weist methodisch bedingt keine Qualitätsbewertung der integrierten Studien auf. Darüber hinaus bringt die qualitative Datengewinnung und -auswertung eine unvermeidbare Subjektivität mit sich. Dieser wurde zwar durch strukturierte Herangehensweisen und Kodierschemata begegnet, jedoch erfolgte das Selektionsverfahren sowie die Ableitung der Charakteristika nur bei 10 % der Daten durch einen weiteren Kodierer. Die zusammenfassende qualitative Inhaltsanalyse der textuellen Charakteristika wurde zudem ohne Überprüfung der Interkoderreliabilität durchgeführt.

Der **Process-Mining-Ansatz** ist durch die vorrangig qualitativen Methoden in seiner Generalisierbarkeit begrenzt. Der spezifische Fokus auf VOST beschränkt die Perspektive auf den Erfahrungshorizont der beteiligten Personen, während weitere zentrale Sichtweisen, etwa aus den Einsatzstäben, im Rahmen der vorliegenden Arbeit nicht berücksichtigt werden konnten.

In der **Mehrfallstudie** ergeben sich Einschränkungen aus der ausschließlichen Betrachtung hydrologischer Katastrophen, obwohl nachweislich das Zusammenwirken verschiedene Krisenarten erhebliche psychosoziale Einflüsse haben kann. Eine weitere Einschränkung ergibt sich aus der Polykontextualität der Posts: Die reduzierende Interpretation erzeugt eine scheinbare Eindeutigkeit, die jedoch die inhärente Mehrdeutigkeit der Inhalte verdeckt. Zusätzlich erlaubt die Wahl der Methodik der linearen Regression, die der Zeitsequenzanalyse zugrunde lag, keine adäquate Abbildung nicht-linearer Verläufe, externer Faktoren oder plötzlicher Ereignisse. Technische Limitationen ergeben sich weitergehend aus API-Limits, Datenschutzregelungen und der eingeschränkten Verfügbarkeit von Daten auf bestimmten Plattformen. Zudem führen unvollständige Datensätze oder Fehlklassifikationen zu potenziellen Verzerrungen. Eine spezifische technische Einschränkung besteht darüber hinaus in der automatischen Zuweisung nicht lokalisierbarer Posts zu Berlin durch Talkwalker, was eine präzise lokale Analyse für Berlin verhindert.

Die angeführten Limitationen sollten bei der Interpretation und dem Transfer der Ergebnisse berücksichtigt werden, bieten aber gleichzeitig auch Ansatzpunkte für **zukünftige Forschungsarbeiten**, insbesondere hinsichtlich der Methodenentwicklung, der Standardisierung und dem Praxistransfer. Ein zentraler Aspekt betrifft hierbei die stärkere Integration von Entscheidungstragenden in die Entwicklung und Bewertung der Nutzbarkeit von entwickelten Tools und Algorithmen. Dies könnte durch die Evaluation der vorgestellten Ergebnisse im Rahmen einer Umfrage oder durch die Anwendung der Methodik in einer realen Lage erfolgen. Die vorwiegend manuelle Arbeit von VOST unterstreicht ferner die Notwendigkeit, bestehende IT-Lösungen zu evaluieren und im Dialog mit den Teams Herausforderungen und Limitationen auszumachen. Dies umfasst die Analyse verschiedener Social-Listening-Tools, die Klärung rechtlicher Barrieren und die Identifikation notwendiger Kompetenzen. Ein Umdenken hin zu einem nutzerzentrierten Designansatz könnte die Effektivität, Effizienz und Akzeptanz der Tools verbessern. Weitere Forschungsansätze betreffen die Verfeinerung der verwendeten Lexika für Bedarfe und Ressourcen durch die Integration domänenspezifischer Begriffe, Dialektsprache und die Entwicklung differenzierter Gewichtungssysteme, etwa mittels Delphi-Befragungen.

Im Bereich der psychosozialen Auswirkungen sollten künftige Forschungsarbeiten die komplexe Beziehung zwischen der Exposition gegenüber angstausslösenden Inhalten in

SoMe und deren Effekte auf die psychische Gesundheit untersuchen. Dabei gilt es, Schwellenwerte zu ermitteln, die zu einer längeren psychischen Beanspruchung führen können, um adäquatere Unterstützungsangebote zu entwickeln. Zudem wäre eine Ausweitung der Perspektive durch internationale Vergleiche der gewonnenen Erkenntnisse aus Umfragen und Fallstudien wertvoll, um eine Übertragbarkeit zwischen verschiedenen Kulturen zu prüfen.

Für ein tieferes Verständnis von Kommunikationsdynamiken in den SoMe während KuK sollte zudem eine plattformspezifische Auswertung unter Berücksichtigung demografischer, persönlichkeitsbezogener und situativer Faktoren angestrebt werden. Dabei sollte auch untersucht werden, bis zu welcher geografischen Detailebene die relative Zunahme der Postanzahl noch aussagekräftige Veränderungen anzeigen kann. Zudem sollten künftige Studien die Diskrepanz zwischen erwarteter und tatsächlicher Nutzung von SoMe in KuK vertiefen und die Auswirkungen algorithmenbasierter Filtermechanismen sowie weitere Einflüsse der Informationsverarbeitung wie den Confirmation Bias untersuchen. Neben diesen inhaltlichen Faktoren könnte eine Verlängerung des Analysezeitraums von Daten aus den SoMe während einer KuK Aufschluss darüber geben, zu welchen Zeitpunkten Prognosetrends wieder einen negative Entwicklung annehmen, um die optimale Dauer der Post-Disaster-Überwachung zu bestimmen.

Methodische Weiterentwicklungen sollten darüber hinaus eine Zeitsequenzanalyse mit hochaufgelöster Emotionalitätsbewertung und Sensitivitätsanalyse umfassen, um optimale Zeitwerte für die Datenerfassung in KuK zu ermitteln. Die verwendeten Algorithmen sollten dabei durch Vergleiche mit interkoderreliabel codierten Datensätzen validiert werden. Zur Verbesserung der Prognosequalität könnten nicht-lineare Regressionen, fortgeschrittene Zeitreihenmodelle wie ARIMA oder Prophet sowie maschinelle Lernverfahren eingesetzt werden. Schließlich könnten detailliertere Methodenvergleiche der Sentimentanalyse durch Abstandsmessungen zwischen einzelnen Themenüberschriften mittels Jaccard- oder Hellinger-Distanzmaß durchgeführt werden.

Insgesamt zeigt die vorliegende Arbeit somit Erkenntnisse für die Entwicklung eines Psych-LDR auf und erweitert damit das Instrumentarium des PsychKM. Die gewonnenen Ergebnisse müssen jedoch im Kontext ihrer methodischen Limitationen betrachtet werden. Diese Einschränkungen eröffnen zugleich vielversprechende Perspektiven für künftige Forschungsvorhaben, die zur weiteren Verfeinerung und Validierung der hier vorgestellten Konzepte beitragen können. Die identifizierten Forschungsbedarfe bilden somit eine elementare Grundlage für die kontinuierliche Weiterentwicklung des PsychKM im digitalen Zeitalter.

8.4 Fazit als zusammenfassende Beantwortung der Forschungsfragen

In den vorangegangenen Ergebniskapiteln (Kap. 4 bis 7) wurden die Einzelbefunde der vorliegenden Forschungsarbeit detailliert dargestellt und diskutiert. Das folgende Fazit führt diese Erkenntnisse systematisch zusammen und beantwortet die eingangs formulierten Forschungsfragen zur Betrachtung ausgewählter Aspekte der informativen Funktion der digitalen Kommunikation im PsychKM. Diese Synthese ermöglicht sowohl eine präzise Bewertung des Forschungsbeitrags als auch die Ableitung grundlegender Erkenntnisse für ein Psych-LDR.

Die aktuelle Relevanz der Thematik verdeutlicht sich in der hohen digitalen Vernetzung der deutschen Bevölkerung: Über 81 % sind in SoMe aktiv, wobei die durchschnittliche Online-Präsenz bei 5 Stunden und 22 Minuten am Tag liegt, davon 1 Stunde und 39 Minuten in SoMe [498]. Diese intensive Nutzung des netzbasierten Interaktionsraumes eröffnet vielfältige Forschungsperspektiven, insbesondere für Disziplinen mit anthropologischem Fokus. Die vorliegende Arbeit untersucht vor diesem Hintergrund anhand von drei zentralen Forschungsfragen, wie dieser netzbasierte Interaktionsraum als Informationsquelle im PsychKM genutzt wird und welche Implikationen sich daraus für ein Psych-LDR ableiten lassen.

Wie nutzt die Bevölkerung soziale Medien zur Verbreitung psychosozial relevanter Informationen in Krisen- und Katastrophensituationen? (RQ1)

Die systematische Untersuchung der Nutzung von SoMe in KuK im Rahmen der vorliegenden Forschung offenbart ein differenziertes Bild des Nutzungsverhaltens der Bevölkerung. Eine zentrale Erkenntnis ist die ausgeprägte Diskrepanz zwischen wahrgenommener psychischer Beanspruchung und tatsächlicher Betroffenheit. Die durchgeführten Analysen veranschaulichen konkret, dass die Beanspruchungsintensität auch noch einen Monat nach dem Ereignis auf einem erhöhtem Niveau verbleibt, was die Notwendigkeit eines kontinuierlichen PsychKM über alle Phasen des Krisenmanagements hinweg unterstreicht. Die Bevölkerung zeigt dabei eine klare Präferenz für einen aktiven Kontakt mit Behörden über SoMe während KuK. Konkret umfassen die Erwartungen die Berücksichtigung psychischer Belastungen bei behördlichen Entscheidungen, die Einrichtung spezialisierter Teams zur Analyse der SoMe sowie eine zeitnahe Reaktion auf Anfragen innerhalb einer Stunde. Diese hohe Relevanz von SoMe wird von der Bevölkerung auch für zukünftige KuK als bedeutsam eingeschätzt, was eine nachhaltige Anpassung des Krisenmanagements erforderlich macht.

Die Informationsgewinnung erfolgt gemäß den Angaben der durchgeführten quantitativen Befragungen überwiegend über WhatsApp, Facebook, Instagram und YouTube, wobei sich das Teilungsverhalten hauptsächlich auf WhatsApp, Facebook und Instagram konzentriert. Die Analyse veranschaulicht, dass sich Nutzer von SoMe in KuK signifikant von Nicht-Nutzern unterscheiden: Sie sind tendenziell jünger, leben in größeren Haushalten und haben mehr Kinder. Insbesondere jüngere Menschen zeigen eine erhöhte Bereitschaft, ihre psychische Verfassung in SoMe öffentlich zu kommunizieren. In der psychosozialen Nutzung kristallisieren sich darüber hinaus distinkte Nutzertypen heraus: Der verbreitetste Nutzertyp ist dabei der proaktive empathische Nutzer, der SoMe aktiv zur Vernetzung und gegenseitige Hilfe nutzt. Jüngere persönliche Nutzer teilen vorwiegend eigene Ängste und Zweifel, während jüngere angst- und sorgenorientierte Nutzer die Plattformen zur emotionalen Entlastung verwenden. Eine weitere Gruppe bilden die in größeren Haushalten lebenden, fürsorglichen Nutzer, die SoMe primär zur Äußerung von Anteilnahme und Koordination von Hilfsangeboten nutzen. Diese differenzierte Nutzung verdeutlicht die Komplexität der Kommunikation in den SoMe während KuK: Inhalte können sowohl belastend als auch entlastend wirken, abhängig von ihrer Art und ihrem Kontext. Zentral ist dabei die Erkenntnis, dass Rückschlüsse von der Alltagsnutzung auf das Verhalten in KuK nicht zwangsläufig zielführend sind. Neben individuellen Einstellungen der Sichtbarkeit geteilter Inhalte und möglichen Diskrepanzen zwischen erwartetem und tatsächlichem Verhalten spielen auch externe Faktoren wie die Verfügbarkeit von Strom- und Internetverbindungen eine entscheidende Rolle.

Welche technischen und manuellen Vorgehensweisen existieren zur Erfassung und Analyse psychosozialer Lageinformationen aus Sozialen Medien für ein Psychosoziales Lagebild des digitalen Raumes in Krisen- und Katastrophensituationen? (RQ2)

Die systematische Analyse technischer und manueller Vorgehensweisen zur Erfassung psychosozialer Lageinformationen zeigt einen deutlichen Forschungstrend seit 2012, der bis 2024 kontinuierlich ansteigt. Diese Entwicklung unterstreicht die wachsende Bedeutung von SoMe als umfangreiche Echtzeitdatenquelle für Situationsverständnis, psychosoziale Dynamiken, Verhalten und Meinungen der Bevölkerung während KuK. Der Forschungsfokus liegt dabei primär auf Naturkatastrophen (77 %), während sich nur 23 % der Studien mit anthropogenen KuK befassen. Bemerkenswert ist, dass lediglich vier Studien Daten aus deutschen KuK analysieren, wobei nur zwei davon deutschsprachige Daten aus den SoMe untersuchen und keine der betrachteten Studien ihre Analyse explizit als Erkenntnisgewinn für ein Psych-LDR konzipiert hat.

Die technischen Analysemethoden konzentrieren sich auf verschiedene psychosoziale Faktoren, wobei insbesondere LB-Methoden dominieren. Dabei werden LB- und ML-Methoden selten kombiniert eingesetzt. Zu den meistgenutzten Werkzeugen gehören LIWC, SVM, LDA und VADER. Die psychosozialen Faktoren umfassen dabei sieben zentrale Bereiche: Sentimente, Emotionen, Verhalten, Bewältigungsstrategien/Ressourcen, Bedürfnisse, Meinungen und weitere Aspekte. Auffällig ist in diesem Zusammenhang, dass in 81 % der Studien (104 von 128) die deduktive Grundlage der Klassifizierung nicht explizit benannt wird. Zudem fehlt ein systematischer Vergleich der verschiedenen Ansätze zur Kategorisierung und Sortierung psychosozialer Daten aus den SoMe, der die spezifischen Vor- und Nachteile der einzelnen Kodierschemata herausarbeitet. Die Sentimentanalyse erfolgt überwiegend anhand von Skalen oder in drei Kategorien (positiv, neutral, negativ), während Emotionen meist durch nominale Kategorien oder Basisemotionen erfasst werden. Einer der zentralsten Befunde aktueller Forschung ist der nachgewiesene Zusammenhang zwischen dem psychischen Wohlbefinden der Bevölkerung und der Posting-Frequenz in SoMe, vor allem, da frühzeitige emotionale Reaktionen als potenzielle Prädiktoren für langfristige psychische Gesundheitsbedürfnisse dienen können. Kritisch anzumerken ist allerdings, dass die untersuchten Studien überwiegend negative Sentiments fokussieren, während die Selbsthilfefähigkeit und/oder vorhandene Ressourcen der Bevölkerung selten berücksichtigt werden.

Die manuelle Analyse von Daten der SoMe erfolgt hauptsächlich durch VOST, die sich als etablierte Organisationen mit hoher Expertise in der digitalen Informationsgewinnung entwickelt haben. Ihre Einbindung in die Katastrophenschutzstrukturen ermöglicht durch definierte Lagebesprechungen eine effiziente Informationsübermittlung. Dabei spielt der Technische Verbinder VOST eine Schlüsselrolle im Führungsstab, indem er mit seiner Medienkompetenz und Einsatzerfahrung die Interpretation der Erkenntnisse unterstützt und Handlungsmöglichkeiten aufzeigt. Konkret basiert die Arbeitsweise der VOST zu etwa 90 % auf manueller Datendetektion, die primär durch plattformspezifische Suchfunktionen und manuelle Ergebnisauswertung erfolgt. Die Teams nutzen dabei sowohl Schlüsselwörter – einschließlich Bi- und Trigramme – als auch die gezielte Beobachtung lagerelevanter Accounts und Gruppen. Im Gegensatz zur technischen Vorgehensweise, die meist ereignisbezogene Schlüsselwörter und algorithmische Filterung nutzt, arbeiten VOST somit stärker einsatzbezogen und dynamisch.

Grundsätzlich zeichnen sich die deutschen VOST durch eine einheitliche Zielausrichtung und weitgehend homogene Arbeitsweise aus, wobei sich Unterschiede hauptsächlich in der lokalen Vertrautheit, den Zuständigkeiten, der Teamstärke und der alltäglichen Einbindung zeigen. Die beobachtete Rollenpluralität in kleineren VOST fungiert dabei als adaptiver Mechanismus, der trotz begrenzter personeller Ressourcen eine effiziente Aufgabenbewältigung und operative Agilität gewährleistet. Durch ihre permanente Existenz in verschiedenen Statuszuständen sowie ihre strukturelle und organisatorische Gestaltung ermöglichen die VOST eine erfolgreiche Integration in die BOS-Strukturen und begegnen damit den Nachteilen nicht organisierter digitaler Freiwilliger. Ein besonderer Fokus der VOST liegt auf der Stimmungserfassung, die sie als Erhebung von Emotionen und Gefühlen sowie als Identifikation von Diskrepanzen zwischen wahrgenommener und tatsächlicher Lage in der Bevölkerung definieren. Dabei messen sie der Erkennung von Stimmungsänderungen und dem zeitlichen Verlauf der Stimmung besondere Bedeutung bei.

Die Erkenntnisse aus dem netzbasierten Interaktionsraum weisen demgegenüber überwiegend auf kommunikative Handlungsmöglichkeiten für Entscheidungstragende hin. Diese manifestieren sich vorrangig in dem Potenzial Analysen der SoMe für die Verbesserung der strategischen Ressourcenverteilung, emotionssensitiven Gesundheitskommunikation, Bildungsmaßnahmen, Bevölkerungsorientierung, Unterstützungsmaßnahmen und vorausschauenden Reaktionsstrategien zu nutzen. Allerdings wurden hierfür bisher kaum konkrete Vorgehensweisen oder praxisorientierte Empfehlungen ausgearbeitet.

Welche Informationen zur Erstellung eines psychosozialen Lagebildes lassen sich aus dem digitalen Raum anhand der Fallstudien des „Weihnachtshochwasser 2023“ in Westdeutschland und des „Juni-Hochwasser 2024“ in Süddeutschland ableiten? (RQ3)

Die Fallstudien zum Weihnachtshochwasser 2023 und Juni-Hochwasser 2024 ermöglichen detaillierte Einblicke in die Ableitung psychosozialer Lageinformationen aus dem digitalen Raum. Die Analyse der digitalen Aktivitäten zeigt eine bemerkenswerte Korrelation mit analogen Ereignishöhepunkten und liefert Hinweise auf regionale Betroffenheiten, wobei diese Informationen mit eingeschränkter Zuverlässigkeit zu bewerten sind. Selbst kleinere Unterschiede in den Ereignisverläufen oder ähnliche (inter)nationale Ereignisse, die parallel auftreten, spiegeln sich in differenzierten Verläufen der Postanzahl wider. In der zeitlichen Entwicklung lassen sich darüber hinaus charakteristische Phasenmuster identifizieren: Präphasen sind durch Berichterstattung über Wetterwarnungen sowie Vorzeichen wie Starkregen und Tauwetter geprägt. In den Akutphasen dominieren regionale Zuordnungen und politische Diskurse, während die Postphasen von hydrologischen Analysen und Vorsorgeüberlegungen bestimmt wird. Die Themenmodellierung ermöglicht zwar einen grundlegenden Überblick, impliziert jedoch keine konkreten Handlungsbedarfe oder ein detailliertes Situationsbewusstsein, was die Komplexität der medialen Kommunikation während Hochwasserereignissen unterstreicht.

Die Sentimentanalyse zeigt in sich konsistente Ergebnisse, wenngleich signifikante intermethodische Differenzen bestehen. Die quantitative Polarität weist nur geringe Unterschiede zwischen der Referenzphase und den Ereignisphasen auf, was die Notwendigkeit einer detaillierten Betrachtung verdeutlicht. Dabei sollten Veränderungen nicht ausschließlich anhand des negativen Sentiments, sondern im Zusammenspiel mit positiven Sentiment-Werten interpretiert werden. Zusätzlich müssen grundsätzliche Aktivitätsmuster in den SoMe, wie etwa der morgendliche Anstieg der Postanzahl, bei der Interpretation berücksichtigt werden.

Die Kommunikation in KuK erweist sich als emotional intensiver, insbesondere hinsichtlich der Emotionen Wut, Angst und Trauer. Diese emotionale Dynamik zeigt sich vorwiegend in der Akutphase, während Prä- und Postphase kaum Abweichungen von der Referenzphase aufweisen. Der Verlauf von Bedarfen und Ressourcen entwickelt sich analog zur Postanzahl über die verschiedenen Ereignisphasen hinweg, wobei ein direkter Zusammenhang zwischen geäußerten Bedarfen und angebotenen Ressourcen die digitale Unterstützungsbereitschaft der Bevölkerung verdeutlicht.

Die Zeitsequenzanalyse offenbart darüber hinaus die hohe Relevanz des Betrachtungszeitraums für die Trendprognose, wobei sich nach einer gewissen Zeit ein abgeflachter Verlauf ohne akute Relevanz einstellt. Dies unterstreicht die Notwendigkeit, kurzfristige Tagesschwankungen in der Prognose-Interpretation zu berücksichtigen und die Daten dynamisch sowie kontextsensitiv zu interpretieren. Generell verdeutlicht die Fallstudienanalyse, dass Daten der SoMe nicht als alleinige Informationsquelle für ein psychosoziales Lagebild ausreichen. Während sie als Frühindikatoren für Stimmungsänderungen, aufkommende Bedarfe und lokale Entwicklungen dienen können, weichen die dort kommunizierten Situationsdarstellungen teilweise von verifizierten Berichterstattungen ab. Es wird deutlich, dass eine multidimensionale Herangehensweise bei der Erstellung psychosozialer Lagebilder erforderlich ist.

Die Triangulation der Ergebnisse zeigt zusammenfassend: Die Bevölkerung nutzt SoMe in KuK intensiv und teilt dabei neben Informationen zum situativen Geschehen auch Sorgen und Ängste sowie konkrete Bedarfe und verfügbare Ressourcen. Allerdings ist zu berücksichtigen, dass sich die Bevölkerungsgruppe, die psychosozial relevante Informationen öffentlich in SoMe teilt, durch ein jüngeres Durchschnittsalter, größere Haushalte und eine höhere Anzahl an Kindern kennzeichnet, als die Gesamtbevölkerung. Dies schränkt die Repräsentativität der gewonnenen Erkenntnisse auf bestimmte Bevölkerungsgruppen ein.

Der aktuelle Forschungsstand bietet bereits etablierte methodische und organisationale Herangehensweisen zur Erfassung und Aufbereitung relevanter Informationen aus textuellen und bildhaften Daten im netzbasierten Interaktionsraum. Folglich können Daten der SoMe zwar wichtige Beiträge für ein psychosoziales Lagebild liefern, jedoch nicht als alleinige Informationsquelle dienen. Das Psych-LDR kann vielmehr als Frühwarnsystem für psychosoziale Entwicklungen im digitalen Raum fungieren, indem es Indikatoren für Stimmungsveränderungen, aufkommende Bedarfe und kollektive Verhaltensweisen systematisch erfasst und analysiert. Damit hat es das Potenzial inne sich als wertvolles Indikatorensystem zur Unterstützung des Krisenmanagements zu etablieren.

9. Literaturverzeichnis

- [1] World Health Organization (WHO). *The World Health Report 2002. Reducing Risks, Promoting Healthy Life (World Health Report)*. 2002, S. 250. ISBN: 9789241562072.
- [2] Najeeb Gambo Abdulhamid u. a. „A survey of social media use in emergency situations: A literature review“. In: *Information Development* 37.2 (März 2020), S. 274–291. DOI: 10.1177/0266666920913894.
- [3] Harshavardhan Achrekar u. a. „Predicting Flu Trends using Twitter data“. In: *2011 IEEE Conference on Computer Communications Workshops (INFOCOM WKSHPS)*. IEEE, Apr. 2011. DOI: 10.1109/infcomw.2011.5928903. URL: <http://dx.doi.org/10.1109/INFOCOMW.2011.5928903>.
- [4] Alessandro Acquisti und Ralph Gross. „Imagined Communities: Awareness, Information Sharing, and Privacy on the Facebook“. In: *Privacy Enhancing Technologies*. Springer Berlin Heidelberg, 2006, S. 36–58. DOI: 10.1007/11957454_3.
- [5] Marilyn Jager Adams, Yvette J. Tenney und Richard W. Pew. „Situation Awareness and the Cognitive Management of Complex Systems“. In: *Human Factors: The Journal of the Human Factors and Ergonomics Society* 37.1 (März 1995), S. 85–104. ISSN: 1547-8181. DOI: 10.1518/001872095779049462. URL: <http://dx.doi.org/10.1518/001872095779049462>.
- [6] Anish K. Agarwal u. a. „Investigating Social Media to Evaluate Emergency Medicine Physicians’ Emotional Well-being During COVID-19“. In: *JAMA Network Open* 6.5 (Mai 2023), e2312708. ISSN: 2574-3805. DOI: 10.1001/jamanetworkopen.2023.12708.
- [7] Mohiuddin Ahmed, Raihan Seraj und Syed Mohammed Shamsul Islam. „The k-means Algorithm: A Comprehensive Survey and Performance Evaluation“. In: *Electronics* 9.8 (Aug. 2020), S. 1295. ISSN: 2079-9292. DOI: 10.3390/electronics9081295.
- [8] Daniel Allington u. a. „Health-protective behaviour, social media usage and conspiracy belief during the COVID-19 public health emergency“. In: *Psychological Medicine* 51.10 (Juni 2020), S. 1763–1769. ISSN: 1469-8978. DOI: 10.1017/S003329172000224X. URL: <http://dx.doi.org/10.1017/S003329172000224X>.
- [9] Nazanin Andalibi u. a. „Understanding Social Media Disclosures of Sexual Abuse Through the Lenses of Support Seeking and Anonymity“. In: *Proceedings of the 2016 CHI Conference on Human Factors in Computing Systems*. CHI’16. ACM, Mai 2016. DOI: 10.1145/2858036.2858096.
- [10] Ashley A. Anderson. „Expressions of Resilience: Social Media Responses to a Flooding Event“. In: *Risk Analysis* 41.9 (Nov. 2021), S. 1600–1613. ISSN: 1539-6924. DOI: 10.1111/risa.13639.
- [11] Jun Chin Ang u. a. „Supervised, Unsupervised, and Semi-Supervised Feature Selection: A Review on Gene Selection“. In: *IEEE/ACM Transactions on Computational Biology and Bioinformatics* 13.5 (Sep. 2016), S. 971–989. ISSN: 1545-5963. DOI: 10.1109/tcbb.2015.2478454.
- [12] Claudia Antwerpes Frank; Bignon. *Psychosozial*. online. Juli 2015. URL: <https://flexikon.doccheck.com/de/Psychosozial#>.
- [13] J. B. Asendorpf und F. J. Neyer. *Psychologie der Persönlichkeit*. Berlin: Springer, 2012.
- [14] Thomas Axer u. a. *Hochwasser des Flusses Aller in der Region Heidekreis (Niedersachsen) am 28. Dezember 2023*. Hrsg. von Deutsche Rückversicherung Aktiengesellschaft. März 2024. URL: https://www.deutscherueck.de/fileadmin/user_upload/Sturmdokumentation_SPEZIAL_Weihnachtshochwasser_2023_WEB.pdf.
- [15] Prafulla Bafna, Dhanya Pramod und Anagha Vaidya. „Document clustering: TF-IDF approach“. In: *2016 International Conference on Electrical, Electronics, and Optimization Techniques (ICEEOT)*. IEEE, März 2016. DOI: 10.1109/iceeot.2016.7754750.

- [16] Melanie M. Bakema, Constanza Parra und Philip McCann. „Learning from the rubble: the case of Christchurch, New Zealand, after the 2010 and 2011 earthquakes“. In: *Disasters* 43.2 (Dez. 2018), S. 431–455. ISSN: 1467-7717. DOI: 10.1111/disa.12322.
- [17] Iris Bakker u. a. „Pleasure, Arousal, Dominance: Mehrabian and Russell revisited“. In: *Current Psychology* 33.3 (Juni 2014), S. 405–421. ISSN: 1936-4733. DOI: 10.1007/s12144-014-9219-4.
- [18] Antoine Banks u. a. „#PolarizedFeeds: Three Experiments on Polarization, Framing, and Social Media“. In: *The International Journal of Press/Politics* 26.3 (Juli 2020), S. 609–634. ISSN: 1940-1620. DOI: 10.1177/1940161220940964. URL: <http://dx.doi.org/10.1177/1940161220940964>.
- [19] Sigal G. Barsade. „The Ripple Effect: Emotional Contagion and its Influence on Group Behavior“. In: *Administrative Science Quarterly* 47.4 (Dez. 2002), S. 644–675. ISSN: 1930-3815. DOI: 10.2307/3094912.
- [20] Sigal G. Barsade und Andrew P. Knight. „Group Affect“. In: *Annual Review of Organizational Psychology and Organizational Behavior* 2.1 (Apr. 2015), S. 21–46. ISSN: 2327-0616. DOI: 10.1146/annurev-orgpsych-032414-111316. URL: <http://dx.doi.org/10.1146/annurev-orgpsych-032414-111316>.
- [21] Saimah Bashir u. a. „Twitter chirps for Syrian people: Sentiment analysis of tweets related to Syria Chemical Attack“. In: *International Journal of Disaster Risk Reduction* 62 (Aug. 2021), S. 102397. ISSN: 2212-4209. DOI: 10.1016/j.ijdr.2021.102397.
- [22] Krishna Bathina, Marijn ten Thij und Johan Bollen. „Quantifying societal emotional resilience to natural disasters from geo-located social media content“. In: *PLOS ONE* 17.6 (Juni 2022). Hrsg. von Miquel Vall-llosera Camps, e0269315. ISSN: 1932-6203. DOI: 10.1371/journal.pone.0269315.
- [23] Nina Von Baur und Michael J. Florian. „Stichprobenprobleme bei Online-Umfragen“. In: *Sozialforschung im Internet*. VS Verlag für Sozialwissenschaften, 2009, S. 109–128. DOI: 10.1007/978-3-531-91791-7_7.
- [24] Irntraud Beerlage. „Psychosoziale Notfallversorgung (PSNV)“. de. In: *Leitbegriffe der Gesundheitsförderung und Prävention. Glossar zu Konzepten* (2021), Strategien und Methoden. DOI: 10.17623/BZGA:Q4-I140-1.0.
- [25] Shivam Behl u. a. „Twitter for disaster relief through sentiment analysis for COVID-19 and natural hazard crises“. In: *International Journal of Disaster Risk Reduction* 55 (März 2021), S. 102101. ISSN: 2212-4209. DOI: 10.1016/j.ijdr.2021.102101.
- [26] Ghazaleh Beigi u. a. „An Overview of Sentiment Analysis in Social Media and Its Applications in Disaster Relief“. In: *Sentiment Analysis and Ontology Engineering*. Springer International Publishing, 2016, S. 313–340. ISBN: 9783319303192. DOI: 10.1007/978-3-319-30319-2_13.
- [27] Ilona Biernacka-Ligieza. „The significance of digital media in local public space crisis management: The case of Poland, the United Kingdom and Italy“. In: *Journal of Arab & Muslim Media Research* 14.1 (Apr. 2021), S. 47–70. ISSN: 1751-942X. DOI: 10.1386/jammr_00024_1.
- [28] Roberta Biolcati u. a. „Facebook Addiction: Onset Predictors“. In: *Journal of Clinical Medicine* 7.6 (Mai 2018), S. 118. ISSN: 2077-0383. DOI: 10.3390/jcm7060118.
- [29] Deanne Bird, Megan Ling und Katharine Haynes. „Flooding Facebook ? The use of social media during the Queensland and Victorian floods“. In: *Australian Journal of Emergency Management* 27 (Feb. 2012).
- [30] Steven Bird, Ewan Klein und Edward Loper. *Natural language processing with Python: analyzing text with the natural language toolkit*. O’Reilly Media, Inc., 2009.
- [31] Jonathan I. Bisson u. a. „TENTS guidelines: development of post-disaster psychosocial care guidelines through a Delphi process“. In: *British Journal of Psychiatry* 196.1 (Jan. 2010), S. 69–74. ISSN: 1472-1465. DOI: 10.1192/bjp.bp.109.066266.

- [32] Margriet Blaauw u. a. „Beyond Becquerel and Sievert: Mental health and psychosocial support before, during and after radiation emergencies“. In: *Environmental Advances* 8 (Juli 2022), S. 100216. ISSN: 2666-7657. DOI: 10.1016/j.envadv.2022.100216. URL: <http://dx.doi.org/10.1016/j.envadv.2022.100216>.
- [33] David Blackwell u. a. „Extraversion, neuroticism, attachment style and fear of missing out as predictors of social media use and addiction“. In: *Personality and Individual Differences* 116 (Okt. 2017), S. 69–72. ISSN: 0191-8869. DOI: 10.1016/j.paid.2017.04.039.
- [34] Verena Blank-Gorki und Dr. Jutta Helmerichs. *Psychosoziale Notfallversorgung: Qualitätsstandards und Leitlinien Teil I und II*. Hrsg. von Bundesamt für Bevölkerungsschutz und Katastrophenhilfe (BBK). 3. Aufl. 2012. ISBN: 978-3-939347-37-8. URL: https://www.bbk.bund.de/SharedDocs/Downloads/DE/Mediathek/Publikationen/PiB/PiB-07-psnv-qualitaet-stand-leitlinien-teil-1-2.pdf?__blob=publicationFile&v=7.
- [35] Peter Bollen. „Business Process Model Semantics in BPMN“. In: *Innovations in Enterprise Information Systems Management and Engineering*. Springer International Publishing, 2016, S. 31–45. ISBN: 9783319327990. DOI: 10.1007/978-3-319-32799-0_3.
- [36] George A. Bonanno u. a. „Weighing the Costs of Disaster: Consequences, Risks, and Resilience in Individuals, Families, and Communities“. In: *Psychological Science in the Public Interest* 11.1 (Jan. 2010), S. 1–49. ISSN: 1539-6053. DOI: 10.1177/1529100610387086.
- [37] J. P. Bonde u. a. „Risk of depressive disorder following disasters and military deployment: systematic review with meta-analysis“. In: *British Journal of Psychiatry* 208.4 (Apr. 2016), S. 330–336. ISSN: 1472-1465. DOI: 10.1192/bjp.bp.114.157859.
- [38] Thomas Bourany. „Les 5V du big data“. In: *Regards croisés sur l'économie* n° 23.2 (Juni 2019), S. 27–31. ISSN: 1956-7413. DOI: 10.3917/rce.023.0027.
- [39] Stephan Boy u. a. *Interdisziplinäres Lagebild in Echtzeit. Erkenntnisse und Handlungsempfehlungen zur Verbesserung der Lagefrüherkennung und der Lagebewältigung*. Hrsg. von Sandra Bubendorfer-Licht u. a. Zukunftsforum Öffentliche Sicherheit e. V. 2023. URL: https://zoes-bund.de/wp-content/uploads/2023/04/230411_Gruenbuch_Lagebild-digital.pdf (besucht am 07. 10. 2024).
- [40] Danah M. Boyd und Nicole B. Ellison. „Social network sites: definition, history, and scholarship“. In: *Journal of Computer-Mediated Communication* 13 (2007). DOI: 10.1109/EMR.2010.5559139.
- [41] Gernot Brauchle u. a. *KrisenKompass - Handbuch für Lehrkräfte und Schulleitungen zum Umgang mit schweren Krisen im Kontext Schule*. de. 1. Aufl. Vienna, Austria: Jugend & Volk, Sep. 2010.
- [42] Olaf Briese und Timo Günther. „Katastrophe: Terminologische Vergangenheit, Gegenwart und Zukunft“. In: *Archiv für Begriffsgeschichte* 51 (2009), S. 155–195. URL: <http://www.jstor.org/stable/24361837> (besucht am 05. 10. 2024).
- [43] Neil R. Britton. „Organized Behavior in Disaster: A Review Essay“. In: *International Journal of Mass Emergencies & Disasters* 6.3 (Nov. 1988), S. 363–395. ISSN: 2753-5703. DOI: 10.1177/028072708800600308.
- [44] Joel Brynielsson u. a. „Emotion classification of social media posts for estimating people’s reactions to communicated alert messages during crises“. In: *Security Informatics* 3.1 (Aug. 2014). ISSN: 2190-8532. DOI: 10.1186/s13388-014-0007-3.
- [45] Gregor Büchel. „Was ist Informatik?“. In: *Praktische Informatik - Eine Einführung*. Vieweg+Teubner Verlag, 2012, S. 1–4. ISBN: 9783834822833. DOI: 10.1007/978-3-8348-2283-3_1.
- [46] Bundesamt für Bevölkerungsschutz und Katastrophenhilfe, Hrsg. *Glossar. Krise*. <https://www.bbk.bund.de/SharedDocs/Glossareintraege/DE/K/krise.html>. (Besucht am 05. 10. 2024).
- [47] Bundesamt für Bevölkerungsschutz und Katastrophenhilfe, Hrsg. *Krisenmanagement ist ein Zyklus. Auf Krisen vorbereitet sein – das Krisenmanagement*. <https://www.bbk.bund.de/DE/Themen/Krisenmanagement/KMZirkel/KMZirkel.html>. (Besucht am 05. 10. 2024).

- [48] Davide Buscaldi und Irazú Hernandez-Farias. „Sentiment Analysis on Microblogs for Natural Disasters Management: a Study on the 2014 Genoa Floodings“. In: *Proceedings of the 24th International Conference on World Wide Web. WWW '15*. ACM, Mai 2015. DOI: 10.1145/2740908.2741727.
- [49] Daniel S. Busso, Katie A. McLaughlin und Margaret A. Sheridan. „Media exposure and sympathetic nervous system reactivity predict PTSD symptoms after the bosten marathon bombings: Research Article: Vulnerability to PTSD Symptoms Following a Terrorist Attack“. In: *Depression and Anxiety* 31.7 (Juli 2014), S. 551–558. ISSN: 1091-4269. DOI: 10.1002/da.22282. URL: <http://dx.doi.org/10.1002/da.22282>.
- [50] Meng Cai u. a. „Topic-Emotion Propagation Mechanism of Public Emergencies in Social Networks“. In: *Sensors* 21.13 (Juli 2021), S. 4516. ISSN: 1424-8220. DOI: 10.3390/s21134516.
- [51] Cornelia Caragea u. a. „Mapping moods: Geo-mapped sentiment analysis during hurricane sandy“. In: *International Conference on Information Systems for Crisis Response and Management*. 2014. URL: <https://api.semanticscholar.org/CorpusID:5838653>.
- [52] Carlos Castillo. *Big Crisis Data: Social Media in Disasters and Time-Critical Situations*. Cambridge University Press, Juli 2016. ISBN: 9781107135765. DOI: 10.1017/cbo9781316476840.
- [53] Junghoon Chae u. a. „Public behavior response analysis in disaster events utilizing visual analytics of microblog data“. In: *Computers & Graphics* 38 (Feb. 2014), S. 51–60. ISSN: 0097-8493. DOI: 10.1016/j.cag.2013.10.008. URL: <http://dx.doi.org/10.1016/j.cag.2013.10.008>.
- [54] Robert Chambers. „Editorial Introduction: Vulnerability, Coping and Policy“. In: *IDS Bulletin* 20.2 (Apr. 1989), S. 1–7. ISSN: 1759-5436. DOI: 10.1111/j.1759-5436.1989.mp20002001.x.
- [55] A. K. M. Chan u. a. „Social media for rapid knowledge dissemination: early experience from the COVID-19 pandemic“. In: *Anaesthesia* 75.12 (März 2020), S. 1579–1582. ISSN: 1365-2044. DOI: 10.1111/anae.15057.
- [56] Fiona Charlson u. a. „New WHO prevalence estimates of mental disorders in conflict settings: a systematic review and meta-analysis“. In: *The Lancet* 394.10194 (Juli 2019), S. 240–248. ISSN: 0140-6736. DOI: 10.1016/s0140-6736(19)30934-1.
- [57] Junhan Chen, Yumin Yan und John Leach. „Are Emotion-Expressing Messages More Shared on Social Media? A Meta-Analytic Review“. In: *Review of Communication Research* 10 (2022). ISSN: 2255-4165. DOI: 10.12840/issn.2255-4165.034.
- [58] Sijing Chen u. a. „Uncovering sentiment and retweet patterns of disaster-related tweets from a spatiotemporal perspective – A case study of Hurricane Harvey“. In: *Telematics and Informatics* 47 (Apr. 2020), S. 101326. ISSN: 0736-5853. DOI: 10.1016/j.tele.2019.101326. URL: <http://dx.doi.org/10.1016/j.tele.2019.101326>.
- [59] Xi Chen und Michelle Yik. „The Emotional Anatomy of the Wuhan Lockdown: Sentiment Analysis Using Weibo Data“. In: *JMIR Formative Research* 6.11 (Nov. 2022), e37698. ISSN: 2561-326X. DOI: 10.2196/37698.
- [60] Xi Chen u. a. „Affective and cognitive features of comments added by forwarders in Sina Weibo during disasters“. In: *Proceedings of the Association for Information Science and Technology* 57.1 (Okt. 2020). ISSN: 2373-9231. DOI: 10.1002/pra2.299. URL: <http://dx.doi.org/10.1002/pra2.299>.
- [61] Yudi Chen u. a. „Rapid Perception of Public Opinion in Emergency Events through Social Media“. In: *Natural Hazards Review* 23.2 (Mai 2021). ISSN: 1527-6996. DOI: 10.1061/(asce)nh.1527-6996.0000547.
- [62] M Choirul Rahmadan u. a. „Sentiment Analysis and Topic Modelling Using the LDA Method related to the Flood Disaster in Jakarta on Twitter“. In: *2020 International Conference on Informatics, Multimedia, Cyber and Information System (ICIMCIS)*. IEEE, Nov. 2020. DOI: 10.1109/icimcis51567.2020.9354320. URL: <http://dx.doi.org/10.1109/ICIMCIS51567.2020.9354320>.

- [63] Emily M. Cody u. a. „Climate Change Sentiment on Twitter: An Unsolicited Public Opinion Poll“. In: *PLOS ONE* 10.8 (Aug. 2015). Hrsg. von Sune Lehmann, e0136092. ISSN: 1932-6203. DOI: 10.1371/journal.pone.0136092. URL: <http://dx.doi.org/10.1371/journal.pone.0136092>.
- [64] Jacob Cohen. *Statistical power analysis for the behavioral sciences*. L. Erlbaum Associates, 1988, S. 567. ISBN: 0805802835.
- [65] Odeya Cohen u. a. „The conjoint community resiliency assessment measure as a baseline for profiling and predicting community resilience for emergencies“. In: *Technological Forecasting and Social Change* 80.9 (Nov. 2013), S. 1732–1741. ISSN: 0040-1625. DOI: 10.1016/j.techfore.2012.12.009. URL: <http://dx.doi.org/10.1016/j.techfore.2012.12.009>.
- [66] Sheldon Cohen und Thomas A. Wills. „Stress, social support, and the buffering hypothesis“. In: *Psychological Bulletin* 98.2 (Sep. 1985), S. 310–357. ISSN: 0033-2909. DOI: 10.1037/0033-2909.98.2.310.
- [67] *Community-Based Approaches to MHPSS Programmes: A Guidance Note*. Inter-Agency Standing Committee (IASC). Jan. 2019. URL: https://reliefweb.int/attachments/d026f1d8-b39c-3906-a089-500d4e2a8674/community_based_approaches_to_mhpss_programmes_a_guidance_note.01.pdf.
- [68] Sergio Consoli, Luca Barbaglia und Sebastiano Manzan. „Fine-grained, aspect-based sentiment analysis on economic and financial lexicon“. In: *Knowledge-Based Systems* 247 (Juli 2022), S. 108781. ISSN: 0950-7051. DOI: 10.1016/j.knosys.2022.108781.
- [69] Diana Contreras u. a. „Assessing post-disaster recovery using sentiment analysis: The case of L’Aquila, Italy“. In: *Earthquake Spectra* 38.1 (Aug. 2022), S. 81–108. ISSN: 1944-8201. DOI: 10.1177/87552930211036486.
- [70] Lorenzo Coviello u. a. „Detecting Emotional Contagion in Massive Social Networks“. In: *PLoS ONE* 9.3 (März 2014). Hrsg. von Renaud Lambiotte, e90315. ISSN: 1932-6203. DOI: 10.1371/journal.pone.0090315. URL: <http://dx.doi.org/10.1371/journal.pone.0090315>.
- [71] Leila Daddoust u. a. „Spontaneous volunteer coordination during disasters and emergencies: Opportunities, challenges, and risks“. In: *International Journal of Disaster Risk Reduction* 65 (Nov. 2021), S. 102546. ISSN: 2212-4209. DOI: 10.1016/j.ijdr.2021.102546.
- [72] Dajun Dai und Ruixue Wang. „Space-Time Surveillance of Negative Emotions after Consecutive Terrorist Attacks in London“. In: *International Journal of Environmental Research and Public Health* 17.11 (Juni 2020), S. 4000. ISSN: 1660-4601. DOI: 10.3390/ijerph17114000. URL: <http://dx.doi.org/10.3390/ijerph17114000>.
- [73] Jennifer S. Dargin, Chao Fan und Ali Mostafavi. „Vulnerable populations and social media use in disasters: Uncovering the digital divide in three major U.S. hurricanes“. In: *International Journal of Disaster Risk Reduction* 54 (Feb. 2021), S. 102043. ISSN: 2212-4209. DOI: 10.1016/j.ijdr.2021.102043.
- [74] Munmun De Choudhury, Andrés Monroy-Hernández und Gloria Mark. „“Narco” emotions: affect and desensitization in social media during the mexican drug war“. In: *Proceedings of the SIGCHI Conference on Human Factors in Computing Systems*. CHI ’14. ACM, Apr. 2014. DOI: 10.1145/2556288.2557197. URL: <http://dx.doi.org/10.1145/2556288.2557197>.
- [75] Bertrand De Longueville u. a. „Digital Earth’s Nervous System for crisis events: real-time Sensor Web Enablement of Volunteered Geographic Information“. In: *International Journal of Digital Earth* 3.3 (Sep. 2010), S. 242–259. ISSN: 1753-8955. DOI: 10.1080/17538947.2010.484869.
- [76] Andrea De Mauro, Marco Greco und Michele Grimaldi. „A formal definition of Big Data based on its essential features“. In: *Library Review* 65.3 (Apr. 2016), S. 122–135. ISSN: 0024-2535. DOI: 10.1108/lr-06-2015-0061. URL: <http://dx.doi.org/10.1108/lr-06-2015-0061>.
- [77] Lise Ann St. Denis, Amanda L. Hughes und Leysia Palen. „Trial by Fire: The Deployment of Trusted Digital Volunteers in the 2011 Shadow Lake Fire“. In: *Proceedings of the 9th International ISCRAM Conference*. Hrsg. von L. Rothkrantz, J. Ristvej und Z. Franco. Apr. 2012.

- [78] Bernadette Joy Detera u. a. „An English-Japanese Twitter-Based Analysis of Disaster Sentiment during Typhoons and Earthquakes“. In: *2021 IEEE International Symposium on Systems Engineering (ISSE)*. IEEE, Sep. 2021. DOI: 10.1109/isse51541.2021.9582473.
- [79] Alexander J.A.M. van Deursen u. a. „Modeling habitual and addictive smartphone behavior“. In: *Computers in Human Behavior* 45 (Apr. 2015), S. 411–420. DOI: 10.1016/j.chb.2014.12.039.
- [80] Deutsches Institut für Normung e. V., Hrsg. *Ergonomische Grundlagen bezüglich psychischer Arbeitsbelastung – Teil 1: Allgemeine Aspekte und Konzepte und Begriffe*. DIN EN ISO 100075-1:2017. Berlin.
- [81] Sarah E. DeYoung. *Vulnerable Groups During Crisis*. Jan. 2021. DOI: 10.1093/acrefore/9780190228637.013.1565.
- [82] Prof. Dr.-Ing. habil. Dirk Carstensen u. a. *Expertenpapier der DWA: Hochwasser in Deutschland während des Jahreswechsels 2023/2024*. Hrsg. von Deutsche Vereinigung für Wasserwirtschaft, Abwasser und Abfall. 2024. URL: https://de.dwa.de/files/_media/content/03_THEMEN/Hochwasser/Expertenpapier_Hochwasser.pdf.
- [83] Hyo Jin Do u. a. „Analyzing emotions in twitter during a crisis: A case study of the 2015 Middle East Respiratory Syndrome outbreak in Korea“. In: *2016 International Conference on Big Data and Smart Computing (BigComp)*. IEEE, Jan. 2016. DOI: 10.1109/bigcomp.2016.7425960. URL: <http://dx.doi.org/10.1109/BIGCOMP.2016.7425960>.
- [84] David G. Doepel. „Crisis management: the psychological dimension“. In: *Industrial Crisis Quarterly* 5.3 (Jan. 1991), S. 177–188. ISSN: 0921-8106. DOI: 10.1177/108602669100500301.
- [85] Zhijie Sasha Dong u. a. „Social media information sharing for natural disaster response“. In: *Natural Hazards* 107.3 (Feb. 2021), S. 2077–2104. ISSN: 1573-0840. DOI: 10.1007/s11069-021-04528-9.
- [86] Bruce Doré u. a. „Sadness Shifts to Anxiety Over Time and Distance From the National Tragedy in Newtown, Connecticut“. In: *Psychological Science* 26.4 (März 2015), S. 363–373. ISSN: 1467-9280. DOI: 10.1177/0956797614562218. URL: <http://dx.doi.org/10.1177/0956797614562218>.
- [87] Uta Döring. *Angstzonen: Rechtsdominierte Orte aus medialer und lokaler Perspektive: Zugl.: Berlin, Technische Univ., Diss., 2007*. 1. Aufl. Analysen zu gesellschaftlicher Integration und Desintegration. Wiesbaden: VS Verlag für Sozialwissenschaften, 2008. ISBN: 978-3-531-14690-4. DOI: 10.1007/978-3-531-90776-5.
- [88] Patrick Drews u. a. „Lernen und üben wir das Richtige?: Kritische Erfolgsfaktoren der Bewältigung des Massenanzfalls von Verletzten: Ergebnisse einer FMEA und einer Analyse von MANV-bezogenen Curricula“. In: *Notfall + Rettungsmedizin* 25.1 (Jan. 2021), S. 19–29. ISSN: 1436-0578. DOI: 10.1007/s10049-020-00824-2.
- [89] Michel L. A. Dückers u. a. „Psychosocial Crisis Management: The Unexplored Intersection of Crisis Leadership and Psychosocial Support“. In: *Risk, Hazards & Crisis in Public Policy* 8.2 (Juni 2017), S. 94–112. ISSN: 1944-4079. DOI: 10.1002/rhc3.12113.
- [90] Michel L.A. Dückers. „A multilayered psychosocial resilience framework and its implications for community-focused crisis management“. In: *Journal of Contingencies and Crisis Management* 25.3 (Aug. 2017), S. 182–187. ISSN: 1468-5973. DOI: 10.1111/1468-5973.12183.
- [91] Francis Durso und Scott Gronlund. „Situation awareness“. In: (Jan. 1999).
- [92] Kathrin Eismann, Oliver Posegga und Kai Fischbach. „Collective Behaviour, Social Media, and Disasters: A Systematic Literature Review“. In: *European Conference on Information Systems* (Juni 2016).
- [93] Christine Ekenga, Cora-Ann McElwain und Nadav Sprague. „Examining Public Perceptions about Lead in School Drinking Water: A Mixed-Methods Analysis of Twitter Response to an Environmental Health Hazard“. In: *International Journal of Environmental Research and Public Health* 15.1 (Jan. 2018), S. 162. ISSN: 1660-4601. DOI: 10.3390/ijerph15010162. URL: <http://dx.doi.org/10.3390/ijerph15010162>.

- [94] Paul Ekman. „An argument for basic emotions“. In: *Cognition and Emotion* 6.3–4 (Mai 1992), S. 169–200. ISSN: 1464-0600. DOI: 10.1080/02699939208411068.
- [95] Nicole B. Ellison und Danah M. Boyd. *Sociality Through Social Network Sites*. Hrsg. von William H. Dutton. Oxford University Press, 2013. DOI: 10.1093/oxfordhb/9780199589074.013.0008.
- [96] Erik von Elm, Gerhard Schreiber und Claudia Cornelia Haupt. „Methodische Anleitung für Scoping Reviews (JBI-Methodologie)“. In: *Zeitschrift für Evidenz, Fortbildung und Qualität im Gesundheitswesen* 143 (Juni 2019), S. 1–7. ISSN: 1865-9217. DOI: 10.1016/j.zefq.2019.05.004.
- [97] Mica R. Endsley. „Design and Evaluation for Situation Awareness Enhancement“. In: *Proceedings of the Human Factors Society Annual Meeting* 32.2 (Okt. 1988), S. 97–101. ISSN: 0163-5182. DOI: 10.1177/154193128803200221. URL: <http://dx.doi.org/10.1177/154193128803200221>.
- [98] Gayeong Eom, Sanghyun Yun und Haewon Byeon. „Predicting the sentiment of South Korean Twitter users toward vaccination after the emergence of COVID-19 Omicron variant using deep learning-based natural language processing“. In: *Frontiers in Medicine* 9 (Sep. 2022). ISSN: 2296-858X. DOI: 10.3389/fmed.2022.948917.
- [99] Bapon Fakhrudin u. a. „Should I stay or should I go now? Why risk communication is the critical component in disaster risk reduction“. In: *Progress in Disaster Science* 8 (Dez. 2020), S. 100139. ISSN: 2590-0617. DOI: 10.1016/j.pdisas.2020.100139.
- [100] Chao Fan, Hamed Farahmend und Ali Mostafavi. „Rethinking Infrastructure Resilience Assessment with Human Sentiment Reactions on Social Media in Disasters“. In: *Proceedings of the 53rd Hawaii International Conference on System Sciences*. HICSS. Hawaii International Conference on System Sciences, 2020. DOI: 10.24251/hicss.2020.205. URL: <http://dx.doi.org/10.24251/HICSS.2020.205>.
- [101] Tao Fan u. a. „Multimodal sentiment analysis for social media contents during public emergencies“. In: *Journal of Data and Information Science* 8.3 (Juni 2023), S. 61–87. ISSN: 2543-683X. DOI: 10.2478/jdis-2023-0012.
- [102] Weiguo Fan und Michael D. Gordon. „The power of social media analytics“. In: *Communications of the ACM* 57.6 (Juni 2014), S. 74–81. ISSN: 1557-7317. DOI: 10.1145/2602574. URL: <http://dx.doi.org/10.1145/2602574>.
- [103] Jian Fang u. a. „Assessing disaster impacts and response using social media data in China: A case study of 2016 Wuhan rainstorm“. In: *International Journal of Disaster Risk Reduction* (2019). URL: <https://api.semanticscholar.org/CorpusID:133754744>.
- [104] Umer Farooq und Dieter Zirkler. „API peer reviews“. In: *Proceedings of the 2010 ACM conference on Computer supported cooperative work*. ACM, 2010. DOI: 10.1145/1718918.1718957.
- [105] Ramian Fathi, Anne-Marie Brixy und Frank Fiedrich. „Desinformationen und Fake-News in der Lage: Virtual Operations Support Team (VOST) und Digital Volunteers im Einsatz“. In: *Postfaktische Sicherheitspolitik*. Springer Fachmedien Wiesbaden, 2019, S. 211–235. DOI: 10.1007/978-3-658-27281-4_11.
- [106] Ramian Fathi und Frank Fiedrich. „Social Media Analytics by Virtual Operations Support Teams in disaster management: Situational awareness and actionable information for decision-makers“. In: *Frontiers in Earth Science* 10 (2022). DOI: 10.3389/feart.2022.941803.
- [107] Ramian Fathi und David Hugenbusch. „VOST: Digitale Einsatzunterstützung in Deutschland“. In: *Crisis Prevention 1/2021* (Dez. 2020), S. 30–32.
- [108] Ramian Fathi u. a. „VOST: A case study in voluntary digital participation for collaborative emergency management“. In: *Information Processing & Management* 57.4 (2020), S. 102174. ISSN: 03064573. DOI: 10.1016/j.ipm.2019.102174.

- [109] Jakob Fehle, Thomas Schmidt und Christian Wolff. „Lexicon-based Sentiment Analysis in German: Systematic Evaluation of Resources and Preprocessing Techniques“. In: *Proceedings of the 17th Conference on Natural Language Processing (KONVENS 2021)*. Hrsg. von Kilian Evang u. a. Düsseldorf, Germany: KONVENS 2021 Organizers, Sep. 2021, S. 86–103. URL: <https://aclanthology.org/2021.konvens-1.8>.
- [110] Shihui Feng und Alec Kirkley. „Integrating online and offline data for crisis management: Online geolocalized emotion, policy response, and local mobility during the COVID crisis“. In: *Scientific Reports* 11.1 (Apr. 2021). ISSN: 2045-2322. DOI: 10.1038/s41598-021-88010-3.
- [111] Verband der Feuerwehren in NRW. *Katastrophenschutz in Nordrhein-Westfalen – Vorschläge für eine Weiterentwicklung*. online. Okt. 2021. URL: <https://cache.pressmailing.net/content/0dd9aa00-938a-4d09-9adc-5d4f4101de90/2021-10-08Katastrophenschutz.pdf>.
- [112] Jan Firsching. *Studie: Wofür werden soziale Netzwerke verwendet? Kontakt zu Familie und Freunden ist der Hauptgrund*. online. Dez. 2011. URL: <https://www.futurebiz.de/artikel/studie-wofur-werden-soziale-netzwerke-verwendet-kontakt-zu-familie-und-freunden-ist-der-hauptgrund/>.
- [113] Gottfried Fischer und Peter Riedesser. *Lehrbuch der Psychotraumatologie*. Hrsg. von Ernst Reinhardt. Stuttgart: UTB GmbH, Sep. 2020. 470 S. ISBN: 3825287696.
- [114] Baruch Fischhoff u. a. „Judged Terror Risk and Proximity to the World Trade Center“. In: *The Risks of Terrorism*. Springer US, 2003, S. 39–53. ISBN: 9781475767872. DOI: 10.1007/978-1-4757-6787-2_3. URL: http://dx.doi.org/10.1007/978-1-4757-6787-2_3.
- [115] Anne C. Frenzel, Thomas Götz und Reinhard Pekrun. „Emotionen“. In: *Pädagogische Psychologie*. Springer Berlin Heidelberg, 2020, S. 211–234. ISBN: 9783662614037. DOI: 10.1007/978-3-662-61403-7_9.
- [116] Sibylle Friedrich. *Ressourcenorientierte Netzwerkmoderation: Ein Empowermentwerkzeug in der Sozialen Arbeit*. VS Verlag für Sozialwissenschaften, 2012. ISBN: 9783531940205. DOI: 10.1007/978-3-531-94020-5.
- [117] Christian Fuchs. *Social Media: A Critical Introduction*. 2. Aufl. SAGE publications, 2017.
- [118] Susumu Fujii u. a. „Real-Time Prediction of Medical Demand and Mental Health Status in Ukraine under Russian Invasion Using Tweet Analysis“. In: *The Tohoku Journal of Experimental Medicine* 259.3 (2023), S. 177–188. ISSN: 1349-3329. DOI: 10.1620/tjem.2022.j111.
- [119] *FwDV 100: Führung und Leitung im Einsatz: Führungssystem*. 1999.
- [120] Sandro Galea, Arijit Nandi und David Vlahov. „The Epidemiology of Post-Traumatic Stress Disorder after Disasters“. In: *Epidemiologic Reviews* 27.1 (Juli 2005), S. 78–91. ISSN: 0193-936X. DOI: 10.1093/epirev/mxi003.
- [121] Huiji Gao, Geoffrey Barbier und Rebecca Goolsby. „Harnessing the Crowdsourcing Power of Social Media for Disaster Relief“. In: *IEEE Intelligent Systems* 26.3 (Mai 2011), S. 10–14. ISSN: 1541-1672. DOI: 10.1109/mis.2011.52. URL: <http://dx.doi.org/10.1109/MIS.2011.52>.
- [122] Sarah Gardiner u. a. „Analyzing and Leveraging Social Media Disaster Communication of Natural Hazards: Community Sentiment and Messaging Regarding the Australian 2019/20 Bushfires“. In: *Societies* 13.6 (Mai 2023), S. 138. ISSN: 2075-4698. DOI: 10.3390/soc13060138. URL: <http://dx.doi.org/10.3390/soc13060138>.
- [123] Sonja I. Garske u. a. „Space-Time Dependence of Emotions on Twitter after a Natural Disaster“. In: *International Journal of Environmental Research and Public Health* 18.10 (Mai 2021), S. 5292. ISSN: 1660-4601. DOI: 10.3390/ijerph18105292.
- [124] Rui Gaspar u. a. „Beyond positive or negative: Qualitative sentiment analysis of social media reactions to unexpected stressful events“. In: *Computers in Human Behavior* 56 (März 2016), S. 179–191. ISSN: 0747-5632. DOI: 10.1016/j.chb.2015.11.040. URL: <http://dx.doi.org/10.1016/j.chb.2015.11.040>.

- [125] Rui Gaspar u. a. „Tweeting during food crises: A psychosocial analysis of threat coping expressions in Spain, during the 2011 European EHEC outbreak“. In: *International Journal of Human-Computer Studies* 72.2 (Feb. 2014), S. 239–254. ISSN: 1071-5819. DOI: 10.1016/j.ijhcs.2013.10.001. URL: <http://dx.doi.org/10.1016/j.ijhcs.2013.10.001>.
- [126] Wolfram Geier. „Zivilschutz, Katastrophenschutz und nicht-polizeiliche Gefahrenabwehr im integrierten Hilfeleistungssystem Deutschlands“. In: *BBK Bevölkerungsschutz 2/2022* (2022).
- [127] Dominic Gißler. *Erfolg der Stabsarbeit - Arbeit, Leistung und Erfolg von Stäben der Gefahrenabwehr und des Krisenmanagements im Gesamtkontext von Einsätzen*. Verlag für Polizeiwissenschaft Prof. Dr. Clemens Lorei, 2019. ISBN: 978-3-866-76610-5.
- [128] Pollyanna Gonçalves u. a. „Comparing and combining sentiment analysis methods“. In: *Proceedings of the first ACM conference on Online social networks*. COSN’13. ACM, Okt. 2013. DOI: 10.1145/2512938.2512951. URL: <http://dx.doi.org/10.1145/2512938.2512951>.
- [129] Amy L. Gonzales und Jeffrey T. Hancock. „Mirror, Mirror on my Facebook Wall: Effects of Exposure to Facebook on Self-Esteem“. In: *Cyberpsychology, Behavior, and Social Networking* 14.1-2 (2011), S. 79–83. DOI: 10.1089/cyber.2009.0411.
- [130] R. S. Gordon. „An operational classification of disease prevention“. en. In: *Public Health Rep.* 98.2 (März 1983), S. 107–109.
- [131] Juul Gouweloos u. a. „Psychosocial care to affected citizens and communities in case of CBRN incidents: A systematic review“. In: *Environment International* 72 (Nov. 2014), S. 46–65. ISSN: 0160-4120. DOI: 10.1016/j.envint.2014.02.009. URL: <http://dx.doi.org/10.1016/j.envint.2014.02.009>.
- [132] Klaus Grawe und Mariann Grawe-Gerber. „Ressourcenaktivierung“. In: *Psychotherapeut* 44.2 (1999), S. 63–73. DOI: 10.1007/s002780050149.
- [133] Michael Greenacre u. a. „Principal Component Analysis“. In: *Nature Reviews Methods Primers* 2.1 (Dez. 2022). ISSN: 2662-8449. DOI: 10.1038/s43586-022-00184-w.
- [134] Rachel Grieve u. a. „Face-to-face or Facebook: Can social connectedness be derived online?“ In: *Computers in Human Behavior* 29.3 (2013), S. 604–609. DOI: 10.1016/j.chb.2012.11.017.
- [135] Oliver Gruebner u. a. „A novel surveillance approach for disaster mental health“. In: *PLOS ONE* 12.7 (Juli 2017). Hrsg. von Donald R. Olson, e0181233. ISSN: 1932-6203. DOI: 10.1371/journal.pone.0181233. URL: <http://dx.doi.org/10.1371/journal.pone.0181233>.
- [136] Oliver Gruebner u. a. „Spatio-Temporal Distribution of Negative Emotions in New York City After a Natural Disaster as Seen in Social Media“. In: *International Journal of Environmental Research and Public Health* 15.10 (Okt. 2018), S. 2275. ISSN: 1660-4601. DOI: 10.3390/ijerph15102275. URL: <http://dx.doi.org/10.3390/ijerph15102275>.
- [137] Bündnis 90/ Die Grünen. *Beschluss des Bundesvorstandes: Menschen schützen, Gesellschaft stärken: 15 Punkte für ein krisenfestes Land*. online. Apr. 2022. URL: https://cms.gruene.de/uploads/documents/20220425_15_Punkte_krisenfestes_Land.pdf.
- [138] Mingyun Gu, Haixiang Guo und Jun Zhuang. „Social Media Behavior and Emotional Evolution during Emergency Events“. In: *Healthcare* 9.9 (Aug. 2021), S. 1109. ISSN: 2227-9032. DOI: 10.3390/healthcare9091109. URL: <http://dx.doi.org/10.3390/healthcare9091109>.
- [139] Mingyun Gu u. a. „Social Media User Behavior and Emotions during Crisis Events“. In: *International Journal of Environmental Research and Public Health* 19.9 (Apr. 2022), S. 5197. ISSN: 1660-4601. DOI: 10.3390/ijerph19095197. URL: <http://dx.doi.org/10.3390/ijerph19095197>.
- [140] Jeanine P.D. Guidry u. a. „Ebola on Instagram and Twitter: How health organizations address the health crisis in their social media engagement“. In: *Public Relations Review* 43.3 (Sep. 2017), S. 477–486. ISSN: 0363-8111. DOI: 10.1016/j.pubrev.2017.04.009. URL: <http://dx.doi.org/10.1016/j.pubrev.2017.04.009>.
- [141] Sumeer Gul u. a. „Twitter sentiments related to natural calamities: Analysing tweets related to the Jammu and Kashmir floods of 2014“. In: *Electron. Libr.* 36 (2017), S. 38–54. URL: <https://api.semanticscholar.org/CorpusID:3668822>.

- [142] Difan Guo u. a. „Comparison between sentiments of people from affected and non-affected regions after the flood“. In: *Geomatics, Natural Hazards and Risk* 12.1 (Jan. 2021), S. 3346–3357. ISSN: 1947-5713. DOI: 10.1080/19475705.2021.2012530.
- [143] Aditi Gupta u. a. „Faking Sandy: characterizing and identifying fake images on Twitter during Hurricane Sandy“. In: *Proceedings of the 22nd International Conference on World Wide Web*. WWW '13. ACM, Mai 2013. DOI: 10.1145/2487788.2488033. URL: <http://dx.doi.org/10.1145/2487788.2488033>.
- [144] Toon Haer, W.J. Wouter Botzen und Jeroen C.J.H. Aerts. „The effectiveness of flood risk communication strategies and the influence of social networks—Insights from an agent-based model“. In: *Environmental Science & Policy* 60 (Juni 2016), S. 44–52. ISSN: 1462-9011. DOI: 10.1016/j.envsci.2016.03.006.
- [145] Aric A. Hagberg, Daniel A. Schult und Pieter J. Swart. „Exploring Network Structure, Dynamics, and Function using NetworkX“. In: *Proceedings of the 7th Python in Science Conference*. SciPy. SciPy, Juni 2008, S. 11–15. DOI: 10.25080/tcww9851.
- [146] Shane E. Halse u. a. „An emotional step toward automated trust detection in crisis social media“. In: *Information, Communication & Society* 21.2 (Jan. 2018), S. 288–305. ISSN: 1468-4462. DOI: 10.1080/1369118x.2016.1272618. URL: <http://dx.doi.org/10.1080/1369118x.2016.1272618>.
- [147] Shane E. Halse u. a. „Tweet factors influencing trust and usefulness during both man-made and natural disasters“. English (US). In: *Proceedings of the 13th International ISCRAM Conference*. Hrsg. von Joao Porto de Albuquerque u. a. Mai 2016.
- [148] Keith Hampton, Lauren Sessions Goulet und Kristen Purcell. *Social networking sites and our lives*. Hrsg. von Pew Research Center. 2011. URL: <https://www.pewresearch.org/internet/2011/06/16/social-networking-sites-and-our-lives/>.
- [149] Xuehua Han und Juanle Wang. „Modelling and Analyzing the Semantic Evolution of Social Media User Behaviors during Disaster Events: A Case Study of COVID-19“. In: *ISPRS International Journal of Geo-Information* 11.7 (Juli 2022), S. 373. ISSN: 2220-9964. DOI: 10.3390/ijgi11070373.
- [150] Xuehua Han und Juanle Wang. „Using Social Media to Mine and Analyze Public Sentiment during a Disaster: A Case Study of the 2018 Shouguang City Flood in China“. In: *ISPRS Int. J. Geo Inf.* 8 (2019), S. 185. URL: <https://api.semanticscholar.org/CorpusID:146284907>.
- [151] Xuehua Han u. a. „Mining public behavior patterns from social media data during emergencies: A multidimensional analytical framework considering spatial–temporal–semantic features“. In: *Transactions in GIS* 28.1 (Jan. 2024), S. 58–82. ISSN: 1467-9671. DOI: 10.1111/tgis.13125.
- [152] Pernille Hansen. *Psychosocial interventions. A handbook*. Hrsg. von Reference Centre for Psychosocial Support und International Federation of Red Cross and Red Crescent Societies. 2009. URL: https://pscentre.org/wp-content/uploads/2018/02/PSI-Handbook_EN_July10.pdf.
- [153] EmilyE Haroz u. a. „What works in psychosocial programming in humanitarian contexts in low- and middle-income countries: a systematic review of the evidence“. In: *Intervention* 18.1 (2020), S. 3. ISSN: 1571-8883. DOI: 10.4103/intv.intv_6_19.
- [154] Charles R. Harris u. a. „Array programming with NumPy“. In: *Nature* 585.7825 (Sep. 2020), S. 357–362. ISSN: 1476-4687. DOI: 10.1038/s41586-020-2649-2.
- [155] E. W. Harville u. a. „Combined effects of Hurricane Katrina and Hurricane Gustav on the mental health of mothers of small children: Gustav, Katrina and mental health“. In: *Journal of Psychiatric and Mental Health Nursing* 18.4 (Nov. 2010), S. 288–296. ISSN: 1351-0126. DOI: 10.1111/j.1365-2850.2010.01658.x.
- [156] Emily W. Harville u. a. „Cumulative effects of the Gulf oil spill and other disasters on mental health among reproductive-aged women: The Gulf Resilience on Women’s Health study.“ In: *Psychological Trauma: Theory, Research, Practice, and Policy* 10.5 (Sep. 2018), S. 533–541. ISSN: 1942-9681. DOI: 10.1037/tra0000345.

- [157] Arifumi Hasegawa u. a. „Health effects of radiation and other health problems in the aftermath of nuclear accidents, with an emphasis on Fukushima“. In: *The Lancet* 386.9992 (Aug. 2015), S. 479–488. ISSN: 0140-6736. DOI: 10.1016/s0140-6736(15)61106-0.
- [158] Shin Hasegawa u. a. „Changing Emotions About Fukushima Related to the Fukushima Nuclear Power Station Accident—How Rumors Determined People’s Attitudes: Social Media Sentiment Analysis“. In: *Journal of Medical Internet Research* 22.9 (Sep. 2020), e18662. ISSN: 1438-8871. DOI: 10.2196/18662. URL: <http://dx.doi.org/10.2196/18662>.
- [159] Clemens Hausmann. *Notfallpsychologie und Traumabewältigung*. de. 3. Aufl. Vienna, Austria: Facultas, Jan. 2010.
- [160] Johan M. Havenaar, Evelyn J. Bromet und Semyon Gluzman. „The 30-year mental health legacy of the Chernobyl disaster“. In: *World Psychiatry* 15.2 (Juni 2016), S. 181–182. ISSN: 2051-5545. DOI: 10.1002/wps.20335.
- [161] Billy Tusker Haworth u. a. „The Good, the Bad, and the Uncertain: Contributions of Volunteered Geographic Information to Community Disaster Resilience“. In: *Frontiers in Earth Science* 6 (Nov. 2018). ISSN: 2296-6463. DOI: 10.3389/feart.2018.00183.
- [162] Roberta Heale und Alison Twycross. „What is a case study?“ In: *Evidence Based Nursing* 21.1 (Nov. 2017), S. 7–8. ISSN: 1468-9618. DOI: 10.1136/eb-2017-102845.
- [163] Jutta Helmerichs, Harald Karutz und Wolfram Geier. „Psychosoziales Krisenmanagement“. In: *Bevölkerungsschutz: Notfallvorsorge und Krisenmanagement in Theorie und Praxis*. Hrsg. von Harald Karutz, Wolfram Geier und Thomas Mitschke. Springer, Jan. 2017, S. 285–300. ISBN: 978-3-662-44634-8. DOI: 10.1007/978-3-662-44635-5.
- [164] Frank Hillebrandt. „Die Soziologie der Praxis als post-strukturalistischer Materialismus“. In: *Praxistheorie*. transcript Verlag, Apr. 2016, S. 71–94. ISBN: 9783839424049. DOI: 10.1515/9783839424049-004.
- [165] Stevan E. Hobfoll. „Social and Psychological Resources and Adaptation“. In: *Review of General Psychology* 6.4 (2002), S. 307–324. DOI: 10.1037/1089-2680.6.4.307.
- [166] Stevan E. Hobfoll u. a. „Five Essential Elements of Immediate and Mid-Term Mass Trauma Intervention: Empirical Evidence“. In: *Psychiatry: Interpersonal and Biological Processes* 70.4 (Dez. 2007), S. 283–315. ISSN: 0033-2747. DOI: 10.1521/psyc.2007.70.4.283.
- [167] Gesine Hofinger und Rudi Heimann, Hrsg. *Handbuch Stabsarbeit: Führungs- und Krisenstäbe in Einsatzorganisationen, Behörden und Unternehmen*. Springer Berlin Heidelberg, Jan. 2022. ISBN: 9783662630358. DOI: 10.1007/978-3-662-63035-8. URL: <http://dx.doi.org/10.1007/978-3-662-63035-8>.
- [168] Wera Hoof, Noortje Jansen und Charlie Steen. „Towards a Multidisciplinary Guideline for Psychosocial Crisis Management“. In: *Prehospital and Disaster Medicine* 38.S1 (Mai 2023), s200–s200. ISSN: 1945-1938. DOI: 10.1017/s1049023x23005125.
- [169] Sebastian Hoppe, Jutta Helmerichs und Dominik Hinzmann. „Die psychosoziale Seite des Notfalls: Krisenintervention in der Einsatzpraxis“. In: *NOTARZT* 40.03 (Juni 2024), S. 146–156. ISSN: 1438-8693. DOI: 10.1055/a-2060-4456.
- [170] J. Brian Houston u. a. „Social media and disasters: a functional framework for social media use in disaster planning, response, and research“. In: *Disasters* 39.1 (Sep. 2014), S. 1–22. ISSN: 1467-7717. DOI: 10.1111/disa.12092. URL: <http://dx.doi.org/10.1111/disa.12092>.
- [171] Nan Hu. „Sentiment Analysis of Texts on Public Health Emergencies Based on Social Media Data Mining“. In: *Computational and Mathematical Methods in Medicine* 2022 (Aug. 2022). Hrsg. von Ahmed Faeq Hussein, S. 1–7. ISSN: 1748-670X. DOI: 10.1155/2022/3964473.
- [172] Cheng-Min Huang, Edward Chan und Adnan A Hyder. „Web 2.0 and Internet Social Networking: A New tool for Disaster Management? - Lessons from Taiwan“. In: *BMC Medical Informatics and Decision Making* 10.1 (Okt. 2010). ISSN: 1472-6947. DOI: 10.1186/1472-6947-10-57. URL: <http://dx.doi.org/10.1186/1472-6947-10-57>.

- [173] Lida Huang u. a. „Early detection of emergency events from social media: a new text clustering approach“. In: *Natural Hazards* 111.1 (Jan. 2022), S. 851–875. ISSN: 1573-0840. DOI: 10.1007/s11069-021-05081-1. URL: <http://dx.doi.org/10.1007/s11069-021-05081-1>.
- [174] Amanda Lee Hughes und Andrea H. Tapia. „Social Media in Crisis: When Professional Responders Meet Digital Volunteers“. In: *Journal of Homeland Security and Emergency Management* 12.3 (Jan. 2015). ISSN: 2194-6361. DOI: 10.1515/jhsem-2014-0080.
- [175] Amanda Lee Hughes u. a. „Site-seeing in disaster: An examination of on-line social convergence“. In: *Proceedings of the 5th International ISCRAM Conference*. März 2014.
- [176] David John Hughes u. a. „A tale of two sites: Twitter vs. Facebook and the personality predictors of social media usage“. In: *Computers in Human Behavior* 28.2 (März 2012), S. 561–569. ISSN: 0747-5632. DOI: 10.1016/j.chb.2011.11.001.
- [177] Man Hung u. a. „Social Network Analysis of COVID-19 Sentiments: Application of Artificial Intelligence“. In: *Journal of Medical Internet Research* 22.8 (Aug. 2020), e22590. ISSN: 1438-8871. DOI: 10.2196/22590. URL: <http://dx.doi.org/10.2196/22590>.
- [178] John D. Hunter. „Matplotlib: A 2D Graphics Environment“. In: *Computing in Science & Engineering* 9.3 (2007), S. 90–95. ISSN: 1521-9615. DOI: 10.1109/mcse.2007.55.
- [179] C. Hutto und Eric Gilbert. „VADER: A Parsimonious Rule-Based Model for Sentiment Analysis of Social Media Text“. In: *Proceedings of the International AAAI Conference on Web and Social Media* 8.1 (Mai 2014), S. 216–225. ISSN: 2162-3449. DOI: 10.1609/icwsm.v8i1.14550.
- [180] Kenneth C. Hyams, Frances M. Murphy und Simon Wessely. „Responding to Chemical, Biological, or Nuclear Terrorism: The Indirect and Long-Term Health Effects May Present the Greatest Challenge“. In: *Journal of Health Politics, Policy and Law* 27.2 (Apr. 2002), S. 273–292. ISSN: 1527-1927. DOI: 10.1215/03616878-27-2-273.
- [181] Patricia P. Iglesias-Sánchez u. a. „The Contagion of Sentiments during the COVID-19 Pandemic Crisis: The Case of Isolation in Spain“. In: *International Journal of Environmental Research and Public Health* 17.16 (Aug. 2020), S. 5918. ISSN: 1660-4601. DOI: 10.3390/ijerph17165918. URL: <http://dx.doi.org/10.3390/ijerph17165918>.
- [182] Ali Shariq Imran u. a. „Cross-Cultural Polarity and Emotion Detection Using Sentiment Analysis and Deep Learning on COVID-19 Related Tweets“. In: *IEEE Access* 8 (2020), S. 181074–181090. ISSN: 2169-3536. DOI: 10.1109/access.2020.3027350. URL: <http://dx.doi.org/10.1109/ACCESS.2020.3027350>.
- [183] Muhammad Imran u. a. „Extracting information nuggets from disaster- Related messages in social media“. In: *International Conference on Information Systems for Crisis Response and Management*. 2013. URL: <https://api.semanticscholar.org/CorpusID:10706295>.
- [184] Muhammad Imran u. a. „Processing Social Media Messages in Mass Emergency: A Survey“. In: *ACM Computing Surveys* 47.4 (Juni 2015), S. 1–38. ISSN: 1557-7341. DOI: 10.1145/2771588. URL: <http://dx.doi.org/10.1145/2771588>.
- [185] Institut für Demoskopie Allensbach. *Die #GenerationMitte im Corona-Jahr 2020*. Hrsg. von Gesamtverband der Deutschen Versicherungswirtschaft (GDV). online. 2020. URL: <https://www.gdv.de/resource/blob/64586/4047494c2077b273000a02eab8ef956b/generation-mitte-2020---praesentation-data.pdf>.
- [186] Mir Rabiul Islam u. a. „The Changing Role of Women in Resilience, Recovery and Economic Development at the Intersection of Recurrent Disaster: A Case Study from Sirajgang, Bangladesh“. In: *Journal of Asian and African Studies* 52.1 (Juli 2016), S. 50–67. ISSN: 1745-2538. DOI: 10.1177/0021909614560244.
- [187] Aruna Jammalamadaka, Jiejun Xu und Tsai-Ching Lu. „Behavioral Deviations in Social Media Caused by Emergency Events“. In: *Healthcare* (2018).
- [188] Yosra Jarrar u. a. „Motivations for Social Media Use as Mediators in the Relationship Between Emotional Intelligence and Social Media Addiction“. In: *Online Journal of Communication and Media Technologies* 12.4 (Okt. 2022), e202243. ISSN: 1986-3497. DOI: 10.30935/ojcmct/12580.

- [189] Seyyed Mohammad Hossein Javadi, Moslem Arian und Milad Qorbani-Vanajemi. „The Need for Psychosocial Interventions to Manage the Coronavirus Crisis“. In: *Iranian Journal of Psychiatry and Behavioral Sciences* 14.1 (März 2020). ISSN: 1735-9287. DOI: 10.5812/ijpbs.102546.
- [190] Su-Jeong Jeong und Byung-Man Kim. „Network analysis of social awareness of media education for primary school students studied through big data“. In: *Computer Science and Information Systems* 18.2 (2021), S. 575–595. ISSN: 2406-1018. DOI: 10.2298/csis200316011j.
- [191] Madan Kumar Jha. „Natural and Anthropogenic Disasters: Vulnerability, Preparedness and Mitigation“. In: Hrsg. von Madan Kumar Jha. Springer, 2010. Kap. Natural and Anthropogenic Disasters: An Overview, S. 1–16.
- [192] Yan Jin, Augustine Pang und Glen T. Cameron. „Toward a Publics-Driven, Emotion-Based Conceptualization in Crisis Communication: Unearthing Dominant Emotions in Multi-Staged Testing of the Integrated Crisis Mapping (ICM) Model“. In: *Journal of Public Relations Research* 24.3 (Juni 2012), S. 266–298. ISSN: 1532-754X. DOI: 10.1080/1062726x.2012.676747. URL: <http://dx.doi.org/10.1080/1062726X.2012.676747>.
- [193] Rolf Johansson. „On Case Study Methodology“. In: *Open House International* 32.3 (Sep. 2007), S. 48–54. ISSN: 2633-9838. DOI: 10.1108/ohi-03-2007-b0006.
- [194] Adam N. Joinson. „Looking at, looking up or keeping up with people?“. In: *Proceedings of the SIGCHI Conference on Human Factors in Computing Systems*. ACM, 2008. DOI: 10.1145/1357054.1357213.
- [195] Eric Jones, Travis Oliphant, Pearu Peterson u. a. *SciPy: Open source scientific tools for Python*. 2001. URL: <http://www.scipy.org/>.
- [196] James Holland Jones und Marcel Salathé. „Early Assessment of Anxiety and Behavioral Response to Novel Swine-Origin Influenza A(H1N1)“. In: *PLoS ONE* 4.12 (Dez. 2009). Hrsg. von Erik von Elm, e8032. ISSN: 1932-6203. DOI: 10.1371/journal.pone.0008032. URL: <http://dx.doi.org/10.1371/journal.pone.0008032>.
- [197] Lynne Jones und Peter Ventevogel. „From exception to the norm: how mental health interventions have become part and parcel of the humanitarian response“. In: *World Psychiatry* 20.1 (Jan. 2021), S. 2–3. ISSN: 2051-5545. DOI: 10.1002/wps.20808. URL: <http://dx.doi.org/10.1002/wps.20808>.
- [198] Nickolas M. Jones, Melissa Brymer und Roxane Cohen Silver. „Using Big Data to Study the Impact of Mass Violence: Opportunities for the Traumatic Stress Field“. In: *Journal of Traumatic Stress* 32.5 (Okt. 2019), S. 653–663. ISSN: 1573-6598. DOI: 10.1002/jts.22434. URL: <http://dx.doi.org/10.1002/jts.22434>.
- [199] Nickolas M. Jones und Roxane Cohen Silver. „This is not a drill: Anxiety on Twitter following the 2018 Hawaii false missile alert.“ In: *American Psychologist* 75.5 (Juli 2019), S. 683–693. ISSN: 0003-066X. DOI: 10.1037/amp0000495. URL: <http://dx.doi.org/10.1037/amp0000495>.
- [200] Reynol Junco. „The relationship between frequency of Facebook use, participation in Facebook activities, and student engagement“. In: *Computers & Education* 58.1 (2012), S. 162–171. DOI: 10.1016/j.compedu.2011.08.004.
- [201] T. Junghänel u. a. *Hydro-klimatologische Einordnung der Stark- und Dauerniederschläge in Teilen Deutschlands im Zusammenhang mit dem Tiefdruckgebiet „Bernd“ vom 12. bis 19. Juli 2021*. 2021.
- [202] Manon Jurgens und Ira Helsloot. „The effect of social media on the dynamics of (self) resilience during disasters: A literature review“. In: *Journal of Contingencies and Crisis Management* 26.1 (Nov. 2017), S. 79–88. ISSN: 1468-5973. DOI: 10.1111/1468-5973.12212.
- [203] Nayomi Kankanamge u. a. „Determining disaster severity through social media analysis: Testing the methodology with South East Queensland Flood tweets“. In: *International Journal of Disaster Risk Reduction* 42 (Jan. 2020), S. 101360. ISSN: 2212-4209. DOI: 10.1016/j.ijdr.2019.101360. URL: <http://dx.doi.org/10.1016/j.ijdr.2019.101360>.

- [204] Amir Karami u. a. „Twitter speaks: A case of national disaster situational awareness“. In: *Journal of Information Science* 46.3 (März 2020), S. 313–324. ISSN: 1741-6485. DOI: 10.1177/0165551519828620. URL: <http://dx.doi.org/10.1177/0165551519828620>.
- [205] Dhivya Karmegam und Bagavandas Mappillairaju. „Information extraction using a mixed method analysis of social media data: A case study of the police shooting during the anti-Sterlite protests at Thoothukudi, India“. In: *Information Development* 39.4 (Okt. 2021), S. 739–749. ISSN: 1741-6469. DOI: 10.1177/02666669211049153.
- [206] Dhivya Karmegam und Bagavandas Mappillairaju. „Spatio-temporal distribution of negative emotions on Twitter during floods in Chennai, India, in 2015: a post hoc analysis“. In: *International Journal of Health Geographics* 19.1 (Mai 2020). ISSN: 1476-072X. DOI: 10.1186/s12942-020-00214-4. URL: <http://dx.doi.org/10.1186/s12942-020-00214-4>.
- [207] Harald Karutz, Ann-Katrin Fegert und Verena Blank-Gorki. *PSNV für Kinder und Jugendliche in komplexen Schadenslagen*. de. Hrsg. von Bundesamt für Bevölkerungsschutz und Katastrophenhilfe. 2021.
- [208] Harald Karutz und Merit Tinla. „Kommunales Psychosoziales Krisenmanagement im Rahmen der Coronavirus-Pandemie“. In: *Trauma & Gewalt* 15.3 (Aug. 2021), S. 222–231. ISSN: 1863-7167. DOI: 10.21706/tg-15-3-222.
- [209] Harald Karutz u. a. *Dokumentation des kommunalenpsychosozialen Krisenmanagements während der Coronavirus-Pandemie in Mülheim an der Ruhr (Dokopsy). Abschlussbericht für eine Forschungs- und Entwicklungsleistung im Auftrag des Bundesamtes für Bevölkerungsschutz und Katastrophenhilfe*. MSH Medical School Hamburg, Institut of Research und Education, 2022.
- [210] Frank Kaspar u. a. *Hydro-klimatologische Einordnung der Stark- und Dauerniederschläge in Teilen Deutschlands vom 19. Dezember 2023 bis 5. Januar 2024*. Hrsg. von Deutscher Wetterdienst. 16. Jan. 2024. URL: https://www.dwd.de/DE/klimaumwelt/aktuelle_meldungen/240117/Download_Stark_Dauerniederschlaege_2023-2024.pdf?__blob=publicationFile&v=5.
- [211] Marc-André Kaufhold, Markus Bayer und Christian Reuter. „Rapid relevance classification of social media posts in disasters and emergencies: A system and evaluation featuring active, incremental and online learning“. In: *Information Processing & Management* 57.1 (Jan. 2020), S. 102132. DOI: 10.1016/j.ipm.2019.102132.
- [212] Marc-André Kaufhold und Christian Reuter. „The Self-Organization of Digital Volunteers across Social Media: The Case of the 2013 European Floods in Germany“. In: *Journal of Homeland Security and Emergency Management* 13.1 (März 2016), S. 137–166. ISSN: 2194-6361. DOI: 10.1515/jhsem-2015-0063.
- [213] Marc-André Kaufhold und Christian Reuter. „Vernetzte Selbsthilfe in Sozialen Medien beim Hochwasser 2013 in Deutschland“. In: *i-com - Zeitschrift für interaktive und kooperative Medien* 13 (Jan. 2014), S. 20–28.
- [214] Harvinder Jeet Kaur und Rajiv Kumar. „Sentiment analysis from social media in crisis situations“. In: *International Conference on Computing, Communication & Automation*. IEEE, Mai 2015. DOI: 10.1109/cca.2015.7148383. URL: <http://dx.doi.org/10.1109/CCA.2015.7148383>.
- [215] Markus Keck und Patrick Sakdapolrak. „What is social resilience? Lessons learned and ways forward“. In: *Erdkunde* 67.1 (März 2013), S. 5–19. ISSN: 0014-0015. DOI: 10.3112/erdkunde.2013.01.02.
- [216] Mayank Kejriwal u. a. „An empirical study of emoji usage on Twitter in linguistic and national contexts“. In: *Online Social Networks and Media* 24 (Juli 2021), S. 100149. ISSN: 2468-6964. DOI: 10.1016/j.osnem.2021.100149.
- [217] Dipl. Met. Jacqueline Kernm. *Hintergrundbericht zum Weihnachtshochwasser*. Hrsg. von Deutscher Wetterdienst. 18. Jan. 2024. URL: https://www.dwd.de/DE/wetter/thema_des_tages/2024/1/18.html.

- [218] Halimahtun M. Khalid, Martin G. Helander und Nilwan A. Hood. „Visualizing disaster attitudes resulting from terrorist activities“. In: *Applied Ergonomics* 44.5 (Sep. 2013), S. 671–679. ISSN: 0003-6870. DOI: 10.1016/j.apergo.2012.06.005. URL: <http://dx.doi.org/10.1016/j.apergo.2012.06.005>.
- [219] Nann Hwan Khun u. a. „Emotion Analysis of Twitter Users on Natural Disasters“. In: *2019 IEEE 8th Global Conference on Consumer Electronics (GCCE)*. IEEE, Okt. 2019. DOI: 10.1109/gcce46687.2019.9015234. URL: <http://dx.doi.org/10.1109/GCCE46687.2019.9015234>.
- [220] Jon Kleinberg. „The convergence of social and technological networks“. In: *Communications of the ACM* 51.11 (Nov. 2008), S. 66–72. ISSN: 1557-7317. DOI: 10.1145/1400214.1400232.
- [221] Ingrid Knigge, Laura Kuenzer und Gesine Hofinger. „Gemeinsame Lagebilder und interorganisatorische Kommunikation von Stäben in Großschadenslagen“. In: *Organisationen und Experten des Notfalls*. Hrsg. von Markus Jenki. Zivile Sicherheit. Berlin und Münster: Lit, 2014, S. 85–106. ISBN: 9783643123404.
- [222] Kölner Stadt-Anzeiger, Hrsg. *Rheinpegel in Köln weiter über acht Meter – Scheitelpunkt erreicht*. 27. Dez. 2023. URL: <https://www.ksta.de/koeln/koeln-rheinpegel-ueber-acht-meter-hochwasser-erreicht-scheitelpunkt-705903>.
- [223] Iordanis Kotzaivazolou. „Communicating and developing relationships through Facebook: the case of Greek organisations“. In: *International Journal of Technology Marketing* 12.4 (2017), S. 375. ISSN: 1741-8798. DOI: 10.1504/ijtmkt.2017.091751.
- [224] Per E. Kummervold u. a. „Social support in a wired world: Use of online mental health forums in Norway“. In: *Nordic Journal of Psychiatry* 56.1 (Jan. 2002), S. 59–65. ISSN: 1502-4725. DOI: 10.1080/08039480252803945.
- [225] Angela M. Kunzler u. a. „Mental burden and its risk and protective factors during the early phase of the SARS-CoV-2 pandemic: systematic review and meta-analyses“. In: *Globalization and Health* 17.1 (März 2021). DOI: 10.1186/s12992-021-00670-y.
- [226] Ema Kusen und Mark Strembeck. „Emotional Communication During Crisis Events: Mining Structural OSN Patterns“. In: *IEEE Internet Computing* 25.2 (März 2021), S. 58–65. ISSN: 1941-0131. DOI: 10.1109/mic.2020.3033205.
- [227] Ema Kusen und Mark Strembeck. „Structural Similarities of Emotion-exchange Networks: Evidence from 18 Crisis Events“. In: *International Conference on Complex Information Systems*. 2021. URL: <https://api.semanticscholar.org/CorpusID:235233999>.
- [228] Josef Labschütz. „Katastrophenschutz“. In: *CSR, Katastrophenschutz und Innovationen*. Springer Fachmedien Wiesbaden, 2021, S. 65–89. ISBN: 9783658359584. DOI: 10.1007/978-3-658-35958-4_4.
- [229] Rabindra Lamsal. „Design and analysis of a large-scale COVID-19 tweets dataset“. In: *Applied Intelligence* 51.5 (Nov. 2020), S. 2790–2804. ISSN: 1573-7497. DOI: 10.1007/s10489-020-02029-z. URL: <http://dx.doi.org/10.1007/s10489-020-02029-z>.
- [230] Landkreis Günzburg, Hrsg. *Aufhebung Katastrophenfall*. 12. Juni 2024. URL: <https://www.landkreis-guenzburg.de/aufhebung-katastrophenfall/#:~:text=Die%20akute%20Gefahrenlage%20hat%20sich,09:00%20Uhr%20verk%C3%BCnden%20konnte..>
- [231] Markus A Landolt. *Psychotraumatologie des Kindesalters. Grundlagen, Diagnostik und Interventionen*. 3. Aufl. Hogrefe, 2021. 266 S. ISBN: 9783801728793.
- [232] Douglas Laney. *3D Data Management: Controlling Data Volume, Velocity, and Variety*. Techn. Ber. META Group, Feb. 2001. URL: <http://blogs.gartner.com/doug-laney/files/2012/01/ad949-3D-Data-Management-Controlling-Data-Volume-Velocity-and-Variety.pdf>.
- [233] Frank Lasogga und Bernd Gasch, Hrsg. *Notfallpsychologie. Lehrbuch für die Praxis*. Springer Berlin Heidelberg, 5. Juli 2011. ISBN: 9783642153082. DOI: 10.1007/978-3-642-15308-2.
- [234] Frank Lasogga und Bernd Gasch. „Psychische Erste Hilfe“. In: *Psychologie in Notfallmedizin und Rettungsdienst*. Springer Berlin Heidelberg, 2004, S. 45–59. ISBN: 9783642188244. DOI: 10.1007/978-3-642-18824-4_4.

- [235] Richard S. Lazarus. „Progress on a cognitive-motivational-relational theory of emotion.“ In: *American Psychologist* 46.8 (1991), S. 819–834. ISSN: 0003-066X. DOI: 10.1037/0003-066x.46.8.819.
- [236] Jaeung Lee u. a. „Sentiment Analysis of Twitter Users Over Time: The Case of the Boston Bombing Tragedy“. In: *E-Life: Web-Enabled Convergence of Commerce, Work, and Social Life*. Springer International Publishing, 2016, S. 1–14. ISBN: 9783319454085. DOI: 10.1007/978-3-319-45408-5_1. URL: http://dx.doi.org/10.1007/978-3-319-45408-5_1.
- [237] Ju-Sung Lee und Adina Nerghes. „Refugee or Migrant Crisis? Labels, Perceived Agency, and Sentiment Polarity in Online Discussions“. In: *Social Media + Society* 4.3 (Juli 2018). ISSN: 2056-3051. DOI: 10.1177/2056305118785638. URL: <http://dx.doi.org/10.1177/2056305118785638>.
- [238] L. Lemyre, C. Johnson und W. Corneil. „Psychosocial considerations for mass decontamination“. In: *Radiation Protection Dosimetry* 142.1 (Okt. 2010), S. 17–23. ISSN: 1742-3406. DOI: 10.1093/rpd/ncq273.
- [239] Gloria R. Leon. „Overview of the Psychosocial Impact of Disasters“. In: *Prehospital and Disaster Medicine* 19.1 (März 2004), S. 4–9. ISSN: 1945-1938. DOI: 10.1017/s1049023x00001424.
- [240] Claire Leppold u. a. „Public health implications of multiple disaster exposures“. In: *The Lancet Public Health* 7.3 (März 2022), e274–e286. ISSN: 2468-2667. DOI: 10.1016/s2468-2667(21)00255-3.
- [241] Jennifer S. Lerner und Dacher Keltner. „Fear, anger, and risk.“ In: *Journal of Personality and Social Psychology* 81.1 (2001), S. 146–159. ISSN: 0022-3514. DOI: 10.1037/0022-3514.81.1.146. URL: <http://dx.doi.org/10.1037/0022-3514.81.1.146>.
- [242] Jennifer S. Lerner u. a. „Effects of Fear and Anger on Perceived Risks of Terrorism: A National Field Experiment“. In: *Psychological Science* 14.2 (März 2003), S. 144–150. ISSN: 1467-9280. DOI: 10.1111/1467-9280.01433. URL: <http://dx.doi.org/10.1111/1467-9280.01433>.
- [243] Dmitry Leykin, Mooli Lahad und Limor Aharonson-Daniel. „Gauging urban resilience from social media“. In: *International Journal of Disaster Risk Reduction* 31 (Okt. 2018), S. 393–402. ISSN: 2212-4209. DOI: 10.1016/j.ijdr.2018.04.021. URL: <http://dx.doi.org/10.1016/j.ijdr.2018.04.021>.
- [244] Dmitry Leykin u. a. „The dynamics of community resilience between routine and emergency situations“. In: *International Journal of Disaster Risk Reduction* 15 (März 2016), S. 125–131. ISSN: 2212-4209. DOI: 10.1016/j.ijdr.2016.01.008. URL: <http://dx.doi.org/10.1016/j.ijdr.2016.01.008>.
- [245] Sijia Li u. a. „The Impact of COVID-19 Epidemic Declaration on Psychological Consequences: A Study on Active Weibo Users“. In: *International Journal of Environmental Research and Public Health* 17.6 (März 2020), S. 2032. ISSN: 1660-4601. DOI: 10.3390/ijerph17062032. URL: <http://dx.doi.org/10.3390/ijerph17062032>.
- [246] Weilian Li u. a. „Social media insights on public perception and sentiment during and after disasters: The European floods in 2021 as a case study“. In: *Transactions in GIS* 27.6 (Aug. 2023), S. 1766–1793. ISSN: 1467-9671. DOI: 10.1111/tgis.13097. URL: <http://dx.doi.org/10.1111/tgis.13097>.
- [247] Elinor Light. „Playing in cyberspace: the social performative on Heidelberg Street“. In: *Critical Studies in Media Communication* 36.3 (März 2019), S. 207–220. ISSN: 1479-5809. DOI: 10.1080/15295036.2019.1583349.
- [248] Limesurvey GmbH, Hrsg. *LimeSurvey: An Open Source survey tool*. Hamburg, Germany. URL: <http://www.limesurvey.org>.
- [249] Yu-Ru Lin, Drew Margolin und Xidao Wen. „Tracking and Analyzing Individual Distress Following Terrorist Attacks Using Social Media Streams“. In: *Risk Analysis* 37.8 (Mai 2017), S. 1580–1605. ISSN: 1539-6924. DOI: 10.1111/risa.12829. URL: <http://dx.doi.org/10.1111/risa.12829>.

- [250] Roderick J. Little und Sonya Vartivarian. „On weighting the rates in non-response weights“. In: *Statistics in Medicine* 22.9 (Apr. 2003), S. 1589–1599. ISSN: 1097-0258. DOI: 10.1002/sim.1513.
- [251] Sonia Livingstone. „From Mass to Social Media? Advancing Accounts of Social Change“. In: *Social Media + Society* 1.1 (Apr. 2015), S. 205630511557887. ISSN: 2056-3051. DOI: 10.1177/2056305115578875. URL: <http://dx.doi.org/10.1177/2056305115578875>.
- [252] Katharina Löhr, Michael Weinhardt und Stefan Sieber. „The “World Café” as a Participatory Method for Collecting Qualitative Data“. In: *International Journal of Qualitative Methods* 19 (Jan. 2020), S. 160940692091697. ISSN: 1609-4069. DOI: 10.1177/1609406920916976.
- [253] Valentina Lorenzoni u. a. „How Italy Tweeted about COVID-19: Detecting Reactions to the Pandemic from Social Media“. In: *International Journal of Environmental Research and Public Health* 19.13 (Juni 2022), S. 7785. ISSN: 1660-4601. DOI: 10.3390/ijerph19137785.
- [254] Steven Loria. „TextBlob Documentation“. In: *Release 0.15 2* (2018).
- [255] Andreas Lotter u. a. „Improving Public Safety through Interorganizational Information Management at Public Transportation Hubs during Mass Events or Critical Events“. In: *World Congress on Railway Research (WCR) 2019*. Tokyo, Japan, Okt. 2019.
- [256] Shuang Lu, Jianyun Huang und Jing Wu. „Multi-Dimensional Urban Flooding Impact Assessment Leveraging Social Media Data: A Case Study of the 2020 Guangzhou Rainstorm“. In: *Water* 15.24 (Dez. 2023), S. 4296. ISSN: 2073-4441. DOI: 10.3390/w15244296. URL: <http://dx.doi.org/10.3390/w15244296>.
- [257] Xin Lu und Christa Brelsford. „Network Structure and Community Evolution on Twitter: Human Behavior Change in Response to the 2011 Japanese Earthquake and Tsunami“. In: *Scientific Reports* 4.1 (Okt. 2014). ISSN: 2045-2322. DOI: 10.1038/srep06773. URL: <http://dx.doi.org/10.1038/srep06773>.
- [258] Yafeng Lu u. a. „Visualizing Social Media Sentiment in Disaster Scenarios“. In: *Proceedings of the 24th International Conference on World Wide Web*. WWW '15. ACM, Mai 2015. DOI: 10.1145/2740908.2741720. URL: <http://dx.doi.org/10.1145/2740908.2741720>.
- [259] Yingyue Luna Luan u. a. „Public emotional responses to crisis: The COVID-19 pandemic in Wuhan and London“. In: *Social and Personality Psychology Compass* 17.8 (Mai 2023). ISSN: 1751-9004. DOI: 10.1111/spc3.12773.
- [260] Tatiana Lukoianova und Victoria L. Rubin. „Veracity Roadmap: Is Big Data Objective, Truthful and Credible?“ In: *Advances in Classification Research Online* 24.1 (Jan. 2014), S. 4. ISSN: 2324-9773. DOI: 10.7152/acro.v24i1.14671. URL: <http://dx.doi.org/10.7152/acro.v24i1.14671>.
- [261] Michael Lülff und Ramian Fathi. *Soziale Medien in der Gefahrenabwehr*. 1. Auflage. Stuttgart: Verlag W. Kohlhammer, 2023. ISBN: 9783170349131. URL: http://www.kohlhammer.de/wms/instances/KOB/appDE/nav_product.php?product=978-3-17-034913-1.
- [262] Tianjie Luo u. a. „Let the Big Data Speak: Collaborative Model of Topic Extract and Sentiment Analysis COVID-19 Based on Weibo Data“. In: *Artificial Intelligence and Security*. Springer International Publishing, 2022, S. 264–275. ISBN: 9783031067945. DOI: 10.1007/978-3-031-06794-5_22.
- [263] May O Lwin u. a. „The Evolution of Public Sentiments During the COVID-19 Pandemic: Case Comparisons of India, Singapore, South Korea, the United Kingdom, and the United States“. In: *JMIR Infodemiology* 2.1 (Feb. 2022). ISSN: 2564-1891. DOI: 10.2196/31473.
- [264] Mingjun Ma u. a. „Analysis of public emotion on flood disasters in southern China in 2020 based on social media data“. In: *Natural Hazards* 118.2 (Mai 2023), S. 1013–1033. ISSN: 1573-0840. DOI: 10.1007/s11069-023-06033-7.
- [265] Will Ma und Chan Wendy Wing Lam. „Exploring the relationships of online social ties, altruism, and online social support“. In: *Journal of Communication and Education* 4 (Aug. 2017).

- [266] Rainer Maderthaner. *Psychologie*. de. utb basics. Stuttgart, Germany: UTB, Juli 2017.
- [267] A. Maercker. „Symptomatik, Klassifikation und Epidemiologie“. In: *Posttraumatische Belastungsstörungen*. Springer Berlin Heidelberg, 2013, S. 13–34. ISBN: 9783642350689. DOI: 10.1007/978-3-642-35068-9_2.
- [268] M. Mähler u. a., Hrsg. *Das Lagebild Bevölkerungsverhalten in der Stabsarbeit. Ergebnisse des Forschungsprojekts „LaBS“*. Bd. 34: *Forschung im Bevölkerungsschutz*. Bundesamt für Bevölkerungsschutz und Katastrophenhilfe (BBK), 2023.
- [269] Mareike Mähler und Günter Nuth. „Fachberater der Psychosozialen Notfallversorgung in Stäben – Hintergründe und praktische Erfahrungen“. In: *Handbuch Stabsarbeit*. Springer Berlin Heidelberg, 2022, S. 471–478. ISBN: 9783662630358. DOI: 10.1007/978-3-662-63035-8_58.
- [270] M. Mahyoob u. a. „Sentiment Analysis of Public Tweets Towards the Emergence of SARS-CoV-2 Omicron Variant: A Social Media Analytics Framework“. In: *Engineering, Technology & Applied Science Research* 12.3 (Juni 2022), S. 8525–8531. ISSN: 2241-4487. DOI: 10.48084/etasr.4865.
- [271] Adriana M. Manago u. a. „Self-presentation and gender on MySpace“. In: *Journal of Applied Developmental Psychology* 29.6 (2008), S. 446–458. DOI: 10.1016/j.appdev.2008.07.001.
- [272] Benjamin Mandel u. a. „A demographic analysis of online sentiment during hurricane Irene“. In: *Proceedings of the Second Workshop on Language in Social Media*. LSM ’12. Montreal, Canada: Association for Computational Linguistics, 2012, S. 27–36.
- [273] Marie-Pierre L. Markon, Louise Lemyre und Daniel Krewski. „Uncertainty Beyond Probabilities of BSE: Appraisals Predicting Worry and Coping Strategies in the Canadian Public“. In: *Journal of Toxicology and Environmental Health, Part A* 74.2–4 (Jan. 2011), S. 226–240. ISSN: 1087-2620. DOI: 10.1080/15287394.2011.529778.
- [274] Jennifer Marshall u. a. „Natural and Manmade Disasters: Vulnerable Populations“. In: *Global Health Security*. Springer International Publishing, 2020, S. 143–161. ISBN: 9783030234911. DOI: 10.1007/978-3-030-23491-1_7.
- [275] Martin Grosse Holtforth und Klaus Grawe. *Inkongruenz und Fallkonzeption in der Psychologischen Therapie*. Bd. 36. 2004. URL: https://www.researchgate.net/publication/215549113_Inkongruenz_und_Fallkonzeption_in_der_Psychologischen_Therapie.
- [276] Stefan Martini u. a. „Ein deutsches VOST? Ein deutsches Virtual Operations Support Team – Potenziale für einen modernen Bevölkerungsschutz“. In: *Bevölkerungsschutz* 2015 (Sep. 2015).
- [277] Abraham Harold Maslow. „A theory of human motivation.“ In: *Psychological Review* 50.4 (1943), S. 370–396. DOI: 10.1037/h0054346.
- [278] Alessandro Massazza u. a. „Process evaluations of mental health and psychosocial support interventions for populations affected by humanitarian crises“. In: *Social Science & Medicine* 303 (Juni 2022), S. 114994. ISSN: 0277-9536. DOI: 10.1016/j.socscimed.2022.114994. URL: <http://dx.doi.org/10.1016/j.socscimed.2022.114994>.
- [279] Ann S. Masten und Jenifer L. Powell. „A Resilience Framework for Research, Policy, and Practice“. In: *Resilience and Vulnerability*. Cambridge University Press, Mai 2003, S. 1–26. DOI: 10.1017/cbo9780511615788.003.
- [280] Annika Mattissek und Patrick Sakdapolrak. „Gesellschaft und Umwelt“. In: *Humangeographie kompakt*. Springer Berlin Heidelberg, Sep. 2015, S. 13–37. ISBN: 9783662448373. DOI: 10.1007/978-3-662-44837-3_2.
- [281] M.Pilar Matud. „Gender differences in stress and coping styles“. In: *Personality and Individual Differences* 37.7 (2004), S. 1401–1415. DOI: 10.1016/j.paid.2004.01.010.
- [282] Philipp Mayring und Thomas Fenzl. „Qualitative Inhaltsanalyse“. In: *Handbuch Methoden der empirischen Sozialforschung*. Springer Fachmedien Wiesbaden, 2019, S. 633–648. ISBN: 9783658213084. DOI: 10.1007/978-3-658-21308-4_42.

- [283] Joseph F. McCarthy, Ben Congleton und F. Maxwell Harper. „The Context, Content & Community Collage: Sharing Personal Digital Media in the Physical Workplace“. In: *Proceedings of the 2008 ACM Conference on Computer Supported Cooperative Work*. CSCW '08. San Diego, CA, USA: Association for Computing Machinery, 2008, S. 97–106. ISBN: 9781605580074. DOI: 10.1145/1460563.1460580. URL: <https://doi.org/10.1145/1460563.1460580>.
- [284] Zoe McClure u. a. „Predictors, mediators, and moderators of response to digital interventions for eating disorders: A systematic review“. In: *International Journal of Eating Disorders* 57.5 (Okt. 2023), S. 1034–1048. ISSN: 1098-108X. DOI: 10.1002/eat.24078.
- [285] Wes McKinney. „Data Structures for Statistical Computing in Python“. In: *Proceedings of the 9th Python in Science Conference*. SciPy. SciPy, 2010, S. 56–61. DOI: 10.25080/majora-92bf1922-00a.
- [286] Mohd Suhairi Md Suhaimin u. a. „Social media sentiment analysis and opinion mining in public security: Taxonomy, trend analysis, issues and future directions“. In: *Journal of King Saud University - Computer and Information Sciences* 35.9 (Okt. 2023), S. 101776. ISSN: 1319-1578. DOI: 10.1016/j.jksuci.2023.101776.
- [287] Charles W. Meadows u. a. „Unraveling Public Health Crises Across Stages: Understanding Twitter Emotions and Message Types During the California Measles Outbreak“. In: *Communication Studies* 70.4 (März 2019), S. 453–469. ISSN: 1745-1035. DOI: 10.1080/10510974.2019.1582546. URL: <http://dx.doi.org/10.1080/10510974.2019.1582546>.
- [288] Shalak Mendon u. a. „A Hybrid Approach of Machine Learning and Lexicons to Sentiment Analysis: Enhanced Insights from Twitter Data of Natural Disasters“. In: *Information Systems Frontiers* 23.5 (Feb. 2021), S. 1145–1168. ISSN: 1572-9419. DOI: 10.1007/s10796-021-10107-x.
- [289] W. U. Meyer, A. Schützwohl und R. Reisenzein. *Einführung in die Emotionspsychologie (Band 1)*. Verlag Hans Huber, 1993.
- [290] Dr. Irene Mihalic u. a. *Bevölkerungsschutz krisenfest aufstellen – Zusammenarbeit in über-regionalen Strukturen stärken*. online. Feb. 2021. URL: <https://irene-mihalic.de/wp-content/uploads/2021/03/Konzeptpapier-Katastrophenschutz.pdf>.
- [291] Daniel Miller u. a. *How the World Changed Social Media*. UCL Press, 2016. DOI: 10.2307/j.ctt1g69z35.
- [292] Kenneth E Miller, Andrew Rasmussen und Mark J D Jordans. „Strategies to improve the quality and usefulness of mental health trials in humanitarian settings“. In: *The Lancet Psychiatry* 10.12 (Dez. 2023), S. 974–980. ISSN: 2215-0366. DOI: 10.1016/s2215-0366(23)00273-0.
- [293] Ministerium des Inneren des Landes Nordrhein-Westfalen. *Katastrophenschutz der Zukunft: Abschlussbericht des vom Minister des Innern berufenen Kompetenzteams Katastrophenschutz*. online. 2022. URL: https://www.im.nrw/system/files/media/document/file/berkompetenzteam2_0.pdf.
- [294] Ministerium des Inneren, für Digitalisierung und Kommunen Baden-Württemberg. *Digitale Einsatzunterstützung Virtual Operations Support Team*. online. URL: <https://im.baden-wuerttemberg.de/de/sicherheit/krisenmanagement/virtual-operations-support-team>.
- [295] Amit S. Mistry u. a. „Introduction to collection: confronting the challenges of health research in humanitarian crises“. In: *Conflict and Health* 15.1 (Mai 2021). ISSN: 1752-1505. DOI: 10.1186/s13031-021-00371-8. URL: <http://dx.doi.org/10.1186/s13031-021-00371-8>.
- [296] Saif M. Mohammad und Peter D. Turney. „Crowdsourcing a Word-Emotion Association Lexicon“. In: *Computational Intelligence* 29.3 (2013), S. 436–465.
- [297] Susanna Mohr u. a. *CEDIM Forensic Disaster Analysis Group (FDA): Außergewöhnliche Niederschläge und Hochwasser in Süddeutschland im Juni 2024*. de. Techn. Ber. Center for Disaster Management und Risk Reduction Technology, 2024. DOI: 10.5445/IR/1000171441.

- [298] Rubayet Bin Mostafiz u. a. „Actionable Information in Flood Risk Communications and the Potential for New Web-Based Tools for Long-Term Planning for Individuals and Community“. In: *Frontiers in Earth Science* 10 (Feb. 2022). ISSN: 2296-6463. DOI: 10.3389/feart.2022.840250. URL: <http://dx.doi.org/10.3389/feart.2022.840250>.
- [299] Francesca Müller, Marvin Kubitzka und Frank Fiedrich. „Psychosocial Aspects of the 2021 Flood Disaster in Euskirchen District, Germany: Strains, Resources, and the Role of Social Media“. In: *Proceedings of the 21th International ISCRAM Conference* (Münster, Deutschland). Hrsg. von Berthold Penkert u. a. Mai 2024.
- [300] Francesca Müller u. a. „Soziale Medien als psychosoziale Ressource in Krisen und Katastrophen“. In: *Mensch und Computer 2023 - Workshopband* (2023). DOI: 10.18420/MUC2023-MCI-WS01-348.
- [301] Francesca Müller u. a. „Virtual Operations Support Teams und ihr Beitrag zum Psychosozialen Lagebild in Deutschland“. de. In: *Mensch und Computer 2024 - Workshopband*. MCI-WS13: Workshop Mensch-Maschine-Interaktion in sicherheitskritischen Systemen (Karlsruhe, 1. Sep. 2024). Gesellschaft für Informatik e.V., 2024. DOI: 10.18420/MUC2024-MCI-WS13-136.
- [302] Francesca Müller u. a. *VOST Methodenhandbuch. Manuelles Monitoring öffentlich verfügbarer Quellen*. Hrsg. von Francesca Müller. Version 1. Bergische Universität Wuppertal. 2024.
- [303] Andreas Müller-Cyran und Peter Zehentner. *Wenn der Tod plötzlich kommt*. de. Munich, Germany: Heyne, Okt. 2013.
- [304] Kamalich Muniz-Rodriguez u. a. „Exploring Social Media Network Connections to Assist During Public Health Emergency Response: A Retrospective Case-Study of Hurricane Matthew and Twitter Users in Georgia, USA“. In: *Disaster Medicine and Public Health Preparedness* 17 (2023). ISSN: 1938-744X. DOI: 10.1017/dmp.2022.285.
- [305] Kamalich Muniz-Rodriguez u. a. „Social Media Use in Emergency Response to Natural Disasters: A Systematic Review With a Public Health Perspective“. In: *Disaster Medicine and Public Health Preparedness* 14.1 (Feb. 2020), S. 139–149. ISSN: 1938-744X. DOI: 10.1017/dmp.2020.3.
- [306] Zachary Munn u. a. „Systematic review or scoping review? Guidance for authors when choosing between a systematic or scoping review approach“. In: *BMC Medical Research Methodology* 18.1 (Nov. 2018). ISSN: 1471-2288. DOI: 10.1186/s12874-018-0611-x.
- [307] Prakash M Nadkarni, Lucila Ohno-Machado und Wendy W Chapman. „Natural language processing: an introduction“. In: *Journal of the American Medical Informatics Association* 18.5 (Sep. 2011), S. 544–551. ISSN: 1527-974X. DOI: 10.1136/amiajnl-2011-000464. URL: <http://dx.doi.org/10.1136/amiajnl-2011-000464>.
- [308] Anna C Nagel u. a. „The Complex Relationship of Realspace Events and Messages in Cyberspace: Case Study of Influenza and Pertussis Using Tweets“. In: *Journal of Medical Internet Research* 15.10 (Okt. 2013), e237. ISSN: 1438-8871. DOI: 10.2196/jmir.2705. URL: <http://dx.doi.org/10.2196/jmir.2705>.
- [309] Ahmed Nagy und Jeannie A. Stamberger. „Crowd sentiment detection during disasters and crises“. In: *International Conference on Information Systems for Crisis Response and Management*. 2012. URL: <https://api.semanticscholar.org/CorpusID:13890282>.
- [310] Luigi Naldi und Simone Cazzaniga. „Research Techniques Made Simple: Latent Class Analysis“. In: *Journal of Investigative Dermatology* 140.9 (Sep. 2020), 1676–1680.e1. ISSN: 0022-202X. DOI: 10.1016/j.jid.2020.05.079.
- [311] Pansy Nandwani und Rupali Verma. „A review on sentiment analysis and emotion detection from text“. In: *Social Network Analysis and Mining* 11.1 (Aug. 2021). ISSN: 1869-5469. DOI: 10.1007/s13278-021-00776-6.
- [312] Y. Neria, A. Nandi und S. Galea. „Post-traumatic stress disorder following disasters: a systematic review“. In: *Psychological Medicine* 38.4 (Sep. 2007), S. 467–480. ISSN: 1469-8978. DOI: 10.1017/s0033291707001353.

- [313] German Neubaum u. a. „Psychosocial functions of social media usage in a disaster situation: A multi-methodological approach“. In: *Computers in Human Behavior* 34 (Mai 2014), S. 28–38. ISSN: 0747-5632. DOI: 10.1016/j.chb.2014.01.021.
- [314] Long Nguyen u. a. „Forecasting People’s Needs in Hurricane Events from Social Network“. In: *IEEE Transactions on Big Data* 8.1 (Feb. 2022), S. 229–240. ISSN: 2372-2096. DOI: 10.1109/tbdata.2019.2941887.
- [315] Meredith T. Niles u. a. „Social media usage patterns during natural hazards“. In: *PLOS ONE* 14.2 (Feb. 2019). Hrsg. von Sergi Lozano, e0210484. ISSN: 1932-6203. DOI: 10.1371/journal.pone.0210484.
- [316] Thomas Nordhausen und Julian Hirt. *One size does not fit all – systematische Literaturrecherche in Fachdatenbanken - Schritt 6: Entwicklung des Suchstrings*. de. 2019. DOI: 10.6094/KLINPFLEG.5.21.
- [317] Fran H. Norris u. a. „60,000 Disaster Victims Speak: Part I. An Empirical Review of the Empirical Literature, 1981–2001“. In: *Psychiatry: Interpersonal and Biological Processes* 65.3 (2002), S. 207–239. DOI: 10.1521/psyc.65.3.207.20173.
- [318] ntv, Hrsg. *Hochwasser: Pegelstände fallen in Niedersachsen bald unter Meldestufen*. 12. Jan. 2024.
- [319] R.I. Ogie u. a. „Social media use in disaster recovery: A systematic literature review“. In: *International Journal of Disaster Risk Reduction* 70 (Feb. 2022), S. 102783. ISSN: 2212-4209. DOI: 10.1016/j.ijdr.2022.102783.
- [320] Alexandra Olteanu, Sarah Vieweg und Carlos Castillo. „What to Expect When the Unexpected Happens: Social Media Communications Across Crises“. In: *Proceedings of the 18th ACM Conference on Computer Supported Cooperative Work & Social Computing*. CSCW ’15. ACM, Feb. 2015. DOI: 10.1145/2675133.2675242. URL: <http://dx.doi.org/10.1145/2675133.2675242>.
- [321] World Health Organization. *Mental health preparedness for and response to the COVID-19 pandemic*. online. Mai 2021. URL: [https://apps.who.int/gb/ebwha/pdf_files/WHA74/A74\(14\)-en.pdf](https://apps.who.int/gb/ebwha/pdf_files/WHA74/A74(14)-en.pdf).
- [322] Dragana Ostic u. a. „Effects of Social Media Use on Psychological Well-Being: A Mediated Model“. In: *Frontiers in Psychology* 12 (Juni 2021). DOI: 10.3389/fpsyg.2021.678766.
- [323] Michael W. Otto u. a. „Posttraumatic stress disorder symptoms following media exposure to tragic events: Impact of 9/11 on children at risk for anxiety disorders“. In: *Journal of Anxiety Disorders* 21.7 (Jan. 2007), S. 888–902. ISSN: 0887-6185. DOI: 10.1016/j.janxdis.2006.10.008. URL: <http://dx.doi.org/10.1016/j.janxdis.2006.10.008>.
- [324] Nazan Öztürk und Serkan Ayvaz. „Sentiment analysis on Twitter: A text mining approach to the Syrian refugee crisis“. In: *Telematics and Informatics* 35.1 (Apr. 2017), S. 136–147. ISSN: 0736-5853. DOI: 10.1016/j.tele.2017.10.006. URL: <http://dx.doi.org/10.1016/j.tele.2017.10.006>.
- [325] Leysia Palen und Sophia B. Liu. „Citizen communications in crisis: anticipating a future of ICT-supported public participation“. In: *Proceedings of the SIGCHI Conference on Human Factors in Computing Systems*. CHI07. ACM, Apr. 2007. DOI: 10.1145/1240624.1240736. URL: <http://dx.doi.org/10.1145/1240624.1240736>.
- [326] Natalie Pang und Joshua Ng. „Twittering the Little India Riot: Audience responses, information behavior and the use of emotive cues“. In: *Computers in Human Behavior* 54 (Jan. 2016), S. 607–619. ISSN: 0747-5632. DOI: 10.1016/j.chb.2015.08.047. URL: <http://dx.doi.org/10.1016/j.chb.2015.08.047>.
- [327] Chul Hyun Park und Erik W Johnston. „A framework for analyzing digital volunteer contributions in emergent crisis response efforts“. In: *New Media & Society* 19.8 (Mai 2017), S. 1308–1327. ISSN: 1461-7315. DOI: 10.1177/1461444817706877.
- [328] Vikram Patel u. a. „The Lancet Commission on global mental health and sustainable development“. In: *The Lancet* 392.10157 (Okt. 2018), S. 1553–1598. ISSN: 0140-6736. DOI: 10.1016/s0140-6736(18)31612-x. URL: [http://dx.doi.org/10.1016/S0140-6736\(18\)31612-X](http://dx.doi.org/10.1016/S0140-6736(18)31612-X).

- [329] N. Paulsen. „Social-Media-Nutzung steigt durch Corona stark an“. In: (Mai 2020).
- [330] Nina Paulsen, Rebekka Weiß und Lina Wöstmann. *Mehr als 50 Millionen Deutsche nutzen soziale Medien*. Hrsg. von Bitkom e. V. 2023. URL: <https://www.bitkom.org/Presse/Presseinformation/Mehr-als-50-Millionen-Deutsche-nutzen-soziale-Medien>.
- [331] David Paulus u. a. „On the Interplay of Data and Cognitive Bias in Crisis Information Management: An Exploratory Study on Epidemic Response“. In: *Information Systems Frontiers* 26.2 (März 2022), S. 391–415. ISSN: 1572-9419. DOI: 10.1007/s10796-022-10241-0. URL: <http://dx.doi.org/10.1007/s10796-022-10241-0>.
- [332] F. Pedregosa u. a. „Scikit-learn: Machine Learning in Python“. In: *Journal of Machine Learning Research* 12 (2011), S. 2825–2830.
- [333] James W. Pennebaker und Laura A. King. „Linguistic styles: Language use as an individual difference.“ In: *Journal of Personality and Social Psychology* 77.6 (1999), S. 1296–1312. ISSN: 0022-3514. DOI: 10.1037/0022-3514.77.6.1296. URL: <http://dx.doi.org/10.1037/0022-3514.77.6.1296>.
- [334] James W. Pennebaker, Matthias R. Mehl und Kate G. Niederhoffer. „Psychological Aspects of Natural Language Use: Our Words, Our Selves“. In: *Annual Review of Psychology* 54.1 (Feb. 2003), S. 547–577. ISSN: 1545-2085. DOI: 10.1146/annurev.psych.54.101601.145041. URL: <http://dx.doi.org/10.1146/annurev.psych.54.101601.145041>.
- [335] Camila Perera u. a. „No implementation without cultural adaptation: a process for culturally adapting low-intensity psychological interventions in humanitarian settings“. In: *Conflict and Health* 14.1 (Juli 2020). ISSN: 1752-1505. DOI: 10.1186/s13031-020-00290-0. URL: <http://dx.doi.org/10.1186/s13031-020-00290-0>.
- [336] Franz Petermann und Martin H. Schmidt. „Ressourcen - ein Grundbegriff der Entwicklungspsychologie und Entwicklungspsychopathologie?“ In: *Kindheit und Entwicklung* 15.2 (Apr. 2006), S. 118–127. DOI: 10.1026/0942-5403.15.2.118.
- [337] Betty Pfefferbaum u. a. „Disaster Media Coverage and Psychological Outcomes: Descriptive Findings in the Extant Research“. In: *Current Psychiatry Reports* 16.9 (Juli 2014). ISSN: 1535-1645. DOI: 10.1007/s11920-014-0464-x. URL: <http://dx.doi.org/10.1007/s11920-014-0464-x>.
- [338] Zhongxu Pi und Hao Feng. „The evolution of public sentiment toward government management of emergencies: Social media analytics“. In: *Frontiers in Ecology and Evolution* 10 (Dez. 2022). ISSN: 2296-701X. DOI: 10.3389/fevo.2022.1026175.
- [339] Martin Pinquart und Rainer K. Silbereisen. „Human development in times of social change: Theoretical considerations and research needs“. In: *International Journal of Behavioral Development* 28.4 (2004), S. 289–298. DOI: 10.1080/01650250344000406.
- [340] Robert Plutchik. „A psychoevolutionary theory of emotions“. In: *Social Science Information* 21.4–5 (Juli 1982), S. 529–553. ISSN: 1461-7412. DOI: 10.1177/053901882021004003.
- [341] Robert Plutchik. „The Nature of Emotions: Clinical Implications“. In: *Emotions and Psychopathology*. Springer US, 1988, S. 1–20. ISBN: 9781475719871. DOI: 10.1007/978-1-4757-1987-1_1.
- [342] *poLCA: Polytomous Variable Latent Class Analysis*. Juni 2006. DOI: 10.32614/cran.package.polca.
- [343] David Pope und Josephine Griffith. „An Analysis of Online Twitter Sentiment Surrounding the European Refugee Crisis“. In: *Proceedings of the 8th International Joint Conference on Knowledge Discovery, Knowledge Engineering and Knowledge Management*. SCITEPRESS - Science und Technology Publications, 2016. DOI: 10.5220/0006051902990306. URL: <http://dx.doi.org/10.5220/0006051902990306>.
- [344] Lucia Prieto Santamaría u. a. „Influenza and Measles-MMR: two case study of the trend and impact of vaccine-related Twitter posts in Spanish during 2015-2018“. In: *Human Vaccines & Immunotherapeutics* 18.1 (März 2021), S. 1–16. ISSN: 2164-554X. DOI: 10.1080/21645515.2021.1877597.

- [345] Hemant Purohit u. a. „Identifying Seekers and Suppliers in Social Media Communities to Support Crisis Coordination“. In: *Computer Supported Cooperative Work (CSCW)* 23.4–6 (Aug. 2014), S. 513–545. ISSN: 1573-7551. DOI: 10.1007/s10606-014-9209-y. URL: <http://dx.doi.org/10.1007/s10606-014-9209-y>.
- [346] Atika Qazi u. a. „Towards Sustainable Energy: A Systematic Review of Renewable Energy Sources, Technologies, and Public Opinions“. In: *IEEE Access* 7 (2019), S. 63837–63851. ISSN: 2169-3536. DOI: 10.1109/access.2019.2906402. URL: <http://dx.doi.org/10.1109/ACCESS.2019.2906402>.
- [347] Zheng Qu, Juanle Wang und Min Zhang. „Mining and analysis of public sentiment during disaster events: The extreme rainstorm disaster in megacities of China in 2021“. In: *Heliyon* 9.7 (Juli 2023), e18272. ISSN: 2405-8440. DOI: 10.1016/j.heliyon.2023.e18272.
- [348] E.L. Quarantelli, Hrsg. *What is a Disaster?* Routledge, 2005. DOI: 10.4324/9780203984833.
- [349] Andreas Queck und Harald Gonner. „Von der Lageinformation zum gemeinsamen Lageverständnis“. In: *Handbuch Stabsarbeit*. Springer Berlin Heidelberg, 2022, S. 273–280. ISBN: 9783662630358. DOI: 10.1007/978-3-662-63035-8_34.
- [350] Radio Euskirchen. *Als die Flutwelle Nordrhein-Westfalen im Juli 2021 traf*. 2022. URL: <https://www.radioeuskirchen.de/artikel/chronologie-als-die-flutwelle-nordrhein-westfalen-im-juli-2021-traf-1365502.html>.
- [351] J. Rexiline Ragini, P.M. Rubesh Anand und Vidhyacharan Bhaskar. „Big data analytics for disaster response and recovery through sentiment analysis“. In: *International Journal of Information Management* 42 (Okt. 2018), S. 13–24. ISSN: 0268-4012. DOI: 10.1016/j.ijinfomgt.2018.05.004. URL: <http://dx.doi.org/10.1016/j.ijinfomgt.2018.05.004>.
- [352] Maxi Rahn u. a. „Warning Messages in Crisis Communication: Risk Appraisal and Warning Compliance in Severe Weather, Violent Acts, and the COVID-19 Pandemic“. In: *Frontiers in Psychology* 12 (Apr. 2021). ISSN: 1664-1078. DOI: 10.3389/fpsyg.2021.557178.
- [353] Stephen A. Rains und Kevin B. Wright. „Social Support and Computer-Mediated Communication: A State-of-the-Art Review and Agenda for Future Research“. In: *Annals of the International Communication Association* 40.1 (Jan. 2016), S. 175–211. ISSN: 2380-8977. DOI: 10.1080/23808985.2015.11735260. URL: <http://dx.doi.org/10.1080/23808985.2015.11735260>.
- [354] Nadja Rauch, Barbara Gradenegger und Hans-Peter Krüger. „Die SAGAT-Methode zur Erfassung von Situationsbewusstsein im Fahrkontext“. In: *Fortschritte der Verkehrspsychologie*. VS Verlag für Sozialwissenschaften, 2008, S. 197–214. ISBN: 9783531909493. DOI: 10.1007/978-3-531-90949-3_10.
- [355] Radim Řehůřek und Petr Sojka. „Software Framework for Topic Modelling with Large Corpora“. English. In: *Proceedings of the LREC 2010 Workshop on New Challenges for NLP Frameworks*. Valletta, Malta: ELRA, Mai 2010, S. 45–50.
- [356] Julia Reif, Erika Spieß und Peter Stadler. *Effektiver Umgang mit Stress. Gesundheitsmanagement im Beruf*. Springer Berlin Heidelberg, 2018. ISBN: 9783662556818. DOI: 10.1007/978-3-662-55681-8.
- [357] Lennart Reifels u. a. „Suicidality Risk and (Repeat) Disaster Exposure: Findings From a Nationally Representative Population Survey“. In: *Psychiatry* 81.2 (Mai 2018), S. 158–172. ISSN: 1943-281X. DOI: 10.1080/00332747.2017.1385049.
- [358] W. Scott Neal Reilly, Sean L. Guarino und Bret Kellihan. „Model-based measurement of situation awareness“. In: *2007 Winter Simulation Conference*. IEEE, Dez. 2007. DOI: 10.1109/wsc.2007.4419743. URL: <http://dx.doi.org/10.1109/WSC.2007.4419743>.
- [359] Julia Reuß. *Rückblick Flutkatastrophe im Kreis Euskirchen „Wir haben Leuten beim Sterben zugehört“*. Kölner Stadt-Anzeiger. 13. Juli 2024. URL: <https://www.ksta.de/region/euskirchen-eifel/kreis-euskirchen/flut-im-kreis-euskirchen-haben-leuten-beim-sterben-zugehoert-3-609666>.

- [360] Christian Reuter, Amanda Lee Hughes und Marc-André Kaufhold. „Social Media in Crisis Management: An Evaluation and Analysis of Crisis Informatics Research“. In: *International Journal of Human-Computer Interaction* 34.4 (Jan. 2018), S. 280–294. ISSN: 1532-7590. DOI: 10.1080/10447318.2018.1427832.
- [361] Christian Reuter und Marc-André Kaufhold. „Soziale Medien in Notfällen, Krisen und Katastrophen“. In: *Sicherheitskritische Mensch-Computer-Interaktion*. Springer Fachmedien Wiesbaden, 2021, S. 407–430. ISBN: 9783658327958. DOI: 10.1007/978-3-658-32795-8_19. URL: http://dx.doi.org/10.1007/978-3-658-32795-8_19.
- [362] Christian Reuter und Marc-André Kaufhold. „Fifteen years of social media in emergencies: A retrospective review and future directions for crisis Informatics“. In: *Journal of Contingencies and Crisis Management* 26.1 (Sep. 2017), S. 41–57. ISSN: 1468-5973. DOI: 10.1111/1468-5973.12196.
- [363] Christian Reuter und Thomas Spielhofer. „Towards social resilience: A quantitative and qualitative survey on citizens’ perception of social media in emergencies in Europe“. In: *Technological Forecasting and Social Change* 121 (Aug. 2017), S. 168–180. ISSN: 0040-1625. DOI: 10.1016/j.techfore.2016.07.038. URL: <http://dx.doi.org/10.1016/j.techfore.2016.07.038>.
- [364] Christian Reuter u. a. „Emergency services attitudes towards social media: A quantitative and qualitative survey across Europe“. In: *International Journal of Human-Computer Studies* 95 (Nov. 2016), S. 96–111. ISSN: 1071-5819. DOI: 10.1016/j.ijhcs.2016.03.005.
- [365] Christian Reuter u. a. „Increasing adoption despite perceived limitations of social media in emergencies: Representative insights on German citizens’ perception and trends from 2017 to 2021“. In: *International Journal of Disaster Risk Reduction* 96 (Okt. 2023), S. 103880. ISSN: 2212-4209. DOI: 10.1016/j.ijdrr.2023.103880.
- [366] Christian Reuter u. a. „Social Media in Emergencies: A Representative Study on Citizens’ Perception in Germany“. In: *Proceedings of the ACM on Human-Computer Interaction* 1.CSCW (Dez. 2017), S. 1–19. ISSN: 2573-0142. DOI: 10.1145/3134725.
- [367] J. Rexiline Ragini, P.M. Rubesh Anand und Vidhyacharan Bhaskar. „Mining crisis information: A strategic approach for detection of people at risk through social media analysis“. In: *International Journal of Disaster Risk Reduction* 27 (März 2018), S. 556–566. ISSN: 2212-4209. DOI: 10.1016/j.ijdrr.2017.12.002. URL: <http://dx.doi.org/10.1016/j.ijdrr.2017.12.002>.
- [368] Darcy Reynard und Manish Shirgaokar. „Harnessing the power of machine learning: Can Twitter data be useful in guiding resource allocation decisions during a natural disaster?“ In: *Transportation Research Part D: Transport and Environment* 77 (Dez. 2019), S. 449–463. ISSN: 1361-9209. DOI: 10.1016/j.trd.2019.03.002. URL: <http://dx.doi.org/10.1016/j.trd.2019.03.002>.
- [369] Lisa Rhee u. a. „Social by definition: How users define social platforms and why it matters“. In: *Telematics and Informatics* 59 (2021), S. 101538. DOI: 10.1016/j.tele.2020.101538.
- [370] Brian Ripley. *nnet: Feed-Forward Neural Networks and Multinomial Log-Linear Models*. Mai 2009. DOI: 10.32614/cran.package.nnet.
- [371] W. Rohmert und J. Rutenfranz. *Arbeitswissenschaftliche Beurteilung der Belastungen und Beanspruchung an unterschiedlichen industriellen Arbeitsplätzen*. Hrsg. von Bundesministerium für Arbeit und Sozialordnung. 1975.
- [372] Constanze Rossmann. „Gesundheitskommunikation: Eine Einführung aus kommunikationswissenschaftlicher Perspektive“. In: *Handbuch Gesundheitskommunikation*. Springer Fachmedien Wiesbaden, 2017, S. 1–13. ISBN: 9783658109486. DOI: 10.1007/978-3-658-10948-6_1-1.
- [373] Florian Roth und Tim Prior. „Utility of Virtual Operation Support Teams: an international survey“. In: *Australian Journal of Emergency Management* 34 (Apr. 2019), S. 53.
- [374] Osnat Roth-Cohen und Tamar Lahav. „Cruising to nowhere: Covid-19 crisis discourse in cruise tourism Facebook groups“. In: *Current Issues in Tourism* 25.9 (Juni 2021), S. 1509–1525. ISSN: 1747-7603. DOI: 10.1080/13683500.2021.1940106.

- [375] Leon Rothkrantz. „Detecting Emotions in Communication via Social Media during Crisis Events“. In: *2021 International Conference on Information Technologies (InfoTech)*. IEEE, Sep. 2021. DOI: 10.1109/infotech52438.2021.9548403.
- [376] Lulu Rout, Manoj Kumar Acharya und Shubhasmita Acharya. „Content analysis of YouTube videos regarding natural disasters in India and analysis of users sentiment through viewer comments“. In: *Natural Hazards* 120.1 (Sep. 2023), S. 219–234. ISSN: 1573-0840. DOI: 10.1007/s11069-023-06217-1.
- [377] G. James Rubin, Alexander K. Chowdhury und Richard Amlôt. „How to Communicate with the Public About Chemical, Biological, Radiological, or Nuclear Terrorism: A Systematic Review of the Literature“. In: *Biosecurity and Bioterrorism: Biodefense Strategy, Practice, and Science* 10.4 (Dez. 2012), S. 383–395. ISSN: 1557-850X. DOI: 10.1089/bsp.2012.0043.
- [378] Stephanie Rude, Eva-Maria Gortner und James Pennebaker. „Language use of depressed and depression-vulnerable college students“. In: *Cognition & Emotion* 18.8 (Dez. 2004), S. 1121–1133. ISSN: 1464-0600. DOI: 10.1080/02699930441000030. URL: <http://dx.doi.org/10.1080/02699930441000030>.
- [379] Heini Ruohonen und Klas Backholm. „Matter of trust: How to include digital volunteers in crisis management“. In: *Journal of Contingencies and Crisis Management* 31.4 (Juli 2023), S. 843–852. ISSN: 1468-5973. DOI: 10.1111/1468-5973.12484.
- [380] Stephan Rusch. *Stressmanagement: Ein Arbeitsbuch für die Aus-, Fort- und Weiterbildung*. Springer Berlin Heidelberg, 2019. ISBN: 9783662594360. DOI: 10.1007/978-3-662-59436-0.
- [381] Barbara Ryan. „A model to explain information seeking behaviour by individuals in the response phase of a disaster“. In: *Library & Information Science Research* 40.2 (Apr. 2018), S. 73–85. ISSN: 0740-8188. DOI: 10.1016/j.lisr.2018.05.001. URL: <http://dx.doi.org/10.1016/j.lisr.2018.05.001>.
- [382] Michael Ryan. „Planning in the emergency operations center“. In: *Technological Forecasting and Social Change* 80.9 (Nov. 2013), S. 1725–1731. ISSN: 0040-1625. DOI: 10.1016/j.techfore.2013.01.006.
- [383] Richard M. Ryan und Edward L. Deci. „Self-determination theory and the facilitation of intrinsic motivation, social development, and well-being.“ In: *American Psychologist* 55.1 (2000), S. 68–78. DOI: 10.1037/0003-066x.55.1.68.
- [384] Hassan Ebrahimpour Sadagheyani und Farin Tatari. „Investigating the role of social media on mental health“. In: *Mental Health and Social Inclusion* 25.1 (2020), S. 41–51. DOI: 10.1108/mhsi-06-2020-0039.
- [385] Sudha Tushara Sadasivuni und Yanqing Zhang. „Analyzing Events’ Impacts on Mental Health Using Tweets“. In: *2022 IEEE/WIC/ACM International Joint Conference on Web Intelligence and Intelligent Agent Technology (WI-IAT)*. IEEE, Nov. 2022. DOI: 10.1109/wi-iat55865.2022.00084.
- [386] Yeslam Al-Saggaf und Peter Simmons. „Social media in Saudi Arabia: Exploring its use during two natural disasters“. In: *Technological Forecasting and Social Change* 95 (Juni 2015), S. 3–15. ISSN: 0040-1625. DOI: 10.1016/j.techfore.2014.08.013. URL: <http://dx.doi.org/10.1016/j.techfore.2014.08.013>.
- [387] Koustuv Saha u. a. „Psychosocial Effects of the COVID-19 Pandemic: Large-scale Quasi-Experimental Study on Social Media“. In: *Journal of Medical Internet Research* 22.11 (Nov. 2020), e22600. ISSN: 1438-8871. DOI: 10.2196/22600. URL: <http://dx.doi.org/10.2196/22600>.
- [388] Koustuv Saha u. a. „Social Media Reveals Psychosocial Effects of the COVID-19 Pandemic“. In: (2020). DOI: 10.1101/2020.08.07.20170548.
- [389] Peter Salama u. a. „Lessons learned from complex emergencies over past decade“. In: *The Lancet* 364.9447 (Nov. 2004), S. 1801–1813. ISSN: 0140-6736. DOI: 10.1016/s0140-6736(04)17405-9.
- [390] Matthias Sand und Tanja Kunz. „Gewichtung in der Praxis“. In: *GESIS Survey Guidelines* (2020). DOI: 10.15465/GESIS-SG_030.

- [391] Anita Saroj und Sukomal Pal. „Use of social media in crisis management: A survey“. In: *International Journal of Disaster Risk Reduction* 48 (Sep. 2020), S. 101584. DOI: 10.1016/j.ijdr.2020.101584.
- [392] Nadine B. Sarter und David D. Woods. „How in the World Did We Ever Get into That Mode? Mode Error and Awareness in Supervisory Control“. In: *Human Factors: The Journal of the Human Factors and Ergonomics Society* 37.1 (März 1995), S. 5–19. ISSN: 1547-8181. DOI: 10.1518/001872095779049516. URL: <http://dx.doi.org/10.1518/001872095779049516>.
- [393] Anke Sattler. *Anhörverfahren der Enquete-Kommission 18/1 „Zukunftsstrategien zur Katastrophenvorsorge“ zum Thema „Psychosoziale Notfallversorgung, Zusammenarbeit zwischen Bund, Ländern und Kommunen, europäische Zusammenarbeit, Risikokommunikation & Sensibilisierung“*. Hrsg. von Landtag Rheinland-Pfalz. 18. Jan. 2022. URL: <https://dokumente.landtag.rlp.de/landtag/vorlagen/1-5-18.pdf>.
- [394] August-Wilhelm Scheer. „Insight durch Process Mining“. In: *Composable Enterprise: agil, flexibel, innovativ*. Springer Fachmedien Wiesbaden, 2023, S. 107–122. ISBN: 9783658424831. DOI: 10.1007/978-3-658-42483-1_7.
- [395] Harald Schoen. „Online-Umfragen - schnell, billig, aber auch valide? Ein Vergleich zweier Internetbefragungen mit persönlichen Interviews zur Bundestagswahl 2002“. In: *ZA-Information / Zentralarchiv für Empirische Sozialforschung* 54 (2004), S. 27–52.
- [396] G. Schön. „Grundkonzept der Sicherheitstechnik“. In: *Safety Science* 16.3–4 (Juli 1993), S. 343–358. ISSN: 0925-7535. DOI: 10.1016/0925-7535(93)90054-h.
- [397] Lukas Schönenberger, Christian Rosser und Andrea Schenker-Wicki. „Merkmale und wirtschaftliche Bedeutung von Katastrophen“. In: *Katastrophenmanagement*. Springer Fachmedien Wiesbaden, 2014, S. 5–22. ISBN: 9783658061739. DOI: 10.1007/978-3-658-06173-9_1.
- [398] Nathalie Schopp u. a. „Keine Krisenbewältigung ohne Bevölkerung: Das „Lagebild Bevölkerungsverhalten“ für ein effektives Krisenmanagement“. In: *Crisis Prevention* 4 (2023), S. 36–39. URL: <https://crisis-prevention.de/katastrophenschutz/keine-krisenbewaeltigung-ohne-bevoelkerung.html>.
- [399] Nathalie Schopp u. a. „Lagebild Bevölkerungsverhalten für ein effektives Krisenmanagement“. In: *Bundesgesundheitsblatt - Gesundheitsforschung - Gesundheitsschutz* 65.10 (Sep. 2022), S. 1067–1072. ISSN: 1437-1588. DOI: 10.1007/s00103-022-03583-2.
- [400] Margrit Schreier. „Varianten qualitativer Inhaltsanalyse: Ein Wegweiser im Dickicht der Begrifflichkeiten“. de. In: *Forum Qualitative Sozialforschung* 15.1 (2014). DOI: 10.17169/FQS-15.1.2043.
- [401] Lothar Schröder. *Die Flutkatastrophe 2021: Ein Protokoll*. Hrsg. von WDR. 2022. URL: <https://www.ardmediathek.de/video/heimatflimmern/die-flutkatastrophe-2021-ein-protokoll/wdr/Y3JpZDovL3dkci5kZS9CZWl0cmFnLWEyNjg1MDEwLWZhZmYtNDUyOS1hNDgwLTI3YmU1ZjNmNDAYZg> (besucht am 20.05.2022).
- [402] Herbert Schubert. *Städtischer Raum und Verhalten: Zu einer integrierten Theorie des öffentlichen Raumes*. Opladen: Leske + Budrich, 2000. ISBN: 3810027251.
- [403] Friederike Schultz, Sonja Utz und Anja Göritz. „Is the medium the message? Perceptions of and reactions to crisis communication via twitter, blogs and traditional media“. In: *Public Relations Review* 37.1 (März 2011), S. 20–27. DOI: 10.1016/j.pubrev.2010.12.001.
- [404] Axel Schulz u. a. „A Fine-Grained Sentiment Analysis Approach for Detecting Crisis Related Microposts“. In: *Proceedings of the 10th International ISCRAM Conference*. Hrsg. von T. Comes u. a. Mai 2013.
- [405] H. Andrew Schwartz u. a. „Personality, Gender, and Age in the Language of Social Media: The Open-Vocabulary Approach“. In: *PLoS ONE* 8.9 (Sep. 2013). Hrsg. von Tobias Preis, e73791. ISSN: 1932-6203. DOI: 10.1371/journal.pone.0073791. URL: <http://dx.doi.org/10.1371/journal.pone.0073791>.

- [406] E.K. Seltzer u. a. „The content of social media’s shared images about Ebola: a retrospective study“. In: *Public Health* 129.9 (Sep. 2015), S. 1273–1277. ISSN: 0033-3506. DOI: 10.1016/j.puhe.2015.07.025. URL: <http://dx.doi.org/10.1016/j.puhe.2015.07.025>.
- [407] Michele Settanni, Danny Azucar und Davide Marengo. „Predicting Individual Characteristics from Digital Traces on Social Media: A Meta-Analysis“. In: *Cyberpsychology, Behavior, and Social Networking* 21.4 (Apr. 2018), S. 217–228. ISSN: 2152-2723. DOI: 10.1089/cyber.2017.0384.
- [408] Paul N. Severin und Phillip A. Jacobson. „Types of Disasters“. In: *Nursing Management of Pediatric Disaster*. Springer International Publishing, 2020, S. 85–197. ISBN: 9783030434281. DOI: 10.1007/978-3-030-43428-1_5.
- [409] Yongzhong Sha, Jinsong Yan und Guoray Cai. „Detecting public sentiment over PM2.5 pollution hazards through analysis of Chinese microblog“. In: *International Conference on Information Systems for Crisis Response and Management*. 2014. URL: <https://api.semanticscholar.org/CorpusID:9165986>.
- [410] Yongzhong Sha u. a. „Digital Volunteer Services in Emergency Situations: Typological Characteristics, Advantages, and Challenges“. In: *Data Science and Management* (Aug. 2024). ISSN: 2666-7649. DOI: 10.1016/j.dsm.2024.08.003.
- [411] Thanveer Shaik u. a. „Sentiment analysis and opinion mining on educational data: A survey“. In: *Natural Language Processing Journal 2* (März 2023), S. 100003. ISSN: 2949-7191. DOI: 10.1016/j.nlp.2022.100003.
- [412] Samira Shaikh u. a. „EmoVis – An Interactive Visualization Tool to Track Emotional Trends During Crisis Events“. In: *Advances in Artificial Intelligence, Software and Systems Engineering*. Springer International Publishing, Juni 2020, S. 14–24. ISBN: 9783030204549. DOI: 10.1007/978-3-030-20454-9_2. URL: http://dx.doi.org/10.1007/978-3-030-20454-9_2.
- [413] Gayane Shalunts, Gerhard Backfried und Katja Prinz. „Sentiment Analysis of German Social Media Data for Natural Disasters“. In: *International Conference on Information Systems for Crisis Response and Management*. Mai 2014.
- [414] Siqing Shan und Feng Zhao. „Social media-based urban disaster recovery and resilience analysis of the Henan deluge“. In: *Natural Hazards* 118.1 (Mai 2023), S. 377–405. ISSN: 1573-0840. DOI: 10.1007/s11069-023-06010-0.
- [415] Siqing Shan u. a. „Disaster management 2.0: A real-time disaster damage assessment model based on mobile social media data—A case study of Weibo (Chinese Twitter)“. In: *Safety Science* 115 (Juni 2019), S. 393–413. ISSN: 0925-7535. DOI: 10.1016/j.ssci.2019.02.029. URL: <http://dx.doi.org/10.1016/j.ssci.2019.02.029>.
- [416] Adrian B. R. Shatte, Delyse M. Hutchinson und Samantha J. Teague. „Machine learning in mental health: a scoping review of methods and applications“. In: *Psychological Medicine* 49.09 (Feb. 2019), S. 1426–1448. ISSN: 1469-8978. DOI: 10.1017/s0033291719000151.
- [417] Pavica Sheldon, Mary Grace Antony und Britney Sykes. „Predictors of Problematic Social Media Use: Personality and Life-Position Indicators“. In: *Psychological Reports* 124.3 (Juni 2020), S. 1110–1133. ISSN: 1558-691X. DOI: 10.1177/0033294120934706.
- [418] Paul Shrivastava u. a. „Understanding Industrial Crises“. In: *Journal of Management Studies* 25.4 (Juli 1988), S. 285–303. ISSN: 1467-6486. DOI: 10.1111/j.1467-6486.1988.tb00038.x.
- [419] Melanie Siegel und Melpomeni Alexa. „Ironie“. In: *Sentiment-Analyse deutschsprachiger Meinungsäußerungen*. Springer Fachmedien Wiesbaden, 2020, S. 71–74. ISBN: 9783658296995. DOI: 10.1007/978-3-658-29699-5_7. URL: http://dx.doi.org/10.1007/978-3-658-29699-5_7.
- [420] Amber Silver, Carey Morgan und Derek Morrison. „Reconceptualizing Virtual Operations Support Teams (VOSTs) as an experiential learning tool for emergency management education“. In: *Risk, Hazards & Crisis in Public Policy* (2024). ISSN: 1944-4079. DOI: 10.1002/rhc3.12292. URL: <https://onlinelibrary.wiley.com/doi/full/10.1002/rhc3.12292>.

- [421] Tomer Simon, Avishay Goldberg und Bruria Adini. „Socializing in emergencies—A review of the use of social media in emergency situations“. In: *International Journal of Information Management* 35.5 (Okt. 2015), S. 609–619. ISSN: 0268-4012. DOI: 10.1016/j.ijinfomgt.2015.07.001. URL: <http://dx.doi.org/10.1016/j.ijinfomgt.2015.07.001>.
- [422] Tomer Simon u. a. „Twitter in the Cross Fire—The Use of Social Media in the Westgate Mall Terror Attack in Kenya“. In: *PLoS ONE* 9.8 (Aug. 2014). Hrsg. von Vineet Gupta. ISSN: 1932-6203. DOI: 10.1371/journal.pone.0104136. URL: <http://dx.doi.org/10.1371/journal.pone.0104136>.
- [423] Neha Singh, Nirmalya Roy und Aryya Gangopadhyay. „Analyzing The Emotions of Crowd For Improving The Emergency Response Services“. In: *Pervasive and Mobile Computing* 58 (Aug. 2019), S. 101018. ISSN: 1574-1192. DOI: 10.1016/j.pmcj.2019.04.009. URL: <http://dx.doi.org/10.1016/j.pmcj.2019.04.009>.
- [424] Ellen A. Skinner. „Coping assessment“. In: *Cambridge Handbook of Psychology, Health and Medicine*. Hrsg. von Susan Ayers u. a. Cambridge University Press, 2007, S. 245–250.
- [425] Luke Sloan und Anabel Quan-Haase. „What is Social Media and What Questions Can Social Media Research Help Us Answer?“. In: *The SAGE Handbook of Social Media Research Methods*. SAGE Publications Ltd, 2016, S. 13–26. DOI: 10.4135/9781473983847.
- [426] Paul Slovic u. a. „The affect heuristic“. In: *European Journal of Operational Research* 177.3 (März 2007), S. 1333–1352. ISSN: 0377-2217. DOI: 10.1016/j.ejor.2005.04.006. URL: <http://dx.doi.org/10.1016/j.ejor.2005.04.006>.
- [427] Kip Smith und P. A. Hancock. „Situation Awareness Is Adaptive, Externally Directed Consciousness“. In: *Human Factors: The Journal of the Human Factors and Ergonomics Society* 37.1 (März 1995), S. 137–148. ISSN: 1547-8181. DOI: 10.1518/001872095779049444. URL: <http://dx.doi.org/10.1518/001872095779049444>.
- [428] Pawel Sobkowicz, Michael Kaschesky und Guillaume Bouchard. „Opinion mining in social media: Modeling, simulating, and forecasting political opinions in the web“. In: *Government Information Quarterly* 29.4 (Okt. 2012), S. 470–479. ISSN: 0740-624X. DOI: 10.1016/j.giq.2012.06.005.
- [429] Roopam Srivastava, P. K. Bharti und Parul Verma. „Comparative Analysis of Lexicon and Machine Learning Approach for Sentiment Analysis“. In: *International Journal of Advanced Computer Science and Applications* 13.3 (2022). ISSN: 2158-107X. DOI: 10.14569/ijacsa.2022.0130312. URL: <http://dx.doi.org/10.14569/IJACSA.2022.0130312>.
- [430] N.A Stanton, P.R.G Chambers und J Piggott. „Situational awareness and safety“. In: *Safety Science* 39.3 (Dez. 2001), S. 189–204. ISSN: 0925-7535. DOI: 10.1016/S0925-7535(01)00010-8. URL: [http://dx.doi.org/10.1016/S0925-7535\(01\)00010-8](http://dx.doi.org/10.1016/S0925-7535(01)00010-8).
- [431] S. Steigleder. *Die strukturierende qualitative Inhaltsanalyse im Praxistest: Eine konstruktiv kritische Studie zur Auswertungsmethodik von Philipp Mayring*. Tectum-Verl., 2008.
- [432] B. D. Stein u. a. „Emotional and Behavioral Consequences of Bioterrorism: Planning a Public Health Response“. In: *The Milbank Quarterly* 82.3 (Aug. 2004), S. 413–455. ISSN: 1468-0009. DOI: 10.1111/j.0887-378x.2004.00317.x.
- [433] Lise Eilin Stene. „Les réponses psychosociales aux traumatismes collectifs—un sujet international et transnational“. In: *Biologie Aujourd’hui* 217.1–2 (2023), S. 73–77. ISSN: 2105-0686. DOI: 10.1051/jbio/2023002. URL: <http://dx.doi.org/10.1051/jbio/2023002>.
- [434] Sebastian Sterl u. a. „Potenziale und Grenzen des Einsatzes eines Psychosozialen Lagebilds für die Psychosoziale Notfallversorgung in komplexen Krisen und Katastrophen“. In: Bundesamt für Bevölkerungsschutz und Katastrophenhilfe, Mai 2024, S. 253–255. ISBN: 978-3-949117-25-1.
- [435] Suzanne L. K. Stewart, Rhiannon Corcoran und Richard J. Drake. „Mental state references in psychosis: A pilot study of prompted implicit mentalising during dialogue and its relationship with social functioning“. In: *Cognitive Neuropsychiatry* 14.1 (Jan. 2009), S. 53–75. ISSN: 1464-0619. DOI: 10.1080/13546800902743449.

- [436] Stefan Stieglitz und Linh Dang-Xuan. „Social media and political communication: a social media analytics framework“. In: *Social Network Analysis and Mining* 3.4 (Aug. 2012), S. 1277–1291. ISSN: 1869-5469. DOI: 10.1007/s13278-012-0079-3. URL: <http://dx.doi.org/10.1007/s13278-012-0079-3>.
- [437] Stefan Stieglitz u. a. „Sense-making in social media during extreme events“. In: *Journal of Contingencies and Crisis Management* 26.1 (Aug. 2017), S. 4–15. ISSN: 1468-5973. DOI: 10.1111/1468-5973.12193. URL: <http://dx.doi.org/10.1111/1468-5973.12193>.
- [438] Stefan Stieglitz u. a. „Social media analytics – Challenges in topic discovery, data collection, and data preparation“. In: *International Journal of Information Management* 39 (Apr. 2018), S. 156–168. ISSN: 0268-4012. DOI: 10.1016/j.ijinfomgt.2017.12.002. URL: <http://dx.doi.org/10.1016/j.ijinfomgt.2017.12.002>.
- [439] Matthias-W. Stoetzer. „Einführung: Kausale Aussagen und Prognosemodelle“. In: *Regressionsanalyse in der empirischen Wirtschafts- und Sozialforschung Band 2*. Springer Berlin Heidelberg, 2020, S. 1–28. ISBN: 9783662614389. DOI: 10.1007/978-3-662-61438-9_1.
- [440] Yue Su u. a. „Examining the Impact of COVID-19 Lockdown in Wuhan and Lombardy: A Psycholinguistic Analysis on Weibo and Twitter“. In: *International Journal of Environmental Research and Public Health* 17.12 (2020). ISSN: 1660-4601. DOI: 10.3390/ijerph17124552. URL: <https://www.mdpi.com/1660-4601/17/12/4552>.
- [441] Fahim K. Sufi und Ibrahim Khalil. „Automated Disaster Monitoring From Social Media Posts Using AI-Based Location Intelligence and Sentiment Analysis“. In: *IEEE Transactions on Computational Social Systems* (2022), S. 1–11. ISSN: 2373-7476. DOI: 10.1109/tcss.2022.3157142.
- [442] Iratxe Susaeta u. a. *VOST: Crowdsourcing and Digital Volunteering in Emergency Response*. Nov. 2017.
- [443] Kristiina Tammissalo u. a. „Predictors of Social Media Use in Two Family Generations“. In: *Frontiers in Sociology* 6 (Jan. 2022). ISSN: 2297-7775. DOI: 10.3389/fsoc.2021.813765.
- [444] Lisa K. Tamres, Denise Janicki und Vicki S. Helgeson. „Sex Differences in Coping Behavior: A Meta-Analytic Review and an Examination of Relative Coping“. In: *Personality and Social Psychology Review* 6.1 (2002), S. 2–30. DOI: 10.1207/s15327957pspr0601_1.
- [445] Ling Tan und David M. Schultz. „Damage classification and recovery analysis of the Chongqing, China, floods of August 2020 based on social-media data“. In: *Journal of Cleaner Production* 313 (Sep. 2021), S. 127882. ISSN: 0959-6526. DOI: 10.1016/j.jclepro.2021.127882. URL: <http://dx.doi.org/10.1016/j.jclepro.2021.127882>.
- [446] Yla R. Tausczik und James W. Pennebaker. „The Psychological Meaning of Words: LIWC and Computerized Text Analysis Methods“. In: *Journal of Language and Social Psychology* 29.1 (Dez. 2009), S. 24–54. ISSN: 1552-6526. DOI: 10.1177/0261927x09351676. URL: <http://dx.doi.org/10.1177/0261927x09351676>.
- [447] Melanie Taylor u. a. „The role of social media as psychological first aid as a support to community resilience building.“ In: *The Australian journal of emergency management* 27 (Feb. 2012), S. 20–26. URL: <https://api.semanticscholar.org/CorpusID:113318864>.
- [448] Shelley E. Taylor und Teresa E. Seeman. „Psychosocial Resources and the SES-Health Relationship“. In: *Annals of the New York Academy of Sciences* 896.1 (Dez. 1999), S. 210–225. DOI: 10.1111/j.1749-6632.1999.tb08117.x.
- [449] Hans Te Brake u. a. „Early psychosocial interventions after disasters, terrorism, and other shocking events: Guideline development“. In: *Nursing & Health Sciences* 11.4 (Okt. 2009), S. 336–343. ISSN: 1442-2018. DOI: 10.1111/j.1442-2018.2009.00491.x.
- [450] Samantha J Teague u. a. „Methods and Applications of Social Media Monitoring of Mental Health During Disasters: Scoping Review“. In: *JMIR Mental Health* 9.2 (Feb. 2022), e33058. ISSN: 2368-7959. DOI: 10.2196/33058.

- [451] Özden Terli. *Hochwasser in Zeiten der globalen Erhitzung*. Hrsg. von ZDFheute. 18. Mai 2024. URL: <https://www.zdf.de/nachrichten/panorama/klima-saarland-hochwasser-extremwetter-100.html>.
- [452] Kirsty Terry u. a. „The role of social media in public health crises caused by infectious disease: a scoping review“. In: *BMJ Global Health* 8.12 (Dez. 2023), e013515. ISSN: 2059-7908. DOI: 10.1136/bmjgh-2023-013515.
- [453] Dennis Thom, Robert Kruger und Thomas Ertl. „Can Twitter Save Lives? A Broad-Scale Study on Visual Social Media Analytics for Public Safety“. In: *IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics* 22.7 (Juli 2016), S. 1816–1829. ISSN: 1077-2626. DOI: 10.1109/tvcg.2015.2511733.
- [454] William Isaac Thomas. *The child in america*. New York: A. A. Knopf, 1928. URL: <https://archive.org/details/childinamerica00thom/page/572/mode/2up>.
- [455] Poonam Tijare und P Jhansi Rani. „Exploring popular topic models“. In: *Journal of Physics: Conference Series* 1706.1 (Dez. 2020), S. 012171. ISSN: 1742-6596. DOI: 10.1088/1742-6596/1706/1/012171.
- [456] D. Tin u. a. „Natural disasters: a comprehensive study using EMDAT database 1995–2022“. In: *Public Health* 226 (Jan. 2024), S. 255–260. ISSN: 0033-3506. DOI: 10.1016/j.puhe.2023.11.017.
- [457] Alvin Toffler. *The Third Wave*. 1. Aufl. William Morrowand Company, Inc., 1980. 544 S. ISBN: 0-688-03597-3. URL: https://ia801200.us.archive.org/9/items/TheThirdWave-Toffler/TheThird-Wave_-_Toffler.pdf (besucht am 09. 10. 2024).
- [458] Samuel Tomczyk, Maxi Rahn und Silke Schmidt. „Sociodemographic and Psychosocial Profiles of Multi-Media Use for Risk Communication in the General Population“. In: *International Journal of Environmental Research and Public Health* 19.19 (Okt. 2022), S. 12777. ISSN: 1660-4601. DOI: 10.3390/ijerph191912777.
- [459] Samuel Tomczyk u. a. „Sharing and searching on social media in crises and disasters – A latent class analysis of a representative online sample“. In: *International Journal of Disaster Risk Reduction* 116 (Jan. 2025), S. 105077. ISSN: 2212-4209. DOI: 10.1016/j.ijdrr.2024.105077.
- [460] Antonela Tommasel u. a. „Tracking the evolution of crisis processes and mental health on social media during the COVID-19 pandemic“. In: *Behaviour & Information Technology* 41.16 (Nov. 2021), S. 3450–3469. ISSN: 1362-3001. DOI: 10.1080/0144929x.2021.1998630.
- [461] Megan K. Torkildson, Kate Starbird und Cecilia Aragon. „Analysis and Visualization of Sentiment and Emotion on Crisis Tweets“. In: *Cooperative Design, Visualization, and Engineering*. Springer International Publishing, 2014, S. 64–67. ISBN: 9783319108315. DOI: 10.1007/978-3-319-10831-5_9. URL: http://dx.doi.org/10.1007/978-3-319-10831-5_9.
- [462] Marko Toth u. a. „Stress, Floods, and other Disasters: Impact of Multiple Crisis Events on Physical and Mental Health“. In: *Annals of disaster risk sciences* 4.1–2 (Apr. 2022). ISSN: 2584-4873. DOI: 10.51381/adrs.v4i1-2.207.
- [463] William Tov u. a. „Detecting well-being via computerized content analysis of brief diary entries.“ In: *Psychological Assessment* 25.4 (Dez. 2013), S. 1069–1078. ISSN: 1040-3590. DOI: 10.1037/a0033007.
- [464] Andrea C. Tricco u. a. „PRISMA Extension for Scoping Reviews (PRISMA-ScR): Checklist and Explanation“. In: *Annals of Internal Medicine* 169.7 (Okt. 2018), S. 467–473. ISSN: 1539-3704. DOI: 10.7326/m18-0850. URL: <http://dx.doi.org/10.7326/M18-0850>.
- [465] Monique Mitchell Turner. „Using emotion in risk communication: The Anger Activism Model“. In: *Public Relations Review* 33.2 (Juni 2007), S. 114–119. ISSN: 0363-8111. DOI: 10.1016/j.pubrev.2006.11.013. URL: <http://dx.doi.org/10.1016/j.pubrev.2006.11.013>.
- [466] R. Jay Turner und Patricia Roszell. „Psychosocial Resources and the Stress Process“. In: *Stress and Mental Health*. Springer US, 1994, S. 179–210. DOI: 10.1007/978-1-4899-1106-3_7.

- [467] Lars Tutt. „Virtual Operations Support Teams – Einsatzmöglichkeiten und Anforderungen mit Blick auf die PSNV“. In: *Soziale Medien in der Gefahrenabwehr*. Hrsg. von M. Lülß und Fathi R. 2023, S. 283–296.
- [468] Tracy L. Tylka u. a. „Integrating social media variables as predictors, mediators, and moderators within body image frameworks: Potential mechanisms of action to consider in future research“. In: *Body Image* 44 (März 2023), S. 197–221. ISSN: 1740-1445. DOI: 10.1016/j.bodyim.2023.01.004.
- [469] Dr. rer. nat. Markus Übel. *Unwettertief ANETT – Zwischenbilanz und Ausblick*. Hrsg. von Deutscher Wetterdienst. 15. Sep. 2024. URL: https://www.dwd.de/DE/wetter/thema_des_tages/2024/9/15.html.
- [470] Michiko Ueda, Kohei Watanabe und Hajime Sueki. „Emotional Distress During COVID-19 by Mental Health Conditions and Economic Vulnerability: Retrospective Analysis of Survey-Linked Twitter Data With a Semisupervised Machine Learning Algorithm“. In: *Journal of Medical Internet Research* 25 (März 2023), e44965. ISSN: 1438-8871. DOI: 10.2196/44965.
- [471] UNDRR und CRED, Hrsg. *Human cost of disasters: An overview of the last 20 years (2000-2019)*. 2020. URL: https://www.preventionweb.net/files/74124_humancostofdisasters20002019reportu.pdf (besucht am 08. 05. 2023).
- [472] Sumer S. Vaid und Gabriella M. Harari. „Who uses what and how often?: Personality predictors of multiplatform social media use among young adults“. In: *Journal of Research in Personality* 91 (Apr. 2021), S. 104005. ISSN: 0092-6566. DOI: 10.1016/j.jrp.2020.104005.
- [473] Bartel Van de Walle, Bert Brugghe-mans und Tina Comes. „Improving situation awareness in crisis response teams: An experimental analysis of enriched information and centralized coordination“. In: *International Journal of Human-Computer Studies* 95 (Nov. 2016), S. 66–79. ISSN: 1071-5819. DOI: 10.1016/j.ijhcs.2016.05.001.
- [474] Saul Vargas u. a. „Comparing Overall and Targeted Sentiments in Social Media during Crises“. In: *Proceedings of the Tenth International AAAI Conference on Web and Social Media*. Bd. 10. 1. Association for the Advancement of Artificial Intelligence (AAAI), Aug. 2016, S. 695–698. DOI: 10.1609/icwsm.v10i1.14784. URL: <http://dx.doi.org/10.1609/icwsm.v10i1.14784>.
- [475] Ike Vayansky, Sathish A.P. Kumar und Zhenlong Li. „An Evaluation of Geotagged Twitter Data during Hurricane Irma Using Sentiment Analysis and Topic Modeling for Disaster Resilience“. In: *2019 IEEE International Symposium on Technology and Society (ISTAS)*. IEEE, Nov. 2019. DOI: 10.1109/istas48451.2019.8937859. URL: <http://dx.doi.org/10.1109/ISTAS48451.2019.8937859>.
- [476] Sudha Verma u. a. „Natural Language Processing to the Rescue? Extracting “Situational Awareness” Tweets During Mass Emergency“. In: *Proceedings of the International AAAI Conference on Web and Social Media* 5.1 (Aug. 2021), S. 385–392. ISSN: 2162-3449. DOI: 10.1609/icwsm.v5i1.14119.
- [477] Simeon Vidolov. „Collaborative Re-orderings in Humanitarian Aid Networks“. In: *Lecture Notes in Business Information Processing*. 1st International Conference on Information Systems for Crisis Response and Management in Mediterranean Countries (ISCRAM-Med) (Toulouse, Frankreich, 15. Okt. 2014). Hrsg. von C. Hanachi, F. Benaben und F. Charoy. Bd. 196. 9. Sep. 2015, S. 120–134.
- [478] Sarah Vieweg u. a. „Microblogging during two natural hazards events: what twitter may contribute to situational awareness“. In: *Proceedings of the SIGCHI Conference on Human Factors in Computing Systems*. CHI ’10. ACM, Apr. 2010. DOI: 10.1145/1753326.1753486. URL: <http://dx.doi.org/10.1145/1753326.1753486>.
- [479] Rishika Vij. „Types of Disasters“. In: *Management of Animals in Disasters*. Springer Nature Singapore, 2022, S. 3–14. ISBN: 9789811693922. DOI: 10.1007/978-981-16-9392-2_1.
- [480] V. Vijayalakshmi und Sanghamitra Bhattacharyya. „Emotional Contagion and its Relevance to Individual Behavior and Organizational Processes: A Position Paper“. In: *Journal of Business and Psychology* 27.3 (Aug. 2011), S. 363–374. ISSN: 1573-353X. DOI: 10.1007/s10869-011-9243-4.

- [481] Neha Vinayak und Shandar Ahmad. „Sample Size Estimation for Effective Modelling of Classification Problems in Machine Learning“. In: *Advanced Network Technologies and Intelligent Computing*. Springer Nature Switzerland, 2023, S. 365–378. ISBN: 9783031281839. DOI: 10.1007/978-3-031-28183-9_26.
- [482] Peter P. Vitaliano u. a. „A psychoepidemiologic approach to the study of disaster“. In: *Journal of Community Psychology* 15.2 (Apr. 1987), S. 99–122. ISSN: 1520-6629. DOI: 10.1002/1520-6629(198704)15:2<99::aid-jcop2290150202>3.0.co;2-q. URL: [http://dx.doi.org/10.1002/1520-6629\(198704\)15:2%3C99::AID-JCOP2290150202%3E3.0.CO;2-Q](http://dx.doi.org/10.1002/1520-6629(198704)15:2%3C99::AID-JCOP2290150202%3E3.0.CO;2-Q).
- [483] Bao-Khanh H. Vo und Nigel Collier. „Twitter Emotion Analysis in Earthquake Situations“. In: *International Journal of Computational Linguistics and Applications (IJCLA)* 4 (15. Mai 2013), S. 159–173. URL: <https://api.semanticscholar.org/CorpusID:15660161>.
- [484] Svitlana Volkova u. a. „Contrasting Public Opinion Dynamics and Emotional Response During Crisis“. In: *Social Informatics*. Springer International Publishing, 2016, S. 312–329. ISBN: 9783319478807. DOI: 10.1007/978-3-319-47880-7_19. URL: http://dx.doi.org/10.1007/978-3-319-47880-7_19.
- [485] Hagen Völzer. „An Overview of BPMN 2.0 and Its Potential Use“. In: *Business Process Modeling Notation*. Springer Berlin Heidelberg, 2010, S. 14–15. ISBN: 9783642162985. DOI: 10.1007/978-3-642-16298-5_3.
- [486] Jirapa Vongkusolkiet und Qunying Huang. „Situational awareness extraction: a comprehensive review of social media data classification during natural hazards“. In: *Annals of GIS* 27.1 (Okt. 2020), S. 5–28. ISSN: 1947-5691. DOI: 10.1080/19475683.2020.1817146. URL: <http://dx.doi.org/10.1080/19475683.2020.1817146>.
- [487] Vasiliki Vrana u. a. „EU Citizens’ Twitter Discussions of the 2022–23 Energy Crisis: A Content and Sentiment Analysis on the Verge of a Daunting Winter“. In: *Sustainability* 15.2 (Jan. 2023), S. 1322. ISSN: 2071-1050. DOI: 10.3390/su15021322.
- [488] T. Franklin Waddell. „The Authentic (And Angry) Audience: How comment authenticity and sentiment impact news evaluation“. In: *Digital Journalism* 8.2 (Aug. 2018), S. 249–266. ISSN: 2167-082X. DOI: 10.1080/21670811.2018.1490656. URL: <http://dx.doi.org/10.1080/21670811.2018.1490656>.
- [489] Stefanie Wahl. „Behördliche Katastrophenkommunikation und Partizipation der Bevölkerung“. Diss. 2021. DOI: 10.17169/REFUBIUM-28689.
- [490] Kejin Wang u. a. „Twitter Use in Hurricane Isaac and Its Implications for Disaster Resilience“. In: *ISPRS International Journal of Geo-Information* 10.3 (Feb. 2021), S. 116. ISSN: 2220-9964. DOI: 10.3390/ijgi10030116.
- [491] X. Wang und N. Kapucu. „Public Complacency under Repeated Emergency Threats: Some Empirical Evidence“. In: *Journal of Public Administration Research and Theory* 18.1 (Dez. 2006), S. 57–78. ISSN: 1477-9803. DOI: 10.1093/jopart/mum001.
- [492] Yan Wang und John E. Taylor. „Coupling sentiment and human mobility in natural disasters: a Twitter-based study of the 2014 South Napa Earthquake“. In: *Natural Hazards* 92.2 (März 2018), S. 907–925. ISSN: 1573-0840. DOI: 10.1007/s11069-018-3231-1. URL: <http://dx.doi.org/10.1007/s11069-018-3231-1>.
- [493] Yandong Wang u. a. „Using Social Media for Emergency Response and Urban Sustainability: A Case Study of the 2012 Beijing Rainstorm“. In: *Sustainability* 8.1 (Dez. 2015), S. 25. ISSN: 2071-1050. DOI: 10.3390/su8010025. URL: <http://dx.doi.org/10.3390/su8010025>.
- [494] Mayur Wankhade, Annavarapu Chandra Sekhara Rao und Chaitanya Kulkarni. „A survey on sentiment analysis methods, applications, and challenges“. In: *Artificial Intelligence Review* 55.7 (Feb. 2022), S. 5731–5780. ISSN: 1573-7462. DOI: 10.1007/s10462-022-10144-1. URL: <http://dx.doi.org/10.1007/s10462-022-10144-1>.
- [495] P. Waterstraat, A. Scheuermann und H. Karutz. „Aktuelle Überlegungen zur Psychosozialen Notfallversorgung (PSNV) in Pandemien, Großschadensereignissen, Katastrophen und Mangellagen“. In: *Intensiv- und Notfallbehandlung* 48.04 (Apr. 2023), S. 93–98. ISSN: 0947-5362. DOI: 10.5414/ibx00601.

- [496] Nurul Hidayah Watimin u. a. „Content framing role on public sentiment formation for pre-crisis detection on sensitive issue via sentiment analysis and content analysis“. In: *PLOS ONE* 18.10 (Okt. 2023). Hrsg. von Bharat Gurnani, e0287367. ISSN: 1932-6203. DOI: 10.1371/journal.pone.0287367.
- [497] Megan Watkins u. a. „Public health messages during a global emergency through an online community: a discourse and sentiment analysis“. In: *Frontiers in Digital Health* 5 (Juni 2023). ISSN: 2673-253X. DOI: 10.3389/fdgth.2023.1130784.
- [498] We Are Social Deutschland GmbH, Hrsg. *Digital 2024 Germany*. We Are Social Deutschland GmbH und Meltwater. 2024. URL: <https://wearesocial.com/de/blog/2024/01/digital-2024/>.
- [499] We Are Social Deutschland GmbH, Hrsg. *Special report: DIGITAL 2021 DEUTSCHLAND*. 2021. URL: <https://wearesocial.com/de/blog/2021/01/digital-2021-deutschland/>.
- [500] Christa Weidner. *Let's do IT: Business-IT-Alignment im Dialog erreichen*. Xpert.press. Berlin und Heidelberg: Springer Vieweg, 2013. ISBN: 978-3-642-32830-5.
- [501] Lioba Werth, Markus Denzler und Jennifer Mayer. „Denken und Fühlen“. In: *Sozialpsychologie – Das Individuum im sozialen Kontext*. Springer Berlin Heidelberg, 2020, S. 93–135. ISBN: 9783662538975. DOI: 10.1007/978-3-662-53897-5_4.
- [502] Simon Wessely. „Don't panic! Short and long term psychological reactions to the new terrorism: The role of information and the authorities“. In: *Journal of Mental Health* 14.1 (Feb. 2005), S. 1–6. ISSN: 1360-0567. DOI: 10.1080/09638230500048099.
- [503] David Westerman, Patric R. Spence und Brandon Van Der Heide. „Social Media as Information Source: Recency of Updates and Credibility of Information“. In: *Journal of Computer-Mediated Communication* 19.2 (Nov. 2013), S. 171–183. DOI: 10.1111/jcc4.12041.
- [504] Martin White. „Digital workplaces: Vision and reality“. In: *Business Information Review* 29.4 (Dez. 2012), S. 205–214. ISSN: 1741-6450. DOI: 10.1177/0266382112470412.
- [505] Christopher Wickens. „Situation awareness: Impact of automation and display technology“. In: (Jan. 1996).
- [506] Nora Wittbrodt u. a. „Situation Awareness: eine kognitionspsychologische Erweiterung und Präzisierung“. In: Jan. 2010.
- [507] Claes Wohlin u. a. „Successful combination of database search and snowballing for identification of primary studies in systematic literature studies“. In: *Information and Software Technology* 147 (Juli 2022), S. 106908. ISSN: 0950-5849. DOI: 10.1016/j.infsof.2022.106908.
- [508] Thomas Wolf u. a. „Transformers: State-of-the-Art Natural Language Processing“. In: *Proceedings of the 2020 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing: System Demonstrations*. Online: Association for Computational Linguistics, Okt. 2020, S. 38–45. URL: <https://www.aclweb.org/anthology/2020.emnlp-demos.6>.
- [509] Hyekyung Woo u. a. „Public Trauma after the Sewol Ferry Disaster: The Role of Social Media in Understanding the Public Mood“. In: *International Journal of Environmental Research and Public Health* 12.9 (Sep. 2015), S. 10974–10983. ISSN: 1660-4601. DOI: 10.3390/ijerph120910974. URL: <http://dx.doi.org/10.3390/ijerph120910974>.
- [510] Desheng Wu und Yiwen Cui. „Disaster early warning and damage assessment analysis using social media data and geo-location information“. In: *Decision Support Systems* 111 (Juli 2018), S. 48–59. ISSN: 0167-9236. DOI: 10.1016/j.dss.2018.04.005. URL: <http://dx.doi.org/10.1016/j.dss.2018.04.005>.
- [511] Wenjun Wu u. a. „Tracking spatio-temporal variation of geo-tagged topics with social media in China: A case study of 2016 hefei rainstorm“. In: *International Journal of Disaster Risk Reduction* 50 (Nov. 2020), S. 101737. ISSN: 2212-4209. DOI: 10.1016/j.ijdrr.2020.101737. URL: <http://dx.doi.org/10.1016/j.ijdrr.2020.101737>.
- [512] Maik Wunder. *Digitalisierung und Soziale Arbeit: Transformationen und Herausforderungen*. Bad Heilbrunn: Verlag Julius Klinkhardt, 2021. ISBN: 9783781524736.

- [513] Jiangmei Xiong, Yulin Hswen und John A. Naslund. „Digital Surveillance for Monitoring Environmental Health Threats: A Case Study Capturing Public Opinion from Twitter about the 2019 Chennai Water Crisis“. In: *International Journal of Environmental Research and Public Health* 17.14 (2020). ISSN: 1660-4601. DOI: 10.3390/ijerph17145077. URL: <https://www.mdpi.com/1660-4601/17/14/5077>.
- [514] Xi Xiong u. a. „An emotional contagion model for heterogeneous social media with multiple behaviors“. In: *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications* 490 (Jan. 2018), S. 185–202. ISSN: 0378-4371. DOI: 10.1016/j.physa.2017.08.025. URL: <http://dx.doi.org/10.1016/j.physa.2017.08.025>.
- [515] Lifang Xu, Jinhong Liu und Qing Fang. „Analysis on open access citation advantage“. In: *Proceedings of the 2011 iConference*. ACM, 2011. DOI: 10.1145/1940761.1940819.
- [516] Yingwei Yan, Jingfu Chen und Zhiyong Wang. „Mining public sentiments and perspectives from geotagged social media data for appraising the post-earthquake recovery of tourism destinations“. In: *Applied Geography* 123 (Okt. 2020), S. 102306. ISSN: 0143-6228. DOI: 10.1016/j.apgeog.2020.102306.
- [517] Guang Yang, Zhidan Wang und Lin Chen. „Investigating the Public Sentiment in Major Public Emergencies Through the Complex Networks Method: A Case Study of COVID-19 Epidemic“. In: *Frontiers in Public Health* 10 (März 2022). ISSN: 2296-2565. DOI: 10.3389/fpubh.2022.847161.
- [518] Min Yang u. a. „Identifying and Tracking Sentiments and Topics from Social Media Texts during Natural Disasters“. In: *Proceedings of the 2017 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing*. Association for Computational Linguistics, 2017. DOI: 10.18653/v1/d17-1055. URL: <http://dx.doi.org/10.18653/v1/D17-1055>.
- [519] Tengfei Yang u. a. „Social Media Big Data Mining and Spatio-Temporal Analysis on Public Emotions for Disaster Mitigation“. In: *ISPRS International Journal of Geo-Information* 8.1 (Jan. 2019), S. 29. ISSN: 2220-9964. DOI: 10.3390/ijgi8010029. URL: <http://dx.doi.org/10.3390/ijgi8010029>.
- [520] Zhiyong Yang, Ritesh Saini und Traci Freling. „How Anxiety Leads to Suboptimal Decisions Under Risky Choice Situations“. In: *Risk Analysis* 35.10 (Feb. 2015), S. 1789–1800. ISSN: 1539-6924. DOI: 10.1111/risa.12343. URL: <http://dx.doi.org/10.1111/risa.12343>.
- [521] Su Lin Yeo u. a. „Emotions in Social Media: An Analysis of Tweet Responses to MH370 Search Suspension Announcement“. In: *International Journal of Business Communication* 57.2 (Okt. 2020), S. 194–211. ISSN: 2329-4892. DOI: 10.1177/2329488419882755.
- [522] Camila E Young, Erica D Kuligowski und Aashna Pradhan. *A review of social media use during disaster response and recovery phases*. National Institute of Standards and Technology (NIST), Jan. 2020. DOI: 10.6028/nist.tn.2086. URL: <http://dx.doi.org/10.6028/NIST.TN.2086>.
- [523] Lori Young und Stuart Soroka. „Affective News: The Automated Coding of Sentiment in Political Texts“. In: *Political Communication* 29.2 (Apr. 2012), S. 205–231. ISSN: 1091-7675. DOI: 10.1080/10584609.2012.671234.
- [524] Shaobin Yu, David Eisenman und Ziqiang Han. „Temporal Dynamics of Public Emotions During the COVID-19 Pandemic at the Epicenter of the Outbreak: Sentiment Analysis of Weibo Posts From Wuhan“. In: *Journal of Medical Internet Research* 23.3 (März 2021), e27078. ISSN: 1438-8871. DOI: 10.2196/27078.
- [525] Faxi Yuan u. a. „Social media for enhanced understanding of disaster resilience during Hurricane Florence“. In: *International Journal of Information Management* 57 (Apr. 2021), S. 102289. ISSN: 0268-4012. DOI: 10.1016/j.ijinfomgt.2020.102289.
- [526] Qinglu Yuan, Shujuan Wang und Nan Li. „Research on emotional tendency of earthquake disaster based on E-Trans model: take the topic of “Sichuan Earthquake” on microblog as an example“. In: *Natural Hazards* 120.6 (Feb. 2024), S. 5057–5074. ISSN: 1573-0840. DOI: 10.1007/s11069-024-06421-7.

- [527] Himanshu Zade u. a. „From Situational Awareness to Actionability: Towards Improving the Utility of Social Media Data for Crisis Response“. In: *Proceedings of the ACM on Human-Computer Interaction* 2.CSCW (Nov. 2018), S. 1–18. ISSN: 2573-0142. DOI: 10.1145/3274464. URL: <http://dx.doi.org/10.1145/3274464>.
- [528] Kerstin K. Zander u. a. „How do Australians use social media during natural hazards? A survey“. In: *International Journal of Disaster Risk Reduction* 81 (Okt. 2022), S. 103207. ISSN: 2212-4209. DOI: 10.1016/j.ijdr.2022.103207.
- [529] Olha Zaretska. „Social Media Posts as a Psychosocial Resource in a crisis situation“. In: *Technologies of Intellect Development* 7.2 (Nov. 2023). ISSN: 2223-0521. DOI: 10.31108/3.2023.7.2.5.
- [530] Anis Zarrad, Abdulaziz Jaloud und Izzat Alsmadi. „The Evaluation of the Public Opinion - A Case Study: MERS-CoV Infection Virus in KSA“. In: *2014 IEEE/ACM 7th International Conference on Utility and Cloud Computing*. IEEE, Dez. 2014. DOI: 10.1109/ucc.2014.107. URL: <http://dx.doi.org/10.1109/UCC.2014.107>.
- [531] ZDFheute, Hrsg. *Spanien: Schwierige Suche nach Vermissten*. 31. Okt. 2024. URL: <https://www.zdf.de/nachrichten/panorama/spanien-valencia-flut-hochwasser-katastrophe-100.html>.
- [532] Frauke Zeller. „Soziale Medien in der empirischen Forschung“. In: *Handbuch Soziale Medien*. Springer Fachmedien Wiesbaden, Okt. 2016, S. 389–408. DOI: 10.1007/978-3-658-03765-9_21.
- [533] Daniel Zeng u. a. „Social Media Analytics and Intelligence“. In: *IEEE Intelligent Systems* 25.6 (Nov. 2010), S. 13–16. ISSN: 1541-1672. DOI: 10.1109/mis.2010.151. URL: <http://dx.doi.org/10.1109/MIS.2010.151>.
- [534] Bowen Zhang u. a. „Changes in Public Sentiment under the Background of Major Emergencies—Taking the Shanghai Epidemic as an Example“. In: *International Journal of Environmental Research and Public Health* 19.19 (Okt. 2022), S. 12594. ISSN: 1660-4601. DOI: 10.3390/ijerph191912594.
- [535] Cheng Zhang u. a. „Social media for intelligent public information and warning in disasters: An interdisciplinary review“. In: *International Journal of Information Management* 49 (Dez. 2019), S. 190–207. ISSN: 0268-4012. DOI: 10.1016/j.ijinfomgt.2019.04.004. URL: <http://dx.doi.org/10.1016/j.ijinfomgt.2019.04.004>.
- [536] Ting Zhang und Changxiu Cheng. „Temporal and Spatial Evolution and Influencing Factors of Public Sentiment in Natural Disasters—A Case Study of Typhoon Haiyan“. In: *ISPRS International Journal of Geo-Information* 10.5 (Mai 2021), S. 299. ISSN: 2220-9964. DOI: 10.3390/ijgi10050299.
- [537] Nan Zhao und Guangyu Zhou. „Social Media Use and Mental Health during the COVID-19 Pandemic: Moderator Role of Disaster Stressor and Mediator Role of Negative Affect“. In: *Applied Psychology: Health and Well-Being* 12.4 (Sep. 2020), S. 1019–1038. ISSN: 1758-0854. DOI: 10.1111/aphw.12226.
- [538] Xinyan Zhao und Chau-Wai Wong. „Automated measures of sentiment via transformer- and lexicon-based sentiment analysis (TLSA)“. In: *Journal of Computational Social Science* 7.1 (Nov. 2023), S. 145–170. ISSN: 2432-2725. DOI: 10.1007/s42001-023-00233-8.
- [539] Huiyun Zhu. „Interplay between Discrete Emotions and Preventive Behavior in Health Crises: Big Data Analysis of COVID-19“. In: *International Journal of Environmental Research and Public Health* 19.24 (Dez. 2022), S. 16407. ISSN: 1660-4601. DOI: 10.3390/ijerph192416407.

Anhangsverzeichnis

Abbildungsverzeichnis für den Anhang	192
Tabellenverzeichnis für den Anhang	193
A Methodische Konstrukte zur Erfassung der Bevölkerungsperspektive	197
A.1 Fragestellungen der durchgeführten Panelbefragung	197
A.2 Fragestellungen der durchgeführten offenen Webumfrage	216
A.3 Kodierschema für die qualitative Inhaltsanalyse ausgewählter offener Fragestellungen	238
A.4 Ergänzende Ergebnisdarstellung der statistischen Analysen	243
B Protokollierung und Ergebnisübersicht der Scoping Review	267
B.1 Preferred Reporting Items for Systematic reviews and Meta-Analyses extension for Scoping Reviews (PRISMA-ScR) Checklist	267
B.2 Suchstrategie	271
B.3 Ein- und Ausschlusskriterien der Scoping Review	274
B.4 Überblick über verglichene Reviews	276
B.5 Charakterisierungstabelle	279
B.6 Ergebnisübersicht der Charakteristika aller einbezogenen Artikel	284
C Erfassung der Arbeits- und Vorgehensweise deutscher Virtual Operations Support Teams	309
C.1 Fragestellungen der World-Café Sessions	309
C.2 Aufgabenstellungen der Fokusgruppen	310
C.3 Protokollvorlage zur Dokumentation der Diskussionen im Rahmen der World-Cafés und Arbeitsgruppen	311
C.4 Informationsblatt für die Gastgebenden der World-Cafés	312
C.5 Kodierschema für die qualitative Inhaltsanalyse der Protokolle des VOST-Workshops	315
C.6 Zusammenfassung des Business Process Model and Notation Version 2.0	320
D Technisch unterstützte Erstellung eines Psychosozialen Lagebildes des digitalen Raumes	323
D.1 Kodierschema I für die manuelle Kodierung der Kurznachrichten von Sozialen Medien - Weihnachtshochwasser 2023	323
D.2 Kodierschema II für die manuelle Kodierung der Kurznachrichten von Sozialen Medien - Juni-Hochwasser 2024	334
D.3 Ergänzende Abbildungen und Tabellen	340
D.4 Wortlisten zur Identifikation von Bedarfen und Ressourcen	375

Abbildungsverzeichnis für den Anhang

1	Panelbefragung: Korrelationsmatrix aller korrelierenden Fragestellungen . . .	265
2	Business Process Model and Notation Version 2.0: Aktivitäten	320
3	Business Process Model and Notation Version 2.0: Ereignisse	321
4	Business Process Model and Notation Version 2.0: Gateways	321
5	Business Process Model and Notation Version 2.0: Swimlanes	321
6	Zeitlicher Verlauf der Anzahl negativer, neutraler und positiver Posts in der Akutphase des Weihnachtshochwassers mit Talkwalker	356
7	Zeitlicher Verlauf der Anzahl emotionaler Posts in den Akutphasen der betrachteten Fallstudien mit Talkwalker	356
8	Verlauf des Sentimentanteils aller Posts des Weihnachtshochwassers mittels TextBlob vom 20.-28.12.2023	357
9	Verlauf des Sentimentanteils aller Posts des Weihnachtshochwassers mittels TextBlob vom 20.12.2023 bis 15.01.2024	358
10	Verlauf des Sentimentanteils aller Posts des Weihnachtshochwassers mittels VADER vom 20.-28.12.2023	359
11	Verlauf des Sentimentanteils aller Posts des Weihnachtshochwassers mittels VADER vom 20.12.2023 bis 15.01.2024	360
12	Verlauf des Sentimentanteils aller Posts des Juni-Hochwassers mittels TextBlob vom 30.05.-07.06.2024	361
13	Verlauf des Sentimentanteils aller Posts des Juni-Hochwassers mittels TextBlob vom 30.05. bis 25.06.2024	362
14	Verlauf des Sentimentanteils aller Posts des Juni-Hochwassers mittels VADER vom 30.05.-07.06.2024	363
15	Verlauf des Sentimentanteils aller Posts des Juni-Hochwassers mittels VADER vom 30.05. bis 25.06.2024	364
16	Fallstudien: Zeitbedarfe der genutzten Algorithmen für die Emotions-, Sentiment-, n-gram- und Themenanalysen	365
17	Analyse Sozialer Medien: K-Means-Clustering-Ergebnisse der manuell codierten Posts aus dem Weihnachtshochwasser	366
18	Frequentierte Wörter im Cluster 1 der K-Means-Clustering-Ergebnisse der manuell codierten Posts aus dem Weihnachtshochwasser	366
19	Frequentierte Wörter im Cluster 2 der K-Means-Clustering-Ergebnisse der manuell codierten Posts aus dem Weihnachtshochwasser	367
20	Frequentierte Wörter im Cluster 3 der K-Means-Clustering-Ergebnisse der manuell codierten Posts aus dem Weihnachtshochwasser	367
21	Frequentierte Wörter im Cluster 4 der K-Means-Clustering-Ergebnisse der manuell codierten Posts aus dem Weihnachtshochwasser	368
22	Frequentierte Wörter im Cluster 5 der K-Means-Clustering-Ergebnisse der manuell codierten Posts aus dem Weihnachtshochwasser	368
23	Analyse Sozialer Medien: K-Means-Clustering-Ergebnisse der manuell codierten Posts aus dem Juni-Hochwasser	369
24	Frequentierte Wörter im Cluster 1 der K-Means-Clustering-Ergebnisse der manuell codierten Posts aus dem Juni-Hochwasser	369
25	Frequentierte Wörter im Cluster 2 der K-Means-Clustering-Ergebnisse der manuell codierten Posts aus dem Juni-Hochwasser	370
26	Frequentierte Wörter im Cluster 3 der K-Means-Clustering-Ergebnisse der manuell codierten Posts aus dem Juni-Hochwasser	370

27	Frequentierte Wörter im Cluster 4 der K-Means-Clustering-Ergebnisse der manuell codierten Posts aus dem Juni-Hochwasser	371
28	Frequentierte Wörter im Cluster 5 der K-Means-Clustering-Ergebnisse der manuell codierten Posts aus dem Juni-Hochwasser	371
29	Phasenvergleich der Anzahl an Posts mit Äußerungen von Bedürfnissen und Ressourcen	372
30	Wortwolken der kategorisierten Posts aus Sozialen Medien während dem Juni-Hochwasser	373
31	Wortwolken der kategorisierten Posts aus Sozialen Medien während dem Weihnachtshochwasser	374

Tabellenverzeichnis für den Anhang

1	Kodierschema für die Fragestellungen W42 und W43	238
2	Webumfrage: Betroffenheit und Beanspruchung in Relation zu verschiedenen soziale Bezugskreisen	243
3	Webumfrage: Zusammenhänge zwischen Betroffenheit und Beanspruchung .	243
4	Panelbefragung: Erwartungen der Bevölkerung an Organisationen der Gefahrenabwehr	244
5	Webumfrage: Zusammenhänge zwischen psychosozialer Nutzung der Sozialen Medien während und nach der Flutkatastrophe 2021	245
6	Angabe zur Häufigkeit der Wahrnehmung von Informationen auf ausgewählten Plattformen der Sozialen Medien	246
7	Angabe zur Häufigkeit der aktiven Suche von Informationen auf ausgewählten Plattformen der Sozialen Medien	246
8	Angabe zur Häufigkeit des Teilens von Informationen auf ausgewählten Plattformen der Sozialen Medien	247
9	Panelbefragung: Soziodemografische Merkmale und Themenhäufigkeit von Nutzern der Sozialen Medien, die in Krisen- und Katastrophensituationen Informationen suchen und weitergeben	247
10	Panelbefragung: Modellanpassungskriterien der Latenten Klassenanalyse für Lösungen aus einer bis sechs latenten Themenklassen für Nutzer der Sozialen Medien in Krisen- und Katastrophensituationen	249
11	Panelbefragung: Modellanpassungskriterien der Latenten Klassenanalyse für Lösungen aus einer bis sechs latenten Themenklassen für psychosoziale Nutzer der Sozialen Medien in Krisen- und Katastrophensituationen	250
12	Panelbefragung: Geschätzte Indikatorwahrscheinlichkeiten der gesuchten Inhalte (Latente Klassenanalyse)	250
13	Panelbefragung: Geschätzte Indikatorwahrscheinlichkeiten der geteilten Inhalte (Latente Klassenanalyse)	251
14	Panelbefragung: Geschätzte Indikatorwahrscheinlichkeiten der geteilten psychosozialen Inhalte (Latente Klassenanalyse)	251
15	Panelbefragung: Ergebnisse der multinomialen logistischen Regressionsmodelle (Latente Klassenanalyse - Suche in Sozialen Medien)	252
16	Panelbefragung: Ergebnisse der multinomialen logistischen Regressionsmodelle (Latente Klassenanalyse - Teilen in Sozialen Medien)	253
17	Panelbefragung: Ergebnisse der multinomialen logistischen Regressionsmodelle (Latente Klassenanalyse - Teilen psychosozialer Inhalte in Sozialen Medien)	254

18	Offene Webumfrage: Soziodemografische Merkmale und Themenhäufigkeit von Nutzern der Sozialen Medien, die in Krisen- und Katastrophensituationen Informationen wahrnehmen, suchen und weitergeben	255
19	Offene Webumfrage: Modellanpassungskriterien der Latenten Klassenanalyse für Lösungen aus einer bis sechs latenten Themenklassen für Nutzer der Sozialen Medien in Krisen- und Katastrophensituationen	257
20	Offene Webumfrage: Modellanpassungskriterien der Latenten Klassenanalyse für Lösungen aus einer bis sechs latenten Themenklassen für Nutzer der Sozialen Medien in Krisen- und Katastrophensituationen	258
21	Offene Webumfrage: Geschätzte Indikatorwahrscheinlichkeiten der wahrgenommenen Inhalte (Latente Klassenanalyse)	259
22	Offene Webumfrage: Geschätzte Indikatorwahrscheinlichkeiten der durchsuchten Plattformen (Latente Klassenanalyse)	260
23	Offene Webumfrage: Geschätzte Indikatorwahrscheinlichkeiten der geteilten Inhalte (Latente Klassenanalyse)	261
24	Offene Webumfrage: Ergebnisse der multinomialen logistischen Regressionsmodelle (Latente Klassenanalyse - Wahrnehmung von Informationen in Sozialen Medien)	262
25	Offene Webumfrage: Ergebnisse der multinomialen logistischen Regressionsmodelle (Latente Klassenanalyse - Suche in Sozialen Medien)	263
26	Offene Webumfrage: Ergebnisse der multinomialen logistischen Regressionsmodelle (Latente Klassenanalyse - Teilen von Inhalten in Sozialen Medien) .	264
27	Offene Webumfrage: Ergebnisse der ordinalen logistischen Regressionsanalyse	266
28	Scoping Review: PRISMA-ScR Checkliste	267
29	Scoping Review: Such-Abfrage der Datenbank Web of Science	271
30	Scoping Review: Such-Abfrage der Datenbank Scopus	272
31	Scoping Review: Such-Abfrage der Datenbank PubMed	273
32	Scoping Review: Unterscheidungsmerkmale gegenüber bestehenden Reviews	276
33	Scoping Review: Leitfaden zur Datenextraktion	279
34	Scoping Review Datenextraktionstabelle: Charakteristika der eingeschlossenen Studien	284
35	Übersicht über die Workshop-Tage	309
36	Leitsätze der Gastgebernden	312
37	Leitfragen für die Gastgebernden - Erster Workshoptag	313
38	Leitfragen für die Gastgebernden - Zweiter Workshoptag	314
39	Deduktiv-induktives Kodierschema für die Protokolle des VOST-Workshops	315
40	Deduktives Kodierschema für Posts aus dem Zeitraum des Weihnachtshochwassers 2023	323
41	Deduktives Kodierschema für Posts aus dem Zeitraum des Juni-Hochwassers 2024	334
42	Uni- und Bigrammanalyse des Datensatzes Sozialer Medien aus der Referenzphase	340
43	Uni- und Bigrammanalyse des Datensatzes Sozialer Medien aus dem Juni-Hochwasser 2024	341
44	Uni- und Bigrammanalyse des Datensatzes Sozialer Medien aus dem Weihnachtshochwasser 2023	343
45	Korrelationsanalyse der Sentimentmodelle für die Referenzphase	345
46	Korrelationsanalyse der Sentimentmodelle für die Präphase des Juni-Hochwassers	345

47	Korrelationsanalyse der Sentimentmodelle für die Akutphase des Juni-Hochwassers	345
48	Korrelationsanalyse der Sentimentmodelle für die Postphase des Juni-Hochwassers	345
49	Korrelationsanalyse der Sentimentmodelle für die Präphase des Weihnachtshochwassers	346
50	Korrelationsanalyse der Sentimentmodelle für die Akutphase des Weihnachtshochwassers	346
51	Korrelationsanalyse der Sentimentmodelle für die Postphase des Weihnachtshochwassers	346
52	Zweifaktorielle Varianzanalyse für Ränge nach Friedman der verschiedenen Sentimentmodelle	346
53	Ergebnisse der Themenmodellierung mit Gensim und Scikit-Learn	350

A. Methodische Konstrukte zur Erfassung der Bevölkerungsperspektive

A.1 Fragestellungen der durchgeführten Panelbefragung

Frage P1 *Einverständniserklärung*

Bei der Umfrage werden Fragen zu Ihrer Nutzung sozialer Medien anonymisiert erfasst. Hierbei liegt ein Fokus auf der allgemeinen Nutzung, der Nutzung aus psychologischer Perspektive sowie der Nutzung in Krisensituationen.

Bitte geben Sie hiermit Ihr Einverständnis zur Teilnahme an der Umfrage.

Ohne Ihre explizite Zustimmung zur Teilnahme an der vorliegenden Umfrage können wir die durch Sie beigetragenen Informationen leider nicht auswerten.

Bei dieser Umfrage sind keine Risiken zu erwarten, die negative Effekte hervorrufen und über das im Alltag zu erwartende Maß hinausgehen. Sollten Sie sich zu irgendeinem Zeitpunkt bei der Umfrage unwohl fühlen, können Sie die Befragung ohne jegliche Konsequenzen sofort abbrechen.

einverstanden

nicht einverstanden

Frage P2 *Demografische Daten*

In welchem Jahr wurden Sie geboren?

Bitte wählen Sie eine der folgenden Antworten:

2005

...

2004

1914

...

1913

Frage P3 *Demografische Daten*

Welches Geschlecht haben Sie?

Bitte geben Sie das Geschlecht an, dem Sie sich zugehörig fühlen.

Bitte wählen Sie eine der folgenden Antworten:

männlich

weiblich

divers

Frage P4 *Demografische Daten*

Welche Staatsangehörigkeit haben Sie?

Wählen Sie alle zutreffenden Optionen

deutsch

polnisch

andere

türkisch

syrisch

Frage P5 *Demografische Daten*

In welchem Bundesland liegt ihr Hauptwohnsitz aktuell?

Bitte wählen Sie eine der folgenden Antworten:

Wenn Sie 'Anderes' auswählen, spezifizieren Sie bitte Ihre Auswahl im entsprechenden Textfeld.

- | | | |
|--|---|---|
| <input type="checkbox"/> Baden-Württemberg | <input type="checkbox"/> Hessen | <input type="checkbox"/> Saarland |
| <input type="checkbox"/> Bayern | <input type="checkbox"/> Mecklenburg-Vorpommern | <input type="checkbox"/> Sachsen |
| <input type="checkbox"/> Berlin | <input type="checkbox"/> Niedersachsen | <input type="checkbox"/> Sachsen-Anhalt |
| <input type="checkbox"/> Brandenburg | <input type="checkbox"/> Nordrhein-Westfalen | <input type="checkbox"/> Schleswig-Holstein |
| <input type="checkbox"/> Bremen | <input type="checkbox"/> Rheinland-Pfalz | <input type="checkbox"/> Thüringen |
| <input type="checkbox"/> Hamburg | | <input type="checkbox"/> Anderes |

Frage P6 *Demografische Daten*

Wie viele Personen leben ständig in Ihrem Haushalt, Sie selbst eingeschlossen? Denken Sie dabei bitte auch an alle im Haushalt lebenden Kinder.

Als privaten Haushalt bezeichnet man alle zusammen wohnenden, eine wirtschaftliche Einheit bildenden Personengemeinschaften (Mehrpersonenhaushalt) sowie Personen, die allein wohnen und wirtschaften (Einpersonenhaushalt).

Bitte wählen Sie eine der folgenden Antworten:

- | | | | |
|----------------------------|----------------------------|----------------------------|--------------------------------------|
| <input type="checkbox"/> 1 | <input type="checkbox"/> 4 | <input type="checkbox"/> 7 | <input type="checkbox"/> 10 |
| <input type="checkbox"/> 2 | <input type="checkbox"/> 5 | <input type="checkbox"/> 8 | |
| <input type="checkbox"/> 3 | <input type="checkbox"/> 6 | <input type="checkbox"/> 9 | <input type="checkbox"/> mehr als 10 |

Frage P7 *Demografische Daten*

Wie viele Kinder im Alter von unter 18 Jahren haben Sie?

Bitte wählen Sie eine der folgenden Antworten:

- | | |
|----------------------------------|--------------------------------|
| <input type="checkbox"/> Anzahl: | <input type="checkbox"/> keine |
|----------------------------------|--------------------------------|

Frage P8 *Demografische Daten*

Wie hoch ist das durchschnittliche monatliche Nettoeinkommen Ihres Haushalts insgesamt?

Unter durchschnittlichem monatlichem Nettoeinkommen Ihres Haushalts ist die Summe zu verstehen, die sich aus Lohn, Gehalt, Einkommen aus selbständiger Tätigkeit, Rente oder Pension ergibt. Rechnen Sie bitte auch die Einkünfte aus öffentlichen Beihilfen, Einkommen aus Vermietung und Verpachtung, Vermögen, Wohngeld, Kindergeld und sonstige Einkünfte hinzu und ziehen Sie dann Steuern und Sozialversicherungsbeiträge ab.

Bitte wählen Sie eine der folgenden Antworten:

- | | |
|---|---|
| <input type="checkbox"/> unter 900 Euro | <input type="checkbox"/> 2.000 bis unter 2.600 Euro |
| <input type="checkbox"/> 900 bis unter 1.300 Euro | <input type="checkbox"/> 2.600 bis unter 3.600 Euro |
| <input type="checkbox"/> 1.300 bis unter 1.500 Euro | <input type="checkbox"/> 3.600 bis unter 5.000 Euro |
| <input type="checkbox"/> 1.500 bis unter 2.000 Euro | <input type="checkbox"/> 5.000 Euro und darüber |

Frage P9 *Demografische Daten*

Was ist Ihr höchster Bildungsabschluss?

Bitte wählen Sie eine der folgenden Antworten:

- | | |
|--|--|
| <input type="checkbox"/> Kein Schulabschluss | <input type="checkbox"/> Abgeschlossene Ausbildung |
| <input type="checkbox"/> Hauptschulabschluss | <input type="checkbox"/> Fachhochschulabschluss |
| <input type="checkbox"/> Realschule (Mittlere Reife) | <input type="checkbox"/> Hochschulabschluss |
| <input type="checkbox"/> Fachabitur | <input type="checkbox"/> Promotion/Habilitation |
| <input type="checkbox"/> Gymnasium (Abitur) | <input type="checkbox"/> Anderes (Bitte spezifizieren) |

Frage P10 *Demografische Daten*

Bitte ordnen Sie Ihre Tätigkeit einer Branche/einem Wirtschaftszweig zu.

Als Ihre Tätigkeit gilt neben dem Beruf auch eine Ausbildung oder ein Studium.

Bitte wählen Sie eine der folgenden Antworten:

- | | |
|--|--|
| <input type="checkbox"/> Land- und Forstwirtschaft, Fischerei | <input type="checkbox"/> Banken/Finanz- und Versicherungsdienstleister |
| <input type="checkbox"/> Verarbeitendes Gewerbe/Herstellung von Waren, Bergbau und Gewinnung von Steinen und Erden, sonstige Industrie | <input type="checkbox"/> Grundstücks- und Wohnungswesen |
| <input type="checkbox"/> Baugewerbe, Hoch- und Tiefbau | <input type="checkbox"/> Freiberufliche, wissenschaftliche und technische Dienstleistungen sowie sonstige wirtschaftliche Dienstleistungen |
| <input type="checkbox"/> Handel, Verkehr und Lagerei, Gastgewerbe/Beherbergung und Gastronomie | <input type="checkbox"/> Öffentliche Verwaltung, Verteidigung, Sozialversicherung, Erziehung und Unterricht, Gesundheits- und Sozial- |
| <input type="checkbox"/> Information und Kommunikation | |

- wesen keine Tätigkeit
- Sonstige Branche (Bitte spezifizieren)

Frage P11 *Demografische Daten*

Arbeiten oder engagieren Sie sich aktuell für eine Hilfsorganisation oder Behörde mit Sicherheitsaufgaben (kurz: BOS), bspw. Polizei, Feuerwehr, Rettungsdienst, THW?

Der Begriff Engagement bedeutet ganz allgemein, dass Menschen sich aktiv für etwas einsetzen, das ihnen wichtig ist. Bei ausschließlich finanzieller Unterstützung ist diese Frage zu verneinen.

Bitte wählen Sie eine der folgenden Antworten:

- Nein Ja

Frage P12 *Demografische Daten*

Für welche Organisation oder Behörde engagieren Sie sich?

Frage P13 *Allgemeine Nutzung sozialer Medien*

Wofür benutzen Sie soziale Medien?

Ein großer Teil der Befragung konzentriert sich auf Ihren Umgang mit sozialen Medien. Die folgende Definition von sozialen Medien ist daher für den weiteren Verlauf der Befragung wichtig.

Der Begriff „Soziale Medien“ meint digital vernetzte Technologien, mit dem Ziel, Informationen aller Art zugänglich zu machen, soziale Beziehungen zu knüpfen und/oder zu pflegen. Dazu gehören Plattformen wie bspw. Twitter, Instagram und Facebook, aber auch WhatsApp, Telegram, Snapchat, Pinterest, etc.

Wählen Sie alle zutreffenden Optionen

- | | |
|--|---|
| <input type="checkbox"/> soziale Beziehungen knüpfen | <input type="checkbox"/> Überwachung anderer |
| <input type="checkbox"/> Informationssuche | <input type="checkbox"/> Informationsaustausch |
| <input type="checkbox"/> Zeitvertreib | <input type="checkbox"/> Wissen über andere einholen |
| <input type="checkbox"/> Unterhaltung | <input type="checkbox"/> soziale Beziehungen pflegen |
| <input type="checkbox"/> Entspannung | <input type="checkbox"/> Inspiration/Anregungen holen |
| <input type="checkbox"/> Kommunikation | <input type="checkbox"/> anderes (bitte spezifizieren:) |
| <input type="checkbox"/> Meinungsäußerung | <input type="checkbox"/> gar nicht |

Frage P14 *Allgemeine Nutzung sozialer Medien*

Wie häufig nutzen Sie folgenden Plattformen der sozialen Medien, um Informationen öffentlich zu teilen?

Mit „öffentlich Teilen“ ist alles gemeint, was nicht an speziell ausgewählte Empfänger geht. Bsp.: Das Teilen in einem WhatsApp-Chat oder einer -gruppe zählt hier nicht dazu, während das Teilen über den WhatsApp-Status (kein explizit definierter Filter) dazuzählen würde.

	mehr- mals täglich	jeden Tag	mehr- mals pro Woche	etwa 1 x/ Woche	weni- ger als 1 x/ Woche	nie	keinen Ac- count
Facebook							
Instagram							
LinkedIn							
Pinterest							
Reddit							
Snapchat							
Telegram							
TikTok							
Twitter							
Whatsapp							
Xing							
YouTube							
andere							

Frage P15 *Allgemeine Nutzung sozialer Medien*

Bitte geben Sie an, inwieweit Sie der folgenden Aussage zustimmen:

„In meinem Privatleben nutze ich soziale Medien sehr oft.“

Bitte wählen Sie eine der folgenden Antworten:

- stimme gar nicht zu
- stimme eher nicht zu
- teils/teils
- stimme eher zu
- stimme voll zu

Frage P16 *Allgemeine Nutzung sozialer Medien*

Wie oft haben Sie in der Vergangenheit bereits soziale Medien wie bspw. Facebook, Twitter oder Instagram genutzt, um Informationen aufgrund eines Notfallereignisses wie bspw. Stromausfall, Unwetter, Überschwemmung oder Erdbeben zu suchen?

Bitte wählen Sie eine der folgenden Antworten:

- nie
- selten
- gelegentlich
- oft
- immer

Frage P17 *Allgemeine Nutzung sozialer Medien*

Sie haben angegeben, mindestens einmal Informationen im Kontext einer Krisensituation über soziale Medien gesucht zu haben.

Nach welcher Art von Informationen haben Sie gesucht?

Wählen Sie alle zutreffenden Optionen

- Wetterbedingungen/-warnungen
- Straßen-/Verkehrsbedingungen
- Schäden aufgrund des Ereignisses
- Status von Freunden/Familie
- Standort von Freunden/Familie
- Information darüber, wie andere mit der Katastrophe zurechtkommen
- Bilder/Videos von Augenzeugen
- was zu tun ist, um sich selbst zu schützen
- anderes (bitte spezifizieren:)

Frage P18 *Allgemeine Nutzung sozialer Medien*

Wie häufig berücksichtigen Sie folgende Formate bei der Suche?

	nie	selten	gelegentlich	oft	immer
Text					
Bild					
Video					
Audio					

Frage P19 *Allgemeine Nutzung sozialer Medien*

Stellen Sie sich vor, Sie sind von einem Notfallereignis (bspw. Stromausfall, Unwetter, Überschwemmung oder Erdbeben) betroffen, wie wahrscheinlich ist es, dass Sie sich in sozialen Medien darüber informieren?

Bitte wählen Sie eine der folgenden Antworten:

- sehr unwahrscheinlich
- eher unwahrscheinlich
- ungefähr 50 zu 50
- eher wahrscheinlich
- sehr wahrscheinlich

Frage P20 *Allgemeine Nutzung sozialer Medien*

Wie oft haben Sie in der Vergangenheit bereits soziale Medien genutzt, um Informationen aufgrund eines Notfallereignisses wie bspw. Stromausfall, Unwetter, Überschwemmung oder Erdbeben zu teilen?

(Hier sind auch private Chats gemeint.)

Bitte wählen Sie eine der folgenden Antworten:

- nie
- selten
- gelegentlich
- oft
- immer

Frage P21 *Allgemeine Nutzung sozialer Medien*

Sie haben angegeben, mindestens einmal Informationen im Kontext einer Krisensituation über soziale Medien geteilt zu haben.

Welche Informationen haben Sie geteilt?

Wählen Sie alle zutreffenden Optionen

- Wetterbedingungen/-warnungen
- Straßen-/Verkehrsbedingungen
- Zerstörungen aufgrund des Ereignisses
- Standort der eigenen Person
- Status der eigenen Person
- Standort von Freunden/Familie
- Status von Freunden/Familie
- Information darüber, wie Sie selbst mit der Katastrophe zurecht kommen
- Bilder/Videos von Augenzeugen
- was zu tun ist, um sich selbst zu schützen
- anderes (bitte spezifizieren:)

Frage P22 *Allgemeine Nutzung sozialer Medien*

Mit welchen Einstellungen haben Sie diese Informationen geteilt?

Wählen Sie alle zutreffenden Optionen

- für alle öffentlich
- für bestimmte Kontakte zugänglich
- für alle meine Kontakte zugänglich
- in öffentlichen Gruppen
- in privaten Gruppen (nur für die Gruppenmitglieder zugänglich)
- in privaten Chatverläufen
- anderes (bitte spezifizieren:)

Frage P23 *Allgemeine Nutzung sozialer Medien*

Wie häufig teilten Sie Informationen in den konkreten Formaten?

	nie	selten	gelegentlich	oft	immer
Text					
Bild					
Video					
Audio					

Frage P24 *Allgemeine Nutzung sozialer Medien*

Wie wahrscheinlich ist es, dass Sie soziale Medien in Zukunft nutzen werden, um Informationen während oder nach einem Notfallereignis öffentlich zu teilen?

Bitte wählen Sie eine der folgenden Antworten:

- sehr unwahrscheinlich
- eher unwahrscheinlich
- ungefähr 50 zu 50
- eher wahrscheinlich
- sehr wahrscheinlich

Frage P25 *Allgemeine Nutzung sozialer Medien*

Die nachfolgenden Fragen beziehen sich auf die Nutzung sozialer Medien durch Hilfsorganisationen oder Organisationen mit Sicherheitsaufgaben (z. B. Polizei). Bitte geben Sie jeweils den Grad Ihrer Zustimmung an.

„Psychische Belastungen“ sind definiert als die „Gesamtheit aller erfassbaren Einflüsse, die von außen auf den Menschen zukommen und psychisch auf ihn einwirken“, also Reaktionen im Denken, Fühlen, Wahrnehmen, Erinnern usw. hervorrufen (bspw. die soziale Isolation im Kontext der Pandemie).

(Matrix auf der nächsten Seite)

	stimme über- haupt nicht zu	stimme nicht zu	stimme teilwei- se zu	stimme zu	stimme stark zu
Hilfsorganisationen oder Organisationen mit Sicherheitsaufgaben sollten eine direkte Anfrage über die sozialen Medien innerhalb einer Stunde beantworten.					
Hilfsorganisationen oder Organisationen mit Sicherheitsaufgaben sollten soziale Medien beobachten, um Unterstützungsangebote (bspw. Übermittlung eines Hinweises zu Beratungsstellen oder von Handlungsempfehlungen zum Umgang mit der sozialen Isolation) zu machen.					
Hilfsorganisationen oder Organisationen mit Sicherheitsaufgaben sollten psychische Belastungen der Zivilbevölkerung bei Entscheidungen berücksichtigen.					
Hilfsorganisationen oder Organisationen mit Sicherheitsaufgaben sollten spezielle Teams für die Analyse sozialer Medien in Notfallsituationen haben.					
Hilfsorganisationen oder Organisationen mit Sicherheitsaufgaben sollten soziale Medien nutzen, um in Notfällen mit der Öffentlichkeit in Kontakt zu bleiben.					

Frage P26 *Nutzung sozialer Medien im Umgang mit psychischen Belastungen*

Wie oft haben Sie in der Vergangenheit bereits soziale Medien genutzt, um Informationen bzgl. Ihrer psychischen Verfassung aufgrund eines Notfallereignisses, wie bspw. Stromausfall, Unwetter, Überschwemmung oder Erdbeben, zu teilen?

(Hier sind auch private Chats gemeint.)

Bitte wählen Sie eine der folgenden Antworten:

- nie
- selten
- gelegentlich
- oft
- immer

Frage P27 *Nutzung sozialer Medien im Umgang mit psychischen Belastungen*

Sie haben angegeben, mindestens einmal Informationen bzgl. Ihrer psychischen Verfassung im Kontext einer Krisensituation über soziale Medien geteilt zu haben.

Welche Informationen haben Sie geteilt?

Wählen Sie alle zutreffenden Optionen

- Sorgen und Ängste
- Selbstzweifel
- Anteilnahme
- Bitte um Hilfe
- Verweise auf Hilfsangebote
- eigene Hilfsbereitschaft oder -angebote
- anderes (bitte spezifizieren:)

Frage P28 *Nutzung sozialer Medien im Umgang mit psychischen Belastungen*

Mit welchen Einstellungen haben Sie diese Informationen geteilt?

Wählen Sie alle zutreffenden Optionen

- für alle öffentlich
- für bestimmte Kontakte zugänglich
- für alle meine Kontakte zugänglich
- in öffentlichen Gruppen
- in privaten Gruppen (nur für die Gruppenmitglieder zugänglich)
- in privaten Chatverläufen
- anderes (bitte spezifizieren:)

Frage P29 *Nutzung sozialer Medien im Umgang mit psychischen Belastungen*
Wie häufig teilten Sie Informationen in den konkreten Formaten?

	nie	selten	gelegentlich	oft	immer
Text					
Bild					
Video					
Audio					

Frage P30 *Nutzung sozialer Medien im Umgang mit psychischen Belastungen*
Folgend werden einige schwierige oder Stress hervorrufende Situationen benannt. Geben Sie bitte für jede aufgeführte Situation eine oder mehrere der folgenden Optionen an:

- (a) Es ist Ihnen persönlich passiert.
- (b) Sie waren Zeug*in, wie es jemand anderem passiert ist.
- (c) Sie haben darüber von einem engen Familienmitglied oder einem/einer Freund*in erfahren (die/der Zeug*in oder betroffen war).
- (d) Sie waren der Situation durch Ihren Job ausgesetzt.
- (e) Sie sind sich nicht sicher, ob Sie sich in einer solchen Situation bereits befunden haben.
- (f) Sie haben sich in einer solchen Situation definitiv noch nicht befunden.

Bitte berücksichtigen Sie beim Beantworten Ihr gesamtes Leben (Kindheit wie Erwachsenendasein), bzw. alles, woran Sie sich zurückerinnern können.

(Matrix auf der nächsten Seite)

	(a)	(b)	(c)	(d)	(e)	(f)
Naturkatastrophe (bspw. Starkregen, Hurrikane, Erdbeben, etc.)						
Feuer/Explosion						
Verkehrsunfall (bspw. Autounfall)						
ernsthafter Unfall bei der Arbeit, zuhause oder während Freizeitaktivitäten						
Angriff (bspw. sexuell, mit einer Waffe, physisch)						
andere unerwünschte oder unangenehme sexuelle Erfahrung						
Kampf im oder Ausgesetztsein gegenüber einem Kriegsgebiet						
Gefangenschaft (bspw. entführt oder als Geisel gehalten werden, Kriegsgefangenschaft))						
lebensbedrohliche Erkrankung oder Verletzung						
plötzlicher gewaltsamer Tod (bspw. Totschlag, Selbstmord)						
plötzlicher Unfalltod						
schwere Verletzungen, Schäden oder Tod, die Sie bei jemand anderem verursacht haben						

Frage P31 *Nutzung sozialer Medien im Umgang mit psychischen Belastungen*
Denken Sie an eine seelisch bzw. psychisch belastende Situation in Ihrem Leben zurück, die Sie vor kurzer Zeit erlebt haben. Wie stark war damals Ihr Bedürfnis, sich über soziale Medien öffentlich mitzuteilen?

Bitte wählen Sie eine der folgenden Antworten:

- überhaupt nicht
- wenig
- mittel
- stark
- sehr stark

Frage P32 *Nutzung sozialer Medien im Umgang mit psychischen Belastungen*

Stellen Sie sich nun vor, dass Sie sich in einer seelisch bzw. psychisch belastenden Situation befinden. Wie stark wäre Ihr Bedürfnis in der jetzigen Situation, sich über soziale Medien öffentlich mitzuteilen?

Bitte wählen Sie eine der folgenden Antworten:

- überhaupt nicht
- wenig
- mittel
- stark
- sehr stark

Frage P33 *Nutzung sozialer Medien im Umgang mit psychischen Belastungen*

Zu welchem Zweck verwenden Sie soziale Medien, wenn Sie in einer psychisch weniger guten Verfassung sind?

Ich nutze die sozialen Medien, ...

Die psychische Verfassung meint das aktuelle Befinden, das körperliche und/oder psychische Wohlbefinden und die geistige Verfassung, z. B. Aufmerksamkeit, Betroffenheit.

Mit der Antwortmöglichkeit „um Kontakt zu/Wissen von Gleichgesinnten zu finden“ ist z. B. gemeint, Gruppen in Facebook beizutreten, um Informationen, bspw. zum Umgang mit Belastungen nach einer Trennung oder Trauersituation, zu erhalten.

Wählen Sie alle zutreffenden Optionen

- ... um mich abzulenken
- ... um zu kommunizieren
- ... um mich über meine psychische Verfassung auszutauschen
- ... um Kontakt zu/Wissen von Gleichgesinnten zu finden
- ... um Informationen zu suchen
- ... um Hilfe zu suchen
- gar nicht
- anderes (bitte spezifizieren:)

Frage P34 *Nutzung sozialer Medien im Umgang mit psychischen Belastungen*

Wie häufig nutzen Sie folgende Plattformen der sozialen Medien, um Informationen zum Umgang mit seelischen/psychischen Belastungen zu suchen?

	mehr- mals täglich	jeden Tag	mehr- mals pro Woche	etwa 1 x/ Woche	weni- ger als 1 x/ Woche	nie	keinen Ac- count
Facebook							
Instagram							
LinkedIn							
Pinterest							
Reddit							
Snapchat							
Telegram							
TikTok							
Twitter							
Whatsapp							
Xing							
YouTube							
andere							

Frage P35 *Nutzung sozialer Medien im Umgang mit psychischen Belastungen*

Die nachfolgenden Aussagen beziehen sich auf Ihren Umgang mit seelischen/psychischen Belastungen. Inwieweit stimmen Sie den folgenden Aussagen zu?

	stimme gar nicht zu	stimme eher nicht zu	teils/teils	stimme eher zu	stimme voll zu
Ich teile ich meine Gefühle öffentlich in den sozialen Medien.					
Wenn ich mich alleine fühle, hilft mir die öffentliche Kommunikation über die sozialen Medien.					
Wenn ich traurig bin, lenke ich mich mit sozialen Medien ab.					
Ich kenne viele, die Ihre Gefühle über soziale Medien kundtun.					
Die häufige Nutzung sozialer Medien steigert mein Selbstwertgefühl.					
Die Nutzung sozialer Medien stärkt mein Wohlbefinden.					

Frage P36 *Nutzung sozialer Medien im Umgang mit psychischen Belastungen*

In Folgendem werden mehrere gepostete Aussagen aus sozialen Medien zu vergangenen Ereignissen (Flutkatastrophe in Wuppertal und Bombenentschärfung in Göttingen) dargestellt.

Wie würden Sie die psychische Verfassung des Verfassers bewerten?

Die psychische Verfassung des Verfassers wirkt überwiegend ...

Die psychische Verfassung meint das aktuelle Befinden, das körperliche und/oder psychische Wohlbefinden und die geistige Verfassung, z. B. Aufmerksamkeit, Betroffenheit.

(Matrix auf der nächsten Seite)

	nega- tiv	eher nega- tiv	weder nega- tiv noch positiv	eher positiv	positiv
„Befremdlich ist, dass hier neben ohne Ende Feuerwehr und Polizei auch die Einsatzwagen vom DLRG [Erläuterung: Deutsche Lebens-Rettungs-Gesellschaft e. V.] auf der B7 unterwegs sind.“					
„Ich bin echt erschüttert über die Folgen des #Hochwassers und #Starkregen . Mein Mitgefühl an alle Betroffenen und ein großes Danke an alle Helfer! #Ahrweiler #Hagen #Wuppertal #NRW “					
„Bei mir ist alles gut. Mach mir Sorgen um Freunde in NRW.“					
„Reine Fassungslosigkeit angesichts der Kraft und Wucht, mit der das Rheinland von den Naturgewalten getroffen wurde. Viel Kraft den Betroffenen, Geschädigten und den Hinterbliebenen der dutzenden Toten von Lüttich bis Trier, im Ahrtal, in Maastricht, Aachen und Erfstadt, in Euskirchen und von Eupen bis Hagen, von Leverkusen bis ins Sauerland #hochwasser #rhein #unwetter #regen #katastrophe #ahrweiler #hagen #schuld #wuppertal #eupen #aachen #eifel #klimaschutz #klimawandel #naturgewalt #köln #euskirchen #heimatliebe #rheinlandpfalz #helfen“					
„Uff. Wuppertal ist nun teilweise ohne Strom, der Krisenstab tagt und die Wupper ist so hoch wie noch nie hier. Mulmiges Gefühl, da die Wupper recht nah bei uns ist.“					
„Ich wohne in der ...					

Frage P37 *Nutzung sozialer Medien im Umgang mit psychischen Belastungen*

Inwieweit stimmen Sie den folgenden Aussagen zu:

Die meisten Leute veröffentlichen Informationen zu ihrer psychischen Verfassung, um ...

Eine psychische Verfassung ist Grundlage für Emotionen, Verhalten und den Körper selbst. In der Frage hier ist damit geistiges Befinden/Wohlbefinden oder geistige Verfassung gemeint. Bsp.: Die Mitteilung, dass man sich alleine fühlt.

Enttabuisierung impliziert im Rahmen der Antwortmöglichkeit, etwas zu thematisieren, um einer Sache den Charakter eines Tabus zu nehmen. Bsp.: Das Reden über den Tod normalisieren/erlauben.

	stimme gar nicht zu	stimme eher nicht zu	teils/teils	stimme eher zu	stimme voll zu
... Kontakt zu Gleichgesinnten zu finden.					
... Aufmerksamkeit zu erhalten.					
... Unterstützung zu erhalten.					
... ihr Mitteilungsbedürfnis zu befriedigen.					
... Themen zu enttabuisieren.					
... abgelenkt zu werden.					

Frage P38 *Nutzung sozialer Medien im Umgang mit psychischen Belastungen*
Sind Ihnen folgende Dienstleistungen über soziale Medien bekannt?

	ja	nein
Facebook-Sicherheitschecks - ermöglichen es Ihnen, in Notfallsituationen Freunde und Familie wissen zu lassen, dass Sie in Sicherheit sind		
Krisenchat.de - ermöglicht Kindern, Jugendlichen und jungen Erwachsenen bis 25 Jahren 24/7 die Kontaktaufnahme zu psychologischen, professionellen Berater*innen über die Website, per SMS oder WhatsApp.		
instahelp - psychologische Beratung online per Video-, Audio- & Textchat		
Selfapy - Online-Therapien für Menschen mit Depressionen, Angst- oder Essstörungen		
SR Health - geplante App zur Prävention von notwendiger Psychotherapie		

Frage P39 *Abschluss*

Gibt es weitere Informationen, die Sie uns im Kontext der Nutzung sozialer Medien vor, während und nach einer Notfallsituation mitteilen möchten?

A.2 Fragestellungen der durchgeführten offenen Webumfrage

Frage W1 *Einverständniserklärung*

Bei dieser Umfrage werden Antworten zu Ihren Erfahrungen während der Flutkatastrophe 2021 anonymisiert erfasst. Hierbei liegt ein Fokus auf der psychischen Belastung, der Hilfeleistung durch verschiedene Organisationen sowie der Kommunikation in Krisensituationen. Eine Teilnahme an der Umfrage ist erst ab einem Alter von mind. 18 Jahren möglich.

Bitte geben Sie hiermit Ihr Einverständnis zur Teilnahme an der Umfrage.

Ohne Ihre explizite Zustimmung zur Teilnahme an der vorliegenden Umfrage können wir die durch Sie beigetragenen Informationen leider nicht auswerten. Bei dieser Umfrage sind keine Risiken zu erwarten, die negative Effekte hervorrufen und über das im Alltag zu erwartende Maß hinausgehen. Sollten Sie sich zu irgendeinem Zeitpunkt bei der Umfrage unwohl fühlen, können Sie die Befragung ohne jegliche Konsequenzen sofort abbrechen. Ihre Antworten werden anonymisiert und ohne Personenbezug gespeichert.

Sind Sie mit der Teilnahme an der Umfrage einverstanden?

- Ja Nein

Frage W2 *Demografische Daten*

Zunächst möchten wir etwas zu Ihrer Person erfragen, um die demografischen Daten der Umfrageteilnehmer*innen zu erheben. Demografische Daten sind spezifische Informationen über Personengruppen. Dazu gehören Merkmale wie Alter, Geschlecht, verwendete Sprachen, Wohnort und soziale Merkmale wie Beruf, Familienstand oder Einkommen. Die Erfassung erfolgt anonym. Die Daten sind nicht zu Ihrer Person zurückzufolgen.

In welchem Jahr wurden Sie geboren?

- 2005 ...
 2004 1914
 ... 1913

Frage W3 *Demografische Daten*

Welches Geschlecht haben Sie?

Bitte geben Sie das Geschlecht an, dem Sie sich zugehörig fühlen.

- männlich weiblich divers

Frage W4 *Demografische Daten*

Welche Staatsangehörigkeit haben Sie?

- deutsch polnisch andere
 türkisch syrisch

Frage W5 *Demografische Daten*

In welcher Gemeinde liegt ihr Hauptwohnsitz aktuell?

- | | | |
|---|--------------------------------------|--------------------------------------|
| <input type="checkbox"/> Bad Münstereifel | <input type="checkbox"/> Hellenthal | <input type="checkbox"/> Schleiden |
| <input type="checkbox"/> Blankenheim | <input type="checkbox"/> Kall | <input type="checkbox"/> Weilerswist |
| <input type="checkbox"/> Dahlem | <input type="checkbox"/> Mechernich | <input type="checkbox"/> Zülpich |
| <input type="checkbox"/> Euskirchen | <input type="checkbox"/> Nettersheim | <input type="checkbox"/> Sonstiges: |

Frage W6 *Demografische Daten*

**Wie viele Personen leben ständig in Ihrem Haushalt, Sie selbst eingeschlossen?
Denken Sie dabei bitte auch an alle im Haushalt lebenden Kinder.**

Als privaten Haushalt bezeichnet man alle zusammen wohnenden, eine wirtschaftliche Einheit bildenden Personengemeinschaften (Mehrpersonenhaushalt) sowie Personen, die allein wohnen und wirtschaften (Einpersonenhaushalt).

- | | | | |
|----------------------------|----------------------------|----------------------------|--------------------------------------|
| <input type="checkbox"/> 1 | <input type="checkbox"/> 4 | <input type="checkbox"/> 7 | <input type="checkbox"/> 10 |
| <input type="checkbox"/> 2 | <input type="checkbox"/> 5 | <input type="checkbox"/> 8 | |
| <input type="checkbox"/> 3 | <input type="checkbox"/> 6 | <input type="checkbox"/> 9 | <input type="checkbox"/> mehr als 10 |

Frage W7 *Demografische Daten*

Wie viele Kinder im Alter von unter 18 Jahren haben Sie?

- | | | | |
|----------------------------|----------------------------|----------------------------|-------------------------------------|
| <input type="checkbox"/> 0 | <input type="checkbox"/> 3 | <input type="checkbox"/> 6 | <input type="checkbox"/> 9 |
| <input type="checkbox"/> 1 | <input type="checkbox"/> 4 | <input type="checkbox"/> 7 | |
| <input type="checkbox"/> 2 | <input type="checkbox"/> 5 | <input type="checkbox"/> 8 | <input type="checkbox"/> mehr als 9 |

Frage W8 *Demografische Daten*

Haben Sie im Rahmen der Flutkatastrophe als Spontanhelfer*in unterstützt?
Spontanhelfende im Bevölkerungsschutz sind Bürger*innen (meist nicht selbst betroffen), die eigenständig aktiv werden aus dem Bedürfnis heraus, anderen in einer Notlage zu helfen. Sie sind nicht als Mitglieder einer Organisation des Katastrophenschutzes im Einsatz.

- | | |
|-----------------------------|-------------------------------|
| <input type="checkbox"/> Ja | <input type="checkbox"/> Nein |
|-----------------------------|-------------------------------|

Frage W9 *Demografische Daten*

Waren Sie während der Flutkatastrophe für/in einer oder mehreren der folgenden Organisationen/Bereiche beruflich oder ehrenamtlich tätig?

Bei ausschließlich finanzieller Unterstützung oder Unterstützung als Spontanhelfer*in ist diese Frage zu verneinen.

	Ja	Nein	Keine Antwort
Polizei			
Feuerwehr/Rettungsdienst			
Bundesanstalt Technisches Hilfswerk (THW)			
Deutsche Lebens-Rettungs-Gesellschaft (DLRG)			
Bundeswehr			
Psychosoziale Notfallversorgung			
Kriseninterventionsdienst			
Notfallseelsorge			
Politik			
Andere Behörde oder Organisation mit Sicherheitsaufgaben			

Frage W10 *Demografische Daten*

Welchen Tätigkeitsumfang hatten Sie in den angegebenen Bereichen zum Zeitpunkt der Flutkatastrophe?

Auswahlmöglichkeiten gemäß Frage 9 mit folgenden Spalten:

- | | |
|---|---|
| <input type="checkbox"/> Ehrenamt | <input type="checkbox"/> verbeamtet in Vollzeit |
| <input type="checkbox"/> angestellt in Teilzeit | <input type="checkbox"/> Anderes |
| <input type="checkbox"/> angestellt in Vollzeit | <input type="checkbox"/> Keine Antwort |
| <input type="checkbox"/> verbeamtet in Teilzeit | |

Frage W11 *Demografische Daten*

Sind Sie aktuell immer noch für die von Ihnen angegebenen Organisationen/Bereiche tätig?

Auswahlmöglichkeiten gemäß Frage 9 mit folgenden Spalten:

- | | |
|-------------------------------|--|
| <input type="checkbox"/> Ja | <input type="checkbox"/> Keine Antwort |
| <input type="checkbox"/> Nein | |

Frage W12 *Demografische Daten*

In welchen Gemeinden waren Sie im Kontext der Flutkatastrophe tätig?

Wählen Sie alle zutreffenden Optionen

- | | | |
|---|--------------------------------------|--------------------------------------|
| <input type="checkbox"/> Bad Münstereifel | <input type="checkbox"/> Hellenthal | <input type="checkbox"/> Schleiden |
| <input type="checkbox"/> Blankenheim | <input type="checkbox"/> Kall | <input type="checkbox"/> Weilerswist |
| <input type="checkbox"/> Dahlem | <input type="checkbox"/> Mechernich | <input type="checkbox"/> Zülpich |
| <input type="checkbox"/> Euskirchen | <input type="checkbox"/> Nettersheim | <input type="checkbox"/> Sonstiges: |

Frage W13 *Betroffenheit und Belastung*

Im Folgenden werden Fragen zu Ihrer eigenen Betroffenheit und Belastung sowie der Ihres sozialen Umfelds gestellt. Hierbei wird bewusst in die Begrifflichkeiten Betroffenheit und Belastung unterschieden.

Betroffenheit: objektive Gegebenheiten

Belastung: psychische Empfindungen

Wie lange mussten Sie während der Flutkatastrophe Ihr Zuhause verlassen?

- gar nicht
- für Stunden
- für Tage
- für Wochen
- für Monate
- das zu Hause wurde zerstört

Frage W14 *Betroffenheit und Belastung*

Wo waren Sie während der Evakuierungszeit?

Viele Menschen mussten aufgrund der steigenden Wassermassen doppelt evakuiert werden, zunächst aus dem Zuhause in eine Notunterkunft und dann nochmal aus der Notunterkunft in eine zweite Notunterkunft. Um diese doppelte Evakuierung ebenfalls erfassen zu können, wurde die Antwortmöglichkeit „zweite Notunterkunft“ hinzugefügt.

Während der Evakuierungsphase war ich ... untergebracht.

- ... in einer Notunterkunft ...
- ... in einer zweiten Notunterkunft ...
- ... bei Freund*innen ...
- ... bei Familienmitgliedern ...
- ... an einem anderen Ort ...

Frage W15 *Betroffenheit und Belastung*

Wie oft haben Sie während der Flutkatastrophe Hilfe von den folgenden Akteur*innen erfahren?

Die Antwortmöglichkeit „Akteur*innen der psychischen Ersten Hilfe (Seelsorge/KID/PSNV)“ steht für folgende Definition: Der Kriseninterventionsdienst (KID) unterstützt in Form von psychosozialer Notfallversorgung (PSNV) die Bewältigung kritischer Lebensereignisse und der damit einhergehenden Belastungen. Umgangssprachlich kann die Unterstützung auch als psychische erste Hilfe bezeichnet werden.

	nie	selten	gelegentlich	oft	sehr oft	Keine Antwort
Polizei						
Feuerwehrr/Rettungsdienst						
Bundesanstalt Technisches Hilfswerk (THW)						
Deutsche Lebens-Rettungs-Gesellschaft (DLRG)						
Bundeswehr						
Psychosoziale Notfallversorgung						
Kriseninterventionsdienst						
Notfallseelsorge						
Politik						
Andere Behörde oder Organisation mit Sicherheitsaufgaben						

Frage W16 *Betroffenheit und Belastung*

Wie hoch würden Sie die Betroffenheit folgender Bereiche durch die Flutkatastrophe einschätzen?

Hierbei geht es vor allem um physische oder materielle Schäden (z. B. finanzielle Einbußen, Verletzungen, Verlust von Eigentum).

	gar nicht	sehr niedrig	niedrig	mittel	hoch	sehr hoch	Kei- ne Ant- wort
eigener Haushalt							
nahes soziales Umfeld (bspw. Freund*innen)							
weiteres soziales Umfeld (bspw. Bekannte)							
weitere Region							

Frage W17 *Betroffenheit und Belastung*

Wie hoch würden Sie Ihre eigene psychische Belastung während der Flutkatastrophe (14./15.07.2021) in Bezug auf die Betroffenheit der folgenden Bereiche einschätzen?

Hierbei geht es ausschließlich um Ihre subjektiv empfundene Belastung, nicht jedoch um die Belastung enger Verwandter oder von Freund*innen.

„Psychische Belastungen“ sind definiert als die „Gesamtheit aller erfassbaren Einflüsse, die von außen auf den Menschen zukommen und psychisch auf ihn einwirken“, also Reaktionen im Denken, Fühlen, Wahrnehmen, Erinnern usw. hervorrufen (bspw. die soziale Isolation im Kontext der Pandemie).

	gar nicht	sehr niedrig	niedrig	mittel	hoch	sehr hoch	Kei- ne Ant- wort
eigener Haushalt							
nahes soziales Umfeld (bspw. Freund*innen)							
weiteres soziales Umfeld (bspw. Bekannte)							
weitere Region							

Frage W18 *Betroffenheit und Belastung*

Wie hoch haben Sie Ihre eigene psychische Belastung durch die aufgeführten Gegebenheiten während der Flutkatastrophe (14./15.07.2021) empfunden?

Hierbei geht es ausschließlich um Ihre subjektiv empfundene Belastung, nicht jedoch um die Belastung enger Verwandter oder von Freund*innen..

	nicht vorhan- den	sehr nied- rig	nied- rig	mittel	hoch	sehr hoch	Keine Ant- wort
Hilflosigkeit							
Stress							
lang andauernde Hilfeleistungen im Einsatz							
unkoordinierte Hilfeleistungen im Einsatz							
fehlende Informationen							
fehlende Kommunikations- möglichkeiten							
Ortswechsel							

Frage W19 *Betroffenheit und Belastung*

Wie hoch würden Sie Ihre eigene psychische Belastung bis zu einem Monat nach der Flutkatastrophe in Bezug auf die Betroffenheit der folgenden Bereiche einschätzen?

Hierbei geht es ausschließlich um Ihre subjektiv empfundene Belastung, nicht jedoch um die Belastung enger Verwandter oder von Freund*innen.

„Psychische Belastungen“ sind definiert als die „Gesamtheit aller erfassbaren Einflüsse, die von außen auf den Menschen zukommen und psychisch auf ihn einwirken“, also Reaktionen im Denken, Fühlen, Wahrnehmen, Erinnern usw. hervorrufen (bspw. die soziale Isolation im Kontext der Pandemie).

(Matrix auf der nächsten Seite)

	gar nicht	sehr niedrig	niedrig	mittel	hoch	sehr hoch	Kei- ne Ant- wort
eigener Haushalt							
nahes soziales Umfeld (bspw. Freund*innen)							
weiteres soziales Umfeld (bspw. Bekannte)							
weitere Region							

Frage W20 *Betroffenheit und Belastung*

Kennen Sie die Angebote der psychosozialen Unterstützung, bspw. Notfallseelsorge, Kriseninterventionsdienst und Psychosoziale Notfallversorgung?

Ja

Nein

Frage W21 *Betroffenheit und Belastung*

Woher kennen Sie die Angebote?

durch das soziale Umfeld

soziale Medien (bspw. Twitter)

durch Kolleg*innen

klassische Medien (bspw. Radio)

durch die Organisationsführung

Flyer

Anderes (Bitte spezifizieren:)

Frage W22 *Hilfeleistungen im Rahmen des Katastrophenschutzes*

Im Folgenden werden Fragen zu Ihren Hilfeleistungen im zeitlichen Rahmen der Flutkatastrophe gestellt.

Wie oft haben Sie im zeitlichen Rahmen der Flutkatastrophe mit den aufgeführten Organisationen/Personenkreisen gemeinsam agiert?

	nie	selten	gelegentlich	oft	sehr oft	Keine Antwort
Polizei						
Feuerwehr/Rettungsdienst						
Bundesanstalt Technisches Hilfswerk (THW)						
Deutsche Lebens-Rettungs-Gesellschaft (DLRG)						
Freund*innen						
Verwandte						
Nachbar*innen						
Akteur*innen der psychischen Ersten Hilfe (Seelsorge/KID/PSNV)						
Andere						

Frage W23 *Hilfeleistungen im Rahmen des Katastrophenschutzes*

Wie lange haben Sie während der Flutkatastrophe maximal am Stück Hilfeleistungen durchgeführt/unterstützt?

- gar nicht ... Stunden
 weniger als 5 Stunden ca. 75-79 Stunden
 ca. 5-9 Stunden ca. 80 oder mehr keine Angabe

Frage W24 *Hilfeleistungen im Rahmen des Katastrophenschutzes*

Was war während der Flutkatastrophe Ihre längste Wartezeit im Dienst ohne Einsatzauftrag?

- weniger als 5 Stunden ... ca. 80 oder mehr Stunden
 ca. 5-9 Stunden ca. 75-79 Stunden keine Angabe

Frage W25 *Hilfeleistungen im Rahmen des Katastrophenschutzes*

Wie gut haben Sie sich durch Aus- und Fortbildung auf ein solches Katastrophenereignis vorbereitet gefühlt?

- sehr gut
- relativ gut
- mittelmäßig
- relativ schlecht
- sehr schlecht
- gar nicht

Frage W26 *Hilfeleistungen im Rahmen des Katastrophenschutzes*

Hat Ihnen in der Hilfeleistungssituation während der Flutkatastrophe etwas gefehlt?

- Ja
- Nein

Frage W27 *Hilfeleistungen im Rahmen des Katastrophenschutzes*

Was hat Ihnen gefehlt?

Frage W28 *Geleistete Psychosoziale Notfallversorgung*

Der Kriseninterventionsdienst (KID), Notfallseelsorge und Teams der PSNV unterstützen in Form von psychosozialer Notfallversorgung (PSNV) die Bewältigung kritischer Lebensereignisse und der damit einhergehenden Belastungen. Umgangssprachlich kann die Unterstützung auch als psychische Erste Hilfe bezeichnet werden.

Sie haben angegeben, im Bereich der PSNV tätig geworden zu sein. Im Folgenden werden Fragen zur geleisteten psychosozialen Unterstützung im Rahmen der Flutkatastrophe gestellt.

Im Folgenden werden einige Maßnahmen der psychosozialen Unterstützung genannt. Inwieweit stimmen Sie den folgenden Aussagen zu?

Ich hatte das Gefühl, ... hat den betreuten Personen sehr geholfen.

Matrix bestehend aus den folgenden Zeilen:

- | | |
|--|--|
| <input type="checkbox"/> ... die Informationsübermittlung ... | <input type="checkbox"/> ... das aufmerksame Zuhören ... |
| <input type="checkbox"/> ... die Vermittlung von Sicherheit (bspw. Beruhigung)... | <input type="checkbox"/> ... der Körperkontakt (z.B. in den Arm nehmen) ... |
| <input type="checkbox"/> ... das Aufzeigen von Orientierung (bspw. nächste Schritte)... | <input type="checkbox"/> ... die Ablenkung durch die Unterhaltung ... |
| <input type="checkbox"/> ... die Unterstützung bei der Kontaktaufnahme mit der Familie oder mit Freund*innen ... | <input type="checkbox"/> ... die Vermittlung professioneller Anlaufstellen ... |

und folgenden Spalten:

- | | |
|--|---|
| <input type="checkbox"/> stimme stark zu | <input type="checkbox"/> stimme überhaupt nicht zu |
| <input type="checkbox"/> stimme zu | <input type="checkbox"/> Die Maßnahme wurde nicht eingesetzt. |
| <input type="checkbox"/> stimme teilweise zu | <input type="checkbox"/> Das kann ich nicht einschätzen. |
| <input type="checkbox"/> stimme nicht zu | <input type="checkbox"/> Keine Antwort |

Frage W29 *Geleistete Psychosoziale Notfallversorgung*

Wie oft haben Sie mit weiteren Personen über Ihre eigene Belastung durch die erfahrenen Schicksale geredet?

- nie
- selten
- gelegentlich
- oft
- sehr oft

Frage W30 *Erhaltene Psychosoziale Notfallversorgung*

Der Kriseninterventionsdienst (KID), die Notfallseelsorge und Teams der PSNV unterstützen in Form von psychosozialer Notfallversorgung (PSNV) die Bewältigung kritischer Lebensereignisse und der damit einhergehenden Belastungen. Umgangssprachlich kann die Unterstützung auch als psychische Erste Hilfe bezeichnet werden.

Im Folgenden werden Fragen zur erfahrenen psychosozialen Unterstützung im Rahmen der Flutkatastrophe gestellt.

Inwieweit stimmen Sie den folgenden Aussagen zu?

Ich habe keine psychosoziale Unterstützung durch die Seelsorge/das KID/das Team der PSNV in Anspruch genommen, weil ...

Der Kriseninterventionsdienst (KID), die Notfallseelsorge und Teams der PSNV unterstützen in Form von psychosozialer Notfallversorgung (PSNV) die Bewältigung kritischer Lebensereignisse und der damit einhergehenden Belastungen. Umgangssprachlich kann die Unterstützung auch als psychische Erste Hilfe bezeichnet werden.

Matrix bestehend aus den folgenden Zeilen:

- ... ich mit meinem sozialen Umfeld über die Belastungen gesprochen habe.
- ... Ich Angst vor der Wirkung auf meine Karriere hatte.
- ... ich keine starke Belastung verspürt habe.
- ... ich alleine mit der Belastung umgehen konnte.
- ... ich andere Stellen für die Verarbeitung aufgesucht habe.
- ... ich nicht glaube, dass das was bringt.
- ... ich nicht zugeben wollte, dass ich Hilfe brauche.
- ... ich die Wirkung, die eine solche Inanspruchnahme auf mein Umfeld hat, nicht gut finde.
- ... mir ein Angebot der PSNV nicht bekannt war.

und folgenden Spalten:

- stimme stark zu
- stimme zu
- stimme teilweise zu
- stimme nicht zu
- stimme überhaupt nicht zu
- Keine Antwort

Frage W31 *Erhaltene Psychosoziale Notfallversorgung*

Wann haben Sie psychosoziale Unterstützung erstmalig in Anspruch genommen?

... nach meinem Einsatz.

- Direkt ...
- Innerhalb von 24 Stunden ...
- Innerhalb von zwei bis sechs Tagen ...
- Innerhalb von einer bis drei Wochen ...
- Innerhalb von einem Monat ...
- Anderes (Bitte spezifizieren:)

Frage W32 *Erhaltene Psychosoziale Notfallversorgung*

Über welchen Zeitraum haben Sie psychosoziale Unterstützung in Anspruch genommen?

- einmalig
- mehrmals in einer Woche
- über Wochen
- über Monate
- heute noch

Frage W33 *Erhaltene Psychosoziale Notfallversorgung*

Wie erfolgte die Kontaktaufnahme mit dem Team des KID/ der Seelsorge/ der PSNV?

Der Kriseninterventionsdienst (KID) unterstützt in Form von psychosozialer Notfallversorgung (PSNV) die Bewältigung kritischer Lebensereignisse und der damit einhergehenden Belastungen. Umgangssprachlich kann die Unterstützung auch als psychische erste Hilfe bezeichnet werden.

- eigene aktive Nachfrage
- aktive Begegnung durch den KID/ die Seelsorge/ das Team PSNV
- Pflichtveranstaltung
- Anderes (Bitte spezifizieren:)

Frage W34 *Erhaltene Psychosoziale Notfallversorgung*

Im Folgenden werden einige Maßnahmen der psychosozialen Unterstützung genannt. Inwiefern stimmen Sie den folgenden Aussagen im Kontext der Flutkatastrophe zu?

... durch das KID/die Notfallseelsorge/das Team der PSNV hat mir sehr geholfen.

Matrix bestehend aus den folgenden Zeilen:

- | | |
|--|--|
| <input type="checkbox"/> ... die Informationsübermittlung ... | <input type="checkbox"/> ... das aufmerksame Zuhören ... |
| <input type="checkbox"/> ... die Vermittlung von Sicherheit (bspw. Beruhigung)... | <input type="checkbox"/> ... der Körperkontakt (z.B. in den Arm nehmen) ... |
| <input type="checkbox"/> ... das Aufzeigen von Orientierung (bspw. nächste Schritte)... | <input type="checkbox"/> ... die Ablenkung durch die Unterhaltung ... |
| <input type="checkbox"/> ... die Unterstützung bei der Kontaktaufnahme mit der Familie oder mit Freund*innen ... | <input type="checkbox"/> ... die Vermittlung professioneller Anlaufstellen ... |

und folgenden Spalten:

- | | |
|--|---|
| <input type="checkbox"/> stimme stark zu | <input type="checkbox"/> stimme überhaupt nicht zu |
| <input type="checkbox"/> stimme zu | <input type="checkbox"/> Die Maßnahme wurde nicht eingesetzt. |
| <input type="checkbox"/> stimme teilweise zu | <input type="checkbox"/> Das kann ich nicht einschätzen. |
| <input type="checkbox"/> stimme nicht zu | <input type="checkbox"/> Keine Antwort |

Frage W35 *Erhaltene Psychosoziale Notfallversorgung*

Wie zufrieden sind Sie mit den zur Verfügung stehenden Angeboten der psychosozialen Unterstützung?

Matrix bestehend aus den folgenden Zeilen:

- | | |
|--|--------------------------------|
| <input type="checkbox"/> während der Flutkatastrophe | <input type="checkbox"/> heute |
|--|--------------------------------|

und folgenden Spalten:

- | | |
|---|--|
| <input type="checkbox"/> sehr zufrieden | <input type="checkbox"/> sehr unzufrieden |
| <input type="checkbox"/> eher zufrieden | <input type="checkbox"/> Ich kenne die Angebote nicht. |
| <input type="checkbox"/> weder zufrieden noch unzufrieden | <input type="checkbox"/> keine Angabe |
| <input type="checkbox"/> eher unzufrieden | <input type="checkbox"/> Keine Antwort |

Frage W36 *Erhaltene Psychosoziale Notfallversorgung*

Was hätten Sie noch von dem KID/der Notfallseelsorge/dem Team der PSNV gebraucht?

Frage W37 *Nutzung sozialer Medien*

Im Folgenden werden Fragen zu Ihrer privaten Nutzung sozialer Medien im zeitlichen Rahmen der Flutkatastrophe gestellt.

Wie oft haben Sie während der Flutkatastrophe Informationen im Zusammenhang mit dem Ereignis in den folgenden sozialen Medien wahrgenommen?

	keinen Ac- count	nie	selten	gele- gent- lich	oft	sehr oft	keine Ant- wort
Discord							
Facebook							
Instagram							
Jodel							
Mastodon							
Pinterest							
Snapchat							
Telegram							
TikTok							
Twitter							
Whatsapp							
YouTube							
andere							

Frage W38 *Nutzung sozialer Medien*

Welche Informationen haben Sie während der Flutkatastrophe aus den sozialen Medien erfahren?

- | | |
|---|---|
| <input type="checkbox"/> Wetterbedingungen/-warnungen | <input type="checkbox"/> was zu tun ist, um mit der psychischen Belastung umzugehen |
| <input type="checkbox"/> Straßen-/Verkehrsbedingungen | |
| <input type="checkbox"/> Zerstörungen aufgrund des Ereignisses | <input type="checkbox"/> Hilfsbedarfe |
| <input type="checkbox"/> Standort von Freund*innen/Familie | <input type="checkbox"/> Hilfsangebote |
| <input type="checkbox"/> Status von Freund*innen/Familie | <input type="checkbox"/> keine Angabe |
| <input type="checkbox"/> was zu tun ist, um sich selbst zu schützen | <input type="checkbox"/> Anderes (Bitte spezifizieren:) |

Frage W39 *Nutzung sozialer Medien*

Wie oft haben Sie während der Flutkatastrophe folgende soziale Medien genutzt, um aktiv Informationen zur Katastrophe zu suchen oder öffentlich zu teilen?

In den sozialen Medien können die Einstellungen, mit denen die Posts veröffentlicht werden, definiert werden.

Mit „öffentlich teilen“ ist das Teilen mit der maximal möglichen Öffentlichkeit gemeint, bspw. mit allen Kontakten (z. B. bei WhatsApp im Status) oder komplett öffentlich für alle (z. B. bei Facebook und Twitter).

Doppelte Matrix aus folgenden Zeilen:

- | | |
|------------------------------------|-----------------------------------|
| <input type="checkbox"/> Discord | <input type="checkbox"/> Telegram |
| <input type="checkbox"/> Facebook | <input type="checkbox"/> TikTok |
| <input type="checkbox"/> Instagram | <input type="checkbox"/> Twitter |
| <input type="checkbox"/> Jodel | <input type="checkbox"/> Whatsapp |
| <input type="checkbox"/> Mastodon | <input type="checkbox"/> YouTube |
| <input type="checkbox"/> Pinterest | <input type="checkbox"/> andere |
| <input type="checkbox"/> Snapchat | |

und folgenden Spalten für „zu suchen“ und „öffentlich zu teilen“:

- nie
- selten
- gelegentlich
- oft
- sehr oft

Frage W40 *Nutzung sozialer Medien*

Welche Informationen haben Sie während der Flutkatastrophe über soziale Medien geteilt?

- | | |
|---|--|
| <input type="checkbox"/> Wetterbedingungen und -warnungen | <input type="checkbox"/> Status von Freund*innen/Familie |
| <input type="checkbox"/> Straßen- und Verkehrsbedingungen | <input type="checkbox"/> Information darüber, wie Sie selbst mit der Katastrophe zurechtkommen |
| <input type="checkbox"/> Zerstörungen aufgrund des Ereignisses | <input type="checkbox"/> was zu tun ist, um sich selbst zu schützen |
| <input type="checkbox"/> Standort der eigenen Person | <input type="checkbox"/> was zu tun ist, um mit der psychischen Belastung umzugehen |
| <input type="checkbox"/> Status der eigenen Person | <input type="checkbox"/> Hilfsbedarfe |
| <input type="checkbox"/> psychische Verfassung der eigenen Person | <input type="checkbox"/> Hilfsangebote |
| <input type="checkbox"/> psychische Belastungen | <input type="checkbox"/> Anderes (Bitte spezifizieren:) |
| <input type="checkbox"/> Standort von Freund*innen/Familie | |

Frage W41 *Nutzung sozialer Medien*

Wie häufig teilten Sie während der Flutkatastrophe Informationen öffentlich in den sozialen Medien in den konkreten Formaten?

In den sozialen Medien können die Einstellungen, mit denen die Posts veröffentlicht werden, definiert werden.

Mit „öffentlich teilen“ ist das Teilen mit der maximal möglichen Öffentlichkeit gemeint, bspw. mit allen Kontakten (z. B. bei WhatsApp im Status) oder komplett öffentlich für alle (z. B. bei Facebook und Twitter).

	nie	selten	gelegentlich	oft	sehr oft	keine Antwort
Text						
Bild						
Video						
Audio						

Frage W42 *Nutzung sozialer Medien*

Gab es eine Information, die Sie während der Flutkatastrophe den sozialen Medien entnommen haben, die für Sie besonders schwer zu ertragen war? Welche?

Frage W43 *Nutzung sozialer Medien*

Gab es eine Information, die Sie während der Flutkatastrophe den sozialen Medien entnommen haben, die für Sie besonders entlastend gewirkt hat? Welche?

Frage W44 *Nutzung sozialer Medien*

Die nachfolgenden Aussagen beziehen sich auf Ihren Umgang mit seelischen/psychischen Belastungen während und nach der Flutkatastrophe. Inwieweit stimmen Sie den folgenden Aussagen zu?

Doppelte Matrix aus folgenden Zeilen:

- Ich teilte meine Gefühle öffentlich in den sozialen Medien.
- Wenn ich mich alleine fühlte, half mir die öffentliche Kommunikation über die sozialen Medien.
- Wenn ich traurig war, lenkte ich mich mit sozialen Medien ab.
- Ich kenne viele, die Ihre Gefühle öffentlich über soziale Medien kundgetan haben.
- Die Nutzung sozialer Medien gab mir das Gefühl, etwas tun zu können.
- Die Nutzung sozialer Medien stärkte mein Wohlbefinden.
- Ich fand es nervig, wenn andere ihre psychischen Probleme über soziale Medien mitteilten.

und folgenden Spalten für „während der Flutkatastrophe“ und „nach der Flutkatastrophe“:

- stimme stark zu
- stimme zu
- stimme teilweise zu
- stimme nicht zu
- stimme überhaupt nicht zu
- keine Antwort

Frage W45 *Weiteres*

Sie haben es fast geschafft! Im Folgenden werden noch einige wenige Fragen zu verschiedenen Kontexten erfragt.

Wie kommen Sie in Ihrem Haushalt mit dem Geld zurecht, das Ihnen (und Ihrer Familie) monatlich zur Verfügung steht?

- | | |
|--------------------------------------|---|
| <input type="checkbox"/> sehr gut | <input type="checkbox"/> relativ schlecht |
| <input type="checkbox"/> relativ gut | |
| <input type="checkbox"/> mittelmäßig | <input type="checkbox"/> sehr schlecht |

Frage W46 *Weiteres*

Wenn Sie plötzlich eine unerwartete Rechnung in Höhe von 500 € bezahlen müssten, wie gut wären Sie in der Lage, die Rechnung zu bezahlen?

- | | |
|--------------------------------------|---|
| <input type="checkbox"/> sehr gut | <input type="checkbox"/> relativ schlecht |
| <input type="checkbox"/> relativ gut | |
| <input type="checkbox"/> mittelmäßig | <input type="checkbox"/> sehr schlecht |

Frage W47 *Weiteres*

Was ist Ihr höchster Bildungsabschluss?

Bitte wählen Sie eine der folgenden Antworten:

- | | |
|--|---|
| <input type="checkbox"/> kein Schulabschluss | <input type="checkbox"/> Abgeschlossene Ausbildung |
| <input type="checkbox"/> Hauptschulabschluss | <input type="checkbox"/> Fachhochschulabschluss |
| <input type="checkbox"/> Realschule (Mittlere Reife) | <input type="checkbox"/> Hochschulabschluss |
| <input type="checkbox"/> Fachabitur | <input type="checkbox"/> Promotion/Habilitation |
| <input type="checkbox"/> Gymnasium (Abitur) | <input type="checkbox"/> Anderes (Bitte spezifizieren:) |

Frage W48 *Weiteres*

Im Folgenden haben wir eine Reihe von Organisationen/Akteur*innen aufgelistet. Wir möchten gerne wissen, in welchem Maße Sie diesen Organisationen/Akteur*innen vertrauen.

Doppelte Matrix aus folgenden Zeilen:

- Politik
- Öffentliche Verwaltung und Behörden
- Medien (TV und Presse)
- Polizei und Ordnungsamt
- Feuerwehr und Rettungsdienst
- Katastrophenschutz/ Bevölkerungsschutz
- Gesundheitssystem
- Bundeswehr
- Umwelt- und Tierschutzorganisationen
- Wissenschaft

und folgenden Spalten:

- volles Vertrauen
- viel Vertrauen
- mittleres Vertrauen
- wenig Vertrauen
- überhaupt
- kein Vertrauen
- keine Antwort

Frage W49 *Weiteres*

Für wie wahrscheinlich halten Sie es, dass Sie von folgenden Ereignissen betroffen sein könnten?

	sehr wahr- schein- lich	wahr- schein- lich	un- wahr- schein- lich	sehr un- wahr- schein- lich	keine Ant- wort
Wirtschaftskrise					
Flut oder Hochwasser					
Pandemie oder Epidemie					
Mehrtägiger Stromausfall					
Krieg in Deutschland					
Terroranschlag					
Wintersturm					
Chemieunglück					

Frage W50 *Weiteres*

Treffen die folgenden Aussagen auf Sie zu?

	ja	nein	keine Ant- wort
Ich bevorräte Lebensmittel, Wasser und Hygieneartikel.			
Ich bevorräte Leuchtmittel (Kerzen, Taschenlampen etc.)			
Ich habe eine Warn-App auf dem Handy (z.B. NINA, KATWARN etc.).			
Ich halte Notgepäck bereit (z.B. mit Medikamenten, Hygienartikel, Kleidung, Kopien wichtiger Dokumente etc.).			

Frage W51 *Abschluss*

Vielen lieben Dank für Ihre Unterstützung der Nachbereitung der Flutkatastrophe!

Um aus dem Ereignis zu lernen und für zukünftige Krisen besser vorbereitet zu sein, sind wir darauf angewiesen, dass wir die Erfahrungen aus der Krise sammeln und verarbeiten können.

Würden Sie Ihre Erfahrungen und Erkenntnisse für eine vertiefende Nachbereitung der Flutkatastrophe auch in einem weiterführenden Einzelinterview oder in Gruppendiskussionen mit uns teilen und uns hierfür Ihre E-Mail-Adresse nennen?

Ja

Nein

Frage W52 *Abschluss*

Gibt es weitere Informationen, die Sie uns für die Nachbereitung der Flutkatastrophe mitteilen möchten?

Bitte wählen Sie eine der folgenden Antworten:

Ja

Nein

Frage W53 *Abschluss*

Was möchten Sie uns für die Nachbereitung der Flutkatastrophe 2021 im Kreis Euskirchen mitteilen?

A.3 Kodierschema für die qualitative Inhaltsanalyse ausgewählter offener Fragestellungen

Tabelle 1: Kodierschema für die Fragestellungen W42 und W43

<i>Fragestellung</i>	<i>Beschreibung</i>	<i>Nr.</i>	<i>Kategorie (induktiv)</i>	<i>Beschreibung</i>	<i>Ankerbeispiel</i>
belastende Inhalte in SoMe	Berichtete Inhalte, welche in SoMe wahrgenommen oder gefunden und als Belastung empfunden wurden.	A1	medialer Fokus	Wahrgenommene Ungleichgewichte in der medialen Berichterstattung. Diese Kategorie umfasst die als belastend empfundene unzureichende oder fehlende Berichterstattung über bestimmte betroffene Regionen, insbesondere wenn andere Gebiete stärker medial präsent waren.	„Das man erst Monate später erfährt, welche Orte noch alles betroffen sind. Ahrweiler verkauft sich gut, nur die Schäden in nrw werden medial auf einzelne Bereiche reduziert. Die gesamtschadenfläche und-kosten in nrw sind nicht publik“ - OffWebID 2.370
		A2	alle Inhalte	Grundsätzliche Belastung durch sämtliche flutbezogene Inhalte in sozialen Medien. Diese Kategorie bezieht sich auf Aussagen, dass jegliche Konfrontation mit der Thematik in sozialen Medien als belastend empfunden wurde.	„Alle dazu eingehende Informationen wurden bewusst ignoriert bzw. nicht aufgenommen. Alle Informationen führten zur weiteren Belastung“ - OffWebID 1.099
		A3	Verhalten	Als belastend wahrgenommenes Verhalten anderer Menschen während der Krisensituation. Hierunter fallen Berichte über soziales Fehlverhalten wie Plünderungen, unangemessenes Verhalten von Katastrophentouristen oder respektlose Äußerungen.	„Kleine Assis, die in Euskirchen plündern“ - OffWebID 1.725
		A4	keine Nutzung	Grundsätzlicher Verzicht auf die Nutzung sozialer Medien, unabhängig von technischen Einschränkungen. Diese Kategorie bezieht sich auf eine bewusste Entscheidung gegen die Nutzung sozialer Medien.	„Benutze soziale Medien grundsätzlich nicht, da die Menschen damit nicht adequat umgehen können.“ - OffWebID 1.414

Fortsetzung auf der nächsten Seite.

Tabelle 1: Kodierschema (Fortsetzung)

A5	BOS	Belastende Berichte über unzureichende oder fehlende Hilfe durch Einsatzkräfte und Hilfsorganisationen. Diese Kategorie umfasst Meldungen über Überforderung der Hilfssysteme, Koordinationsprobleme oder nicht verfügbare Unterstützung durch offizielle Stellen.	„Berichte von Betroffenen, die von den Behörden nicht unterstützt oder noch zusätzlich belastet wurden. Zum Beispiel Berichte, dass Gemünder Bürger, deren Häuser zerstört und deren Autos weggeschwemmt wurden, von der Gemeinde für die Bergung und Entsorgung ihrer Autos eine Rechnung erhielten.“ - OffWebID 1.795
A6	Falschinformationen	Verbreitung von Fehlinformationen, Gerüchten oder unbelegten Behauptungen. Diese Kategorie beinhaltet alle Formen von Falschmeldungen, die zusätzliche Verunsicherung oder Ängste auslösten, insbesondere im Zusammenhang mit kritischer Infrastruktur oder Gefahrenlagen.	„„Der Damm bricht“, „Der Damm ist gebrochen. . .““ - OffWebID 1.348
A7	fehlende Verfügbarkeit	Belastung durch fehlenden Zugang zu sozialen Medien aufgrund technischer Einschränkungen wie Stromausfall oder fehlendem Internetzugang. Diese Kategorie umfasst die psychische Belastung durch die Unmöglichkeit, wichtige Informationen zu erhalten oder mit Angehörigen zu kommunizieren.	„es gab keinen Mobilfunk(5Tage) und keinen Strom (10 Tage)“ - OffWebID 1.151
A8	keine Angabe	Fehlende oder nicht verwertbare Antworten auf die Frage nach belastenden Inhalten.	„-“
A9	Ausmaß	Belastende Konfrontation mit dem tatsächlichen Umfang der Katastrophe durch Bilder, Videos und Berichte. Diese Kategorie umfasst insbesondere die verstärkte emotionale Belastung durch Dokumentation der Zerstörung in der eigenen, vertrauten Umgebung sowie Berichte über persönliche Schicksale im direkten sozialen Umfeld.	„??? Was alles sonst noch so passiert ist...die wegschwimmenden Eltern, von der Tochter beobachtet...sowas in der Art...“ - OffWebID 588

Fortsetzung auf der nächsten Seite.

Tabelle 1: Kodierschema (Fortsetzung)

erleichternde Inhalte in SoMe	Berichtete Inhalte, welche in SoMe wahrgenommen oder gefunden und als Erleichterung empfunden wurden.	B1	Ablenkung	Inhalte, die von der akuten Krisensituation ablenkten und als mentale Entlastung wahrgenommen wurden. Hierunter fallen Beiträge, die eine temporäre Auszeit von der belastenden Situation ermöglichten (Eskapismus).	„Netflix, Amazon Prime um etwas zu sehen was nicht mit der Flut zu tun hatte“ - OffWebID 2.345
		B2	Relation zu anderen Regionen	Vergleichende Berichte oder Bilder aus anderen betroffenen Gebieten, die das eigene Schicksal relativierten. Diese Kategorie umfasst Inhalte, die aufzeigten, dass man mit der Situation nicht allein war und andere Regionen ähnlich oder stärker betroffen waren.	„Nachdem wieder Strom für funkmasten vorhanden war, die Katastrophe an der Ahr, wonach wir noch „glimpflich“ davon gekommen sind“ - OffWebID 506
		B3	keine Nutzung	Grundsätzlicher Verzicht auf die Nutzung sozialer Medien, unabhängig von technischen Einschränkungen. Diese Kategorie bezieht sich auf eine bewusste Entscheidung gegen die Nutzung sozialer Medien. (Die ungewollte Entscheidung ist unter „fehlende Verfügbarkeit“ zu kodieren.)	„Keine. Wir waren mit Wichtigerem beschäftigt! Ausräumen, Organisation der Handwerker zum Wiederaufbau und die eigenen Betriebe müssen /wollen weitergeführt werden. Daher sind die sozialen Medien sehr untergeordnet. Ich habe schlicht und ergreifend zum Glück keine Zeit dafür, meine freie Zeit ist mir dafür zu schade.“ - OffWebID 772
		B4	Erfolge	Positive Nachrichten über erfolgreiche Rettungsaktionen, gerettete oder wiedergefundene Personen. Diese Kategorie umfasst alle Berichte über positive Entwicklungen und erfolgreiche Hilfeleistungen, die Hoffnung vermittelten.	„Wenn Dinge wieder hergerichtet waren. Erfolgserlebnisse.“ - OffWebID 258

Fortsetzung auf der nächsten Seite.

Tabelle 1: Kodierschema (Fortsetzung)

B5	fehlende Verfügbarkeit	Technisch bedingte Unmöglichkeit der Nutzung sozialer Medien aufgrund von Infrastrukturausfällen wie fehlendem Internetzugang oder Stromausfall.	„Es gabe 3 Wochen kein Internet, also auch keine Entlastung!!!!!!!!!!!! Ich konnte nicht kommunizieren, was mega hart war! Die Fragen die hierauf folgen, kann ich nur negativ beantworten, da ich kein Internet hatte!!!!!!!!!!!! Ich war definitiv alleine!“ - 1.259
B6	Aufhebung von Falschinformationen	Korrektur und Richtigstellung von kursierenden Falschmeldungen durch verifizierte Informationen. Diese Kategorie beinhaltet die entlastende Wirkung durch die Widerlegung beunruhigender Gerüchte und Fehlinformationen.	„Dementi zum Bruch Steinbachtalsperre von offiziellen seiten“ - OffWebID 771
B7	keine Angabe	Fehlende oder nicht verwertbare Antworten auf die Frage nach entlastenden Inhalten. Hierzu zählen auch Antworten, die belastende Inhalte darstellen.	„-“
B8	Informationsübermittlung	Zugang zu relevanten und verlässlichen Informationen. Hierzu zählen u.a. Statusmeldungen des sozialen Umfelds (Nachrichten über Wohlergehen von Familie, Freunden und Bekannten) sowie allgemeine Informationen (aktuelle Wetterinformationen, Informationen zu Anlaufstellen, behördliche Updates).	„Bilder haben Sicherheit über die wahre Begebenheit vermittelt“ - OffWebID 175

Fortsetzung auf der nächsten Seite.

Tabelle 1: Kodierschema (Fortsetzung)

B9	Hilfen	<p>Berichte und Informationen über Unterstützungsleistungen durch Fremde/Freiwillige (überregionale Solidarität, spontane Hilfsangebote), durch das soziale Umfeld (Unterstützung durch Familie, Freunde, Nachbarschaft), durch Organisationen der Gefahrenabwehr (organisierte Hilfsmaßnahmen durch Einsatzkräfte) oder anderen. Hierunter wird auch Aussagen über Dankbarkeit bezogen auch wahrgenommene Hilfeleistungen gefasst.</p>	<p>„Als ich die ersten Einheiten auf dem Weg ins Katastrophengebiet gesehen habe wusste ich das wir uns wie immer auf unsere Blaulichtfamilie verlassen können“ - OffWebID 799</p>
B10	keine entlastenden Inhalte	<p>Explizite Angabe, dass keine Inhalte in sozialen Medien als entlastend wahrgenommen wurden.</p>	<p>„Es war nichts entlastend, es war die schlimmste Nacht in meinem Leben. Ich hatte Angst und immer wenn es stark regnet hab ich es wieder. Bin den Freitag danach zu meiner Arbeit in die Eifel gefahren, um zu sehen was in der Kira kaputt war. Ich muss durch Gemünd und Schleiden. Es war wie in einem amerikanischen Katastrophenfilm. Das werde ich nie vergessen. Ich kriege das nicht mehr aus dem Kopf.“ - OffWebID 996</p>

A.4 Ergänzende Ergebnisdarstellung der statistischen Analysen

Tabelle 2: Mittelwerte der berichteten Betroffenheit und Beanspruchung in Relation zu verschiedenen soziale Bezugskreisen während und nach der Flutkatastrophe 2021 (Fragestellungen W16, W17 und W19)

	Betroffenheit				Beanspruchung während				Beanspruchung danach			
	A ¹	B	C	D	A	B	C	D	A	B	C	D
$N_{\text{Gültig}}$	1.395	1.385	1.381	1.333	1.391	1.361	1.350	1.263	1.392	1.374	1.362	1.308
N_{Fehlend}	17	27	31	79	21	51	62	149	20	38	50	104
Mittelwert	3,45	4,65	4,84	4,96	4,35	4,79	4,75	4,70	4,06	4,51	4,45	4,42
Std.-Abweichung	1,89	1,34	1,18	1,42	1,68	1,27	1,19	1,48	1,78	1,32	1,27	1,55

¹A: eigener Haushalt, B: nahes soziales Umfeld, C: weiteres soziales Umfeld, D: weitere Region

Tabelle 3: Wilcoxon-Vorzeichen-Rang-Test¹ der berichteten Betroffenheit und Beanspruchung in Relation zu verschiedenen soziale Bezugskreisen während und nach der Flutkatastrophe 2021 (Fragestellungen W16, W17 und W19)

	Fragestellung W16-17				Fragestellung W16-19				Fragestellung W17-19			
	A ²	B	C	D	A	B	C	D	A	B	C	D
N	1.385	1.354	1.342	1.248	1.385	1.364	1.353	1.287	1.382	1.344	1.328	1.238
Z	-19,51*	-4,08*	-3,72*	-9,40*	-14,67*	-5,57*	-12,56*	-15,00*	-9,28*	-11,82*	-11,47*	-8,88*
r	0,52	0,11	0,10	0,27	0,39	0,15	0,34	0,42	0,25	0,32	0,31	0,25
Rangbasis	negativ	negativ	positiv	positiv	negativ	positiv	positiv	positiv	positiv	positiv	positiv	positiv

¹Wilcoxon-Vorzeichen-Rang-Test aufgrund der Paarvergleiche mit ordinaler Skalierung

²A: eigener Haushalt, B: nahes soziales Umfeld, C: weiteres soziales Umfeld, D: weitere Region

*Asymp. Sig. (2-seitig) <,001

Tabelle 4: Zustimmungen zu Aussagen bzgl. der Erwartungen an Organisationen der Gefahrenabwehr (Fragestellungen P25)

	$N_{\text{Gültig}}$	N_{Fehlend}	MW	SD	stimme gar nicht zu	stimme eher nicht zu	teils/ teils	stimme eher zu	stimme voll zu
Hilfsorganisationen oder Organisationen mit Sicherheitsaufgaben sollten eine direkte Anfrage über die sozialen Medien innerhalb einer Stunde beantworten.	476	0	3,47	1,05	5,88	8,61	34,66	34,66	16,18
Hilfsorganisationen oder Organisationen mit Sicherheitsaufgaben sollten soziale Medien beobachten, um Unterstützungsangebote (bspw. Übermittlung eines Hinweises zu Beratungsstellen oder von Handlungsempfehlungen zum Umgang mit der sozialen Isolation) zu machen.	476	0	3,59	0,97	2,52	9,03	33,19	37,18	18,07
Hilfsorganisationen oder Organisationen mit Sicherheitsaufgaben sollten psychische Belastungen der Zivilbevölkerung bei Entscheidungen berücksichtigen.	475	1	3,69	0,93	2,32	6,32	30,53	41,26	19,58
Hilfsorganisationen oder Organisationen mit Sicherheitsaufgaben sollten spezielle Teams für die Analyse sozialer Medien in Notfallsituationen haben.	475	1	3,64	0,95	2,53	7,79	30,74	41,05	17,89
Hilfsorganisationen oder Organisationen mit Sicherheitsaufgaben sollten soziale Medien nutzen, um in Notfällen mit der Öffentlichkeit in Kontakt zu bleiben.	476	0	3,79	0,96	1,89	6,51	27,94	38,03	25,63

Tabelle 5: Wilcoxon-Vorzeichen-Rang-Test¹ der berichteten psychosozialen Nutzung von SoMe während und nach der Flutkatastrophe 2021 (Fragestellung W44)

	Aussage A		Aussage B		Aussage C		Aussage D		Aussage E		Aussage F		Aussage G	
	akut	nach												
$N_{\text{Gültig}}$	1334	1369	1326	1351	1336	1355	1340	1350	1324	1346	1322	1345	1321	1327
N_{Fehlend}	78	43	86	61	76	57	72	62	88	66	90	67	91	85
Mittelwert	4,41	4,30	4,27	4,22	3,95	3,77	3,00	2,91	3,96	3,86	4,08	3,99	3,68	3,59
Std.- Abweichung	0,95	1,04	1,03	1,09	1,21	1,25	1,25	1,23	1,17	1,19	1,04	1,05	1,18	1,19
stimme stark zu	1,91	2,48	2,12	1,98	4,11	4,53	10,98	12,39	4,11	4,46	1,98	1,91	5,59	5,95
stimme zu	3,05	4,60	5,52	7,72	10,06	12,89	25,14	26,20	8,07	9,21	6,09	6,87	9,42	11,05
stimme teilweise zu	10,48	13,81	11,47	13,46	17,21	22,31	27,05	28,47	17,00	20,33	16,93	21,39	23,16	24,58
stimme nicht zu	18,27	16,22	20,47	16,64	18,56	16,93	15,93	14,73	23,09	22,59	26,35	25,42	26,56	25,99
stimme überhaupt nicht zu	60,76	59,84	54,32	55,88	44,69	39,31	15,79	13,81	41,50	38,74	42,28	39,66	28,82	26,42
Z	-6,708*		-4,199*		-8,625*		-5,476*		-5,519*		-6,739*		-6,605*	
r	0,18		0,12		0,24		0,15		0,15		0,19		0,18	
Rangbasis	positiv													

^AIch teilte meine Gefühle öffentlich in den sozialen Medien.

^BWenn ich mich alleine fühlte, half mir die öffentliche Kommunikation über die sozialen Medien.

^CWenn ich traurig war, lenkte ich mich mit sozialen Medien ab.

^DIch kenne viele, die Ihre Gefühle öffentlich über soziale Medien kundgetan haben.

^EDie Nutzung sozialer Medien gab mir das Gefühl, etwas tun zu können.

^FDie Nutzung sozialer Medien stärkte mein Wohlbefinden.

^GIch fand es nervig, wenn andere ihre psychischen Probleme über soziale Medien mitteilten.

*Asymp. Sig. (2-seitig) <,001

Tabelle 6: Angabe zur Häufigkeit der Wahrnehmung von Informationen auf ausgewählten Plattformen der SoMe (Fragestellung W37)

	WhatsApp	Facebook	YouTube	Instagram	andere als aufgeführt
$N_{\text{Gültig}}$	1.390	1.393	1.378	1.376	1.282
N_{Fehlend}	22	19	34	36	130
Mittelwert	4,60	3,30	2,49	2,45	1,82
Std.- Abweichung	1,51	2,03	1,49	1,75	1,33
keinen Account	4,18	33,00	34,42	45,68	57,65
nie	8,99	11,26	22,38	16,78	13,17
selten	10,06	7,86	15,65	8,64	7,29
gelegentlich	14,38	8,64	13,17	8,07	6,73
oft	22,10	15,16	7,58	8,78	3,47
sehr oft	38,74	22,73	4,39	9,49	2,48

Tabelle 7: Angabe zur Häufigkeit der aktiven Suche von Informationen auf ausgewählten Plattformen der SoMe (Fragestellung W39)

	WhatsApp	Facebook	Instagram	YouTube	andere als aufgeführt
$N_{\text{Gültig}}$	1.291	898	722	877	528
N_{Fehlend}	121	514	690	535	884
Mittelwert	3,12	2,84	1,94	1,78	1,54
Std.- Abweichung	1,50	1,50	1,32	1,15	0,99
nie	20,7	35,0	37,3	55,4	26,70
selten	12,0	7,4	5,2	2,6	4,39
gelegentlich	17,5	9,1	3,5	0,9	4,04
oft	17,9	5,6	2,1	0,7	1,27
sehr oft	23,3	5,9	2,3	0,8	0,99

Tabelle 8: Angabe zur Häufigkeit des Teilens von Informationen auf ausgewählten Plattformen der SoMe (Fragestellung W39)

	WhatsApp	Facebook	Instagram	Discord	Snapchat
$N_{\text{Gültig}}$	1.275	890	710	346	234
N_{Fehlend}	137	522	702	1066	1178
Mittelwert	2,44	2,05	1,55	1,42	1,36
Std.- Abweichung	1,51	1,38	1,08	0,96	0,87
nie	39,4	35,0	37,3	19,69	13,67
selten	10,8	7,4	5,2	1,42	0,99
gelegentlich	15,0	9,1	3,5	1,98	0,92
oft	11,1	5,6	2,1	0,71	0,85
sehr oft	13,9	5,9	2,3	0,71	0,14

Tabelle 9: Soziodemografische Merkmale und Themenhäufigkeit von Nutzern der SoMe (Panelbefragung), die in KuK Informationen suchen und weitergeben

	Gesamt- stichpro- be (n = 476) M (SD) oder n (%)	Suchende (n = 381) M (SD) or n (%)	Teilende (n = 340) M (SD) or n (%)	Psychoso- zial Teilende (n = 292) M (SD) or n (%)
Alter in Jahren ¹	38.81 (14.12)	36.61 (13.21)	37.03 (13.31)	35.66 (12.49)
Geschlecht ²				
Männlich	235 (49.4)	182 (47.8)	167 (49.1)	143 (49.0)
Weiblich	241 (50.6)	199 (52.2)	173 (50.9)	149 (51.0)
Bildungsgrad ³				
< Abitur ⁴	83 (17.4)	72 (18.9)	67 (19.7)	57 (19.5)
Abitur ⁵	105 (22.1)	95 (24.9)	80 (23.5)	69 (23.6)
Postsekundäre Ausbildung ⁶	286 (60.1)	213 (55.9)	192 (56.5)	165 (56.5)
Anzahl der Kinder < 18 Jahre ¹				
0	283 (59.5)	208 (54.6)	180 (52.9)	145 (49.7)
1	81 (17.0)	74 (19.4)	70 (20.6)	64 (21.9)
2	83 (17.4)	71 (18.6)	63 (18.5)	60 (20.5)
3+	29 (6.1)	28 (7.3)	27 (7.9)	23 (7.9)
Größe des Haushalts ¹				
1	103 (21.6)	73 (19.2)	62 (18.2)	48 (16.4)
2	129 (27.1)	94 (24.7)	86 (25.3)	69 (23.6)
3	96 (20.2)	83 (21.8)	75 (22.1)	70 (24.0)

Fortsetzung auf der nächsten Seite

Tabelle 9 – Fortsetzung von vorheriger Seite

	Gesamt- stichpro- be	Suchende	Teilende	Psychoso- zial Teilende
4+	148 (31.1)	131 (34.4)	117 (34.4)	105 (36.0)
Staatsangehörigkeit ²				
Deutsch	458 (96.2)	366 (96.1)	330 (97.1)	284 (97.3)
Andere	18 (3.8)	15 (3.9)	10 (2.9)	8 (2.7)
Monatliches Einkommen ³				
< Durchschnitt (bis 2000 €)	149 (31.3)	116 (30.4)	103 (30.3)	84 (28.8)
Durchschnitt (2000 € bis < 3600 €)	163 (34.2)	125 (32.8)	112 (32.9)	97 (33.2)
> Durchschnitt (bis zu 5000+ €)	164 (34.5)	140 (36.7)	125 (36.8)	111 (38.0)
Thema in sozialen Medien				
Wetter		218 (57.2)	170 (50.0)	
Verkehr		175 (45.9)	152 (44.7)	
Schäden		143 (37.5)	115 (33.8)	
Eigener Standort		-	99 (29.1)	
Eigener (Gesundheits-)Status		-	109 (32.1)	
Standort der Familie		112 (29.4)	76 (22.4)	
(Gesundheits-)Status der Familie		180 (47.2)	82 (24.1)	
Bewältigung der Situation (andere/selbst)		123 (32.3)	75 (22.1)	
Berichte von Augenzeugen		136 (35.7)	79 (23.2)	
Schutzmaßnahmen		93 (24.4)	70 (20.6)	
Sorgen und Ängste				126 (43.2)
Selbstzweifel				88 (30.1)
Anteilnahme				144 (49.3)
Bitte um Hilfe				81 (27.7)
Verweise auf Hilfsangebote				98 (33.6)
eigene Hilfsbereitschaft/Angebote				80 (27.4)

Signifikante Unterschiede zur Gesamtstichprobe sind **fett markiert**.

¹Vergleich der metrischen Variablen anhand Mittelwertvergleich mit t-Test

²Vergleich der dichotomer Variablen anhand Chi-Quadrat-Test

³Vergleich der ordinaler Variablen anhand Mann-Whitney-U-Test

⁴Hierunter werden folgende Antwortoptionen zusammengefasst: kein Schulabschluss, Hauptschul- und Realschulabschluss.

⁵Hierunter werden folgende Antwortoptionen zusammengefasst: Abitur und Fachabitur.

⁶Hierunter werden folgende Antwortoptionen zusammengefasst: abgeschlossene Ausbildung, Fachhochschul- und Hochschulabschluss sowie Promotion/Habilitation.

Tabelle 10: Modellanpassungskriterien der Latente Klassenanalyse (Latent Class Analysis) (LCA) für Lösungen aus einer bis sechs latenten Themenklassen für suchende und teilende Nutzer der SoMe in KuK

Modell	<i>Suche nach Information (Modell P1)</i>						<i>Teilen von Informationen (Modell P2)</i>					
	1	2	3	4	5	6	1	2	3	4	5	6
Log-Likelihood	-1.969	-1.826	-1.805	-1.786	-1.772	-1.763	-2.010	-1.840	-1.800	-1.780	-1.765	-1.751
LMRT	NA	286,75	40,99	37,50	29,22	18,37	340,68	79,67	40,90	29,27	28,03	
df	247,00	238,00	229,00	220,00	211,00	202,00	330,00	319,00	308,00	297,00	286,00	275,00
AIC	3.953,97	3.685,22	3.662,22	3.642,72	3.631,50	3.631,13	4.040,86	3.722,17	3.664,51	3.645,61	3.638,34	3.632,31
SSABIC	3.960,13	3.698,31	3.682,24	3.669,67	3.665,38	3.671,94	4.047,43	3.735,97	3.685,52	3.673,85	3.673,80	3.675,00
Entropie	5,17	8,31	11,20	14,55	15,75	17,31	5,91	9,31	13,07	16,52	19,50	23,09
ALCP	1,00	0,50	0,33	0,25	0,20	0,17	1,00	0,50	0,33	0,25	0,20	0,17
CAIC	3.993,51	3.769,24	3.790,73	3.815,72	3.848,99	3.893,10	4.089,15	3.823,58	3.819,03	3.853,25	3.899,10	3.946,19
BIC	3.985,51	3.752,24	3.764,73	3.780,72	3.804,99	3.840,10	4.079,15	3.802,58	3.787,03	3.810,25	3.845,10	3.881,19
p_value_- LMRT	NA	0,00	5,01	2,14	5,95	3,11	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	

LMRT: Lo-Mendell-Rubin-Test, df: Freiheitsgrade, AIC: Akaike-Informationskriterium, SSABIC: Sample-Size Adjusted Bayesian Information Criterion, ALCP: Average Latent Class Probability (Durchschnittliche latente Klassenwahrscheinlichkeit), CAIC: Consistent Akaike-Informationskriterium, BIC: Bayesian Information Criterion, p_value_LMRT: p-Wert des Lo-Mendell-Rubin-Tests

Tabelle 11: Modellanpassungskriterien der LCA für Lösungen aus einer bis sechs latenten Themenklassen für psychosoziale Inhalte teilende Nutzer der SoMe in KuK

<i>Teilen von psychosozialen Informationen (Modell P3)</i>						
Modell	1	2	3	4	5	6
Log-Likelihood	-1.111	-1.072	-1.058	-1.045	-1.029	-1.018
LMRT	NA	77,05	29,14	25,62	31,62	22,68
df	57,00	50,00	43,00	36,00	29,00	22,00
AIC	2.233,85	2.170,80	2.155,66	2.144,04	2.126,42	2.117,74
SSABIC	2.236,89	2.177,37	2.165,77	2.157,69	2.143,61	2.138,46
Entropie	3,80	4,56	7,89	9,15	10,33	10,47
ALCP	1,00	0,50	0,33	0,25	0,20	0,17
CAIC	2.261,91	2.231,60	2.249,19	2.270,31	2.285,43	2.309,48
BIC	2.255,91	2.218,60	2.229,19	2.243,31	2.251,43	2.268,48
p_value_- LMRT	NA	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00

Tabelle 12: LCA: Geschätzte Indikatorwahrscheinlichkeiten der gesuchten Inhalte (Modell P1)

Klasse	1	2	3	4
Wetter	0,922	0,420	0,639	0,328
Verkehr	0,775	0,374	0,508	0,167
Schäden	0,809	0,180	0,220	0,508
Status der Familie	0,787	0,999	0,000	0,023
Standort der Familie	0,670	0,302	0,212	0,000
Management (andere)	0,799	0,197	0,030	0,528
Berichte von Augenzeugen	0,795	0,264	0,071	0,537
Schützende Maßnahmen	0,796	0,036	0,109	0,228
Absolute Anzahl	67	71	119	124
Relative Anzahl	17,6 %	18,6 %	31,2 %	32,5 %
Bezeichnung	Universalis- ten	Familiäre Nut- zer/Absicherer	allgemeine Nutzer	Situations- interessier- te Nutzer

Tabelle 13: LCA: Geschätzte Indikatorwahrscheinlichkeiten der geteilten Inhalte (Modell P2)

Klasse	1	2	3	4
Wetter	0,584	0,747	0,273	1,000
Verkehr	0,417	0,530	0,374	1,000
Schäden	0,232	0,622	0,285	0,918
Eigener Standort	0,031	0,269	0,465	0,956
Eigener Status	0,000	0,194	0,346	1,000
Standort der Familie	0,070	0,831	0,121	0,825
Status der Familie	0,131	0,655	0,109	1,000
Management (andere)	0,176	0,551	0,052	0,821
Berichte von Augenzeugen	0,070	0,424	0,255	1,000
Schützende Maßnahmen	0,034424847	0,360069514	0,502779011	1
Absolute Anzahl	22	38	132	148
Relative Anzahl	6,5 %	11,2 %	38,8 %	43,5 %
Bezeichnung	allgemeine Nutzer	Familiäre Nutzer	Selbstauskunftgebende Nutzer	Universalisten

Tabelle 14: LCA: Geschätzte Indikatorwahrscheinlichkeiten der geteilten psychosozialen Inhalte (Modell P3)

Klasse	1	2	3	4
Sorgen und Ängste	0,215	1,000	1,000	0,322
Selbstzweifel	0,726	0,310	1,000	0,000
Anteilnahme	0,378	0,082	0,792	0,592
Bitte um Hilfe	0,476	0,002	0,721	0,181
Verweise auf Hilfsangebote	0,282	0,002	0,858	0,356
eigene Hilfsbereitschaft	0,000	0,117	0,932	0,337
Absolute Anzahl	52	43	174	23
Relative Anzahl	17,8 %	14,7 %	59,6 %	7,9 %
Bezeichnung	Persönliche Nutzer	Angst- und sorgenorientierte Nutzer	Proaktive empathische Nutzer	Fürsorgliche Nutzer

Tabelle 15: LCA: Ergebnisse der multinomialen logistischen Regressionsmodelle zur Vorhersage der Zugehörigkeit zu einer latenten Klasse der Nutzung SoMe zur Suche anhand soziodemografischer Variablen (Modell P1, Referenzklasse 3)

Prädiktor	Est	SE	u95	o95	RPR
1: Universalisten					
Alter	-0,02	0,01	1,01	0,96	0,98
Geschlecht	0,01	0,32	1,87	0,54	1,01
Bildungsgrad	-0,03	0,09	1,16	0,82	0,97
Anzahl Kinder unter 18	-0,43	0,39	1,39	0,30	0,65
Haushaltsgröße	0,00	0,15	1,34	0,74	1,00
Staatsangehörigkeit	0,52	1,02	12,46	0,22	1,67
Nettoeinkommen	0,02	0,09	1,23	0,85	1,02
2: Familiäre Nutzer/Absicherer					
Alter	0,00	0,01	1,02	0,97	1,00
Geschlecht	0,45	0,32	2,97	0,84	1,58
Bildungsgrad	0,00	0,09	1,20	0,84	1,00
Anzahl Kinder unter 18	-0,78	0,39	0,99	0,21	0,46
Haushaltsgröße	0,33	0,14	1,84	1,06	1,39
Staatsangehörigkeit	1,12	0,97	20,49	0,45	3,05
Nettoeinkommen	0,03	0,10	1,25	0,85	1,03
4: Situationsinteressierte Nutzer					
Alter	-0,01	0,01	1,01	0,97	0,99
Geschlecht	0,15	0,27	1,97	0,69	1,16
Bildungsgrad	0,00	0,08	1,16	0,87	1,00
Anzahl Kinder unter 18	-0,70	0,33	0,95	0,26	0,49
Haushaltsgröße	-0,09	0,13	1,18	0,70	0,91
Staatsangehörigkeit	1,17	0,82	16,24	0,64	3,22
Nettoeinkommen	-0,03	0,08	1,13	0,83	0,97

Est: geschätzte Wert des Regressionskoeffizienten (Schätzer), SE (Standard Error): Standardfehler des geschätzten Koeffizienten, u95: obere Grenze des 95 %-Konfidenzintervalls des Koeffizienten, o95: untere Grenze des 95 %-Konfidenzintervalls des Koeffizienten, RPR: Relatives Risiko Ratio oder Relative Risk Ratio

Tabelle 16: LCA: Ergebnisse der multinomialen logistischen Regressionsmodelle zur Vorhersage der Zugehörigkeit zu einer latenten Klasse der Nutzung SoMe zum Teilen anhand soziodemografischer Variablen (Modell P2, Referenzklasse 1)

Prädiktor	Est	SE	u95	o95	RPR
2: Familiäre Nutzer					
Alter	-0,05	0,03	1,01	0,90	0,96
Geschlecht	-0,80	0,59	1,42	0,14	0,45
Bildungsgrad	-0,15	0,19	1,24	0,60	0,86
Anzahl Kinder unter 18	1,42	0,92	25,17	0,68	4,13
Haushaltsgröße	-0,16	0,24	1,35	0,53	0,85
Staatsangehörigkeit	-8,34	0,00	0,00	0,00	0,00
Nettoeinkommen	-0,04	0,22	1,48	0,62	0,96
3: Selbstauskunftgebende Nutzer					
Alter	-0,05	0,03	1,00	0,91	0,96
Geschlecht	-0,83	0,53	1,22	0,16	0,44
Bildungsgrad	-0,12	0,17	1,24	0,64	0,89
Anzahl Kinder unter 18	1,16	0,87	17,43	0,58	3,19
Haushaltsgröße	-0,47	0,22	0,97	0,40	0,63
Staatsangehörigkeit	11,16	0,36	141837,71	34806,78	70263,18
Nettoeinkommen	-0,14	0,20	1,30	0,58	0,87
4: Universalisten					
Alter	-0,03	0,02	1,02	0,93	0,97
Geschlecht	-0,59	0,53	1,56	0,20	0,55
Bildungsgrad	-0,24	0,17	1,10	0,57	0,79
Anzahl Kinder unter 18	1,68	0,86	29,07	0,99	5,37
Haushaltsgröße	-0,48	0,22	0,96	0,40	0,62
Staatsangehörigkeit	11,39	0,36	179144,72	43961,87	88744,22
Nettoeinkommen	-0,06	0,20	1,41	0,63	0,94

Est: geschätzte Wert des Regressionskoeffizienten (Schätzer), SE (Standard Error): Standardfehler des geschätzten Koeffizienten, u95: obere Grenze des 95 %-Konfidenzintervalls des Koeffizienten, o95: untere Grenze des 95 %-Konfidenzintervalls des Koeffizienten, RPR: Relatives Risiko Ratio oder Relative Risk Ratio

Tabelle 17: LCA: Ergebnisse der multinomialen logistischen Regressionsmodelle zur Vorhersage der Zugehörigkeit zu einer latenten Klasse der Nutzung SoMe zum Teilen psychosozialer Inhalte anhand soziodemografischer Variablen (Modell P3, Referenzklasse 3)

Prädiktor	Est	SE	u95	o95	RPR
1: Persönliche Nutzer					
Alter	-0,05	0,02	0,99	0,92	0,95
Geschlecht	-0,66	0,34	1,01	0,27	0,52
Bildungsgrad	0,05	0,10	1,28	0,87	1,05
Anzahl Kinder unter 18	-0,94	0,42	0,89	0,17	0,39
Haushaltsgröße	-0,15	0,17	1,19	0,62	0,86
Staatsangehörigkeit	-13,81	0,00	0,00	0,00	0,00
Nettoeinkommen	0,06	0,11	1,31	0,86	1,06
2: Angst- und sorgenorientierte Nutzer					
Alter	-0,04	0,02	0,99	0,93	0,96
Geschlecht	-0,42	0,36	1,33	0,32	0,66
Bildungsgrad	-0,03	0,10	1,19	0,79	0,97
Anzahl Kinder unter 18	0,08	0,44	2,58	0,46	1,09
Haushaltsgröße	-0,17	0,17	1,18	0,60	0,84
Staatsangehörigkeit	-14,44	0,00	0,00	0,00	0,00
Nettoeinkommen	0,03	0,10	1,25	0,84	1,03
4: Fürsorgliche Nutzer					
Alter	0,05	0,02	1,09	1,00	1,05
Geschlecht	0,99	0,53	7,53	0,96	2,69
Bildungsgrad	-0,07	0,14	1,23	0,70	0,93
Anzahl Kinder unter 18	-0,93	0,66	1,44	0,11	0,40
Haushaltsgröße	0,56	0,21	2,62	1,16	1,74
Staatsangehörigkeit	1,41	1,24	46,29	0,36	4,09
Nettoeinkommen	0,04	0,16	1,43	0,76	1,05

Est: geschätzte Wert des Regressionskoeffizienten (Schätzer), SE (Standard Error): Standardfehler des geschätzten Koeffizienten, u95: obere Grenze des 95 %-Konfidenzintervalls des Koeffizienten, o95: untere Grenze des 95 %-Konfidenzintervalls des Koeffizienten, RPR: Relatives Risiko Ratio oder Relative Risk Ratio

Tabelle 18: Soziodemografische Merkmale und Themenhäufigkeit von Nutzern der SoMe (Offene Webumfrage), die in KuK Informationen wahrnehmen, suchen und weitergeben

	Gesamtstichprobe (n = 1.412) M (SD) oder n (%)	Wahrnehmende (n = 1.303) M (SD) or n (%)	Suchende (n = 1.132) M (SD) or n (%)	Teilende (n = 818) M (SD) or n (%)
Alter in Jahren ¹	47,02 (13,56)	46,23 (13,32)	45,9 (13,01)	45,8 (13,02)
Geschlecht ²				
Männlich	610 (43,2)	568 (43,6)	488 (43,1)	344 (42,1)
Weiblich	799 (56,6)	733 (56,3)	642 (56,7)	473 (57,8)
Bildungsgrad ³				
< Abitur ⁴	217 (15,4)	197 (15,1)	168 (14,8)	115 (14,1)
Abitur ⁵	230 (16,3)	213 (16,3)	191 (16,9)	135 (16,5)
Postsekundäre Ausbildung ⁶	905 (64,1)	838 (64,3)	729 (64,4)	535 (65,4)
Anzahl der Kinder < 18 Jahre ¹				
0	898 (63,6)	817 (62,7)	710 (62,7)	514 (62,8)
1	239 (16,9)	221 (17,0)	192 (17,0)	140 (17,1)
2	214 (15,2)	207 (15,9)	178 (15,7)	126 (15,4)
3+	51 (3,6)	49 (3,8)	45 (4,0)	32 (3,9)
Größe des Haushalts ¹				
1	199 (14,1)	180 (13,8)	159 (14,0)	114 (13,9)
2	536 (38,0)	485 (37,2)	422 (37,3)	302 (36,9)
3	287 (20,3)	264 (20,3)	228 (20,1)	167 (20,4)
4+	388 (27,5)	372 (28,5)	322 (28,4)	234 (28,6)
Staatsangehörigkeit ²				
Deutsch	1.396 (98,9)	1.289 (98,9)	1.118 (98,8)	810 (99,0)
Andere	16 (1,1)	14 (1,1)	14 (1,2)	8 (1,0)
Zurechtkommen mit dem monatlich zur Verfügung stehendem Geld ³				
gut	1.041 (73,7)	955 (74,1)	854 (75,4)	610 (74,6)
mittelmäßig	296 (21,0)	267 (20,5)	225 (19,9)	164 (20,0)
schlecht	60 (4,2)	56 (4,3)	47 (4,2)	38 (4,6)
Plattformen				
Discord	-	1,8 (1,6)	4,7 (2,1)	4,8 (2,1)
Facebook	-	3,5 (2,1)	4,0 (1,8)	3,5 (2,0)
Instagram	-	2,7 (1,9)	3,8 (2,2)	3,5 (2,3)
Jodel	-	1,3 (1,1)	5,5 (1,5)	5,5 (1,5)
Mastodon	-	1,3 (1,1)	5,6 (1,3)	5,6 (1,4)

Fortsetzung auf der nächsten Seite

Tabelle 18 – Fortsetzung von vorheriger Seite

	Gesamt- stichpro- be	Wahrneh- mende	Suchende	Teilende
Pinterest	-	1,5 (1,1)	4,7 (2,2)	4,6 (2,3)
Snapchat	-	1,5 (1,2)	5,1 (1,8)	5,1 (1,8)
Telegram	-	1,5 (1,2)	5,0 (1,9)	5,0 (2,0)
TikTok	-	1,5 (1,3)	5,2 (1,8)	5,0 (2,0)
Twitter	-	1,5 (1,3)	5,2 (1,8)	5,0 (2,0)
WhatsApp	-	4,9 (1,3)	3,6 (1,4)	3,3 (1,3)
YouTube	-	2,7 (1,7)	3,3 (2,2)	2,8 (2,3)
Andere	-	2,4 (2,0)	4,3 (2,2)	4,1 (2,3)
Themen in Sozialen Medien				
Wetter	-	657 (50,4)	-	286 (35,0)
Verkehr	-	593 (45,5)	-	362 (44,3)
Schäden	-	955 (73,3)	-	456 (55,7)
Eigener Standort	-	-	-	286 (35,0)
Eigener (Gesundheits-)Status	-	-	-	351 (42,9)
eigene psychische Verfassung	-	-	-	94 (11,5)
psychische Belastungen	-	-	-	64 (7,8)
Standort Freunde/Familie	-	422 (32,4)	-	175 (21,4)
Status Freunde/Familie	-	602 (46,2)	-	212 (25,9)
eigenes Zurechtkommen mit der Krise	-	-	-	148 (18,1)
Augenzeugenberichte	-	937 (71,9)	-	-
Schutzmaßnahmen	-	181 (13,9)	-	134 (16,4)
Maßnahmen zum psychischen Umgang	-	123 (9,4)	-	58 (7,1)
Hilfsbedarfe	-	544 (41,7)	-	328 (40,1)
Hilfsangebote	-	628 (48,2)	-	426 (52,1)

Signifikante Unterschiede zur Gesamtstichprobe sind **fett markiert**.

¹Vergleich der metrischen Variablen anhand Mittelwertvergleich mit t-Test

²Vergleich der dichotomer Variablen anhand Chi-Quadrat-Test

³Vergleich der ordinaler Variablen anhand Mann-Whitney-U-Test

⁴Hierunter werden folgende Antwortoptionen zusammengefasst: kein Schulabschluss, Hauptschul- und Realschulabschluss.

⁵Hierunter werden folgende Antwortoptionen zusammengefasst: Abitur und Fachabitur.

⁶Hierunter werden folgende Antwortoptionen zusammengefasst: abgeschlossene Ausbildung, Fachhochschul- und Hochschulabschluss sowie Promotion/Habilitation.

Tabelle 19: Offene Webumfrage: Modellanpassungskriterien der LCA für Lösungen aus einer bis sechs latenten Themenklassen für wahrnehmende Nutzer der SoMe in KuK

Modell	<i>Wahrnehmung von Informationen (nach Plattformen, nicht weiter berücksichtigt)</i>						<i>Wahrnehmung von Informationen (nach Themen, Modell W1)</i>					
	1	2	3	4	5	6	1	2	3	4	5	6
Log-Likelihood	-18.246	-16.179	-15.469	-15.022	-14.775	-14.618	-7.771	-6.821	-6.611	-6.484	-6.419	-6.374
df	1.225,00	1.146,00	1.067,00	988,00	909,00	830,00	1.283,00	1.262,00	1.241,00	1.220,00	1.199,00	1.178,00
BIC	37.051,44	33.484,45	32.631,18	32.303,97	32.375,47	32.627,97	15.685,36	13.935,29	13.665,90	13.562,94	13.582,95	13.644,67
AIC	36.648,00	32.672,38	31.410,49	30.674,65	30.337,53	30.181,41	15.581,91	13.723,22	13.345,21	13.133,63	13.045,01	12.998,12
SSABIC	36.803,68	32.985,74	31.881,52	31.303,36	31.123,92	31.125,47	15.621,83	13.805,06	13.468,95	13.299,29	13.252,59	13.247,61
CAIC	37.129,44	33.641,45	32.867,18	32.618,97	32.769,47	33.100,97	15.705,36	13.976,29	13.727,90	13.645,94	13.686,95	13.769,67
Entropie	14,00	27,55	31,72	40,46	51,29	59,89	5,96	9,42	11,50	15,04	18,52	21,31
ALCP	1,00	0,50	0,33	0,25	0,20	0,17	1,00	0,50	0,33	0,25	0,20	0,17
LMRT	-	4.133,61	1.419,89	893,83	495,12	314,12	-	1.900,69	420,02	253,58	130,61	88,90
p_value_-LMRT	-	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	-	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00

LMRT: Lo-Mendell-Rubin-Test, df: Freiheitsgrade, AIC: Akaike-Informationskriterium, SSABIC: Sample-Size Adjusted Bayesian Information Criterion, ALCP: Average Latent Class Probability (Durchschnittliche latente Klassenwahrscheinlichkeit), CAIC: Consistent Akaike-Informationskriterium, BIC: Bayesian Information Criterion, p_value_LMRT: p-Wert des Lo-Mendell-Rubin-Tests

Tabelle 20: Offene Webumfrage: Modellanpassungskriterien der LCA für Lösungen aus einer bis sechs latenten Themenklassen für suchende und teilende Nutzer der SoMe in KuK

Modell	<i>Suche nach Informationen (Modell W2)</i>						<i>Teilen von Informationen (Modell W3)</i>					
	1	2	3	4	5	6	1	2	3	4	5	6
Log-Likelihood	-13.477	-12.435	-12.065	-11.889	-11.774	-11.693	-6.228	-5.783	-5.639	-5.557	-5.487	-5.425
df	1.067,00	1.001,00	935,00	869,00	803,00	737,00	790,00	761,00	732,00	703,00	674,00	645,00
BIC	27.410,75	25.791,11	25.514,44	25.627,94	25.862,30	26.164,23	12.643,29	11.947,68	11.855,43	11.884,58	11.939,97	12.010,68
AIC	27.083,69	25.131,95	24.523,19	24.304,59	24.206,86	24.176,70	12.511,50	11.679,39	11.450,63	11.343,30	11.262,18	11.196,39
SSABIC	27.204,29	25.375,02	24.888,71	24.792,58	24.817,30	24.909,60	12.554,38	11.766,67	11.582,32	11.519,39	11.482,68	11.461,30
CAIC	27.475,75	25.922,11	25.711,44	25.890,94	26.191,30	26.559,23	12.671,29	12.004,68	11.941,43	11.999,58	12.083,97	12.183,68
Entropy	11,91	24,03	29,02	39,14	48,35	58,43	7,61	14,36	19,10	25,11	28,31	34,83
ALCP	1,00	0,50	0,33	0,25	0,20	0,17	1,00	0,50	0,33	0,25	0,20	0,17
LMRT	-	2.083,74	740,76	350,60	229,73	162,16	-	890,11	286,76	165,34	139,12	123,79
p_value_- LMRT	-	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	-	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00

LMRT: Lo-Mendell-Rubin-Test, df: Freiheitsgrade, AIC: Akaike-Informationskriterium, SSABIC: Sample-Size Adjusted Bayesian Information Criterion, ALCP: Average Latent Class Probability (Durchschnittliche latente Klassenwahrscheinlichkeit), CAIC: Consistent Akaike-Informationskriterium, BIC: Bayesian Information Criterion, p_value_LMRT: p-Wert des Lo-Mendell-Rubin-Tests

Tabelle 21: LCA der Offenen Webumfrage: Geschätzte Indikatorwahrscheinlichkeiten der wahrgenommenen Inhalte (nach Themen, Modell W1)

Klasse	1	2	3	4
Wetter	0,553	0,179	0,487	0,808
Verkehr	0,545	0,036	0,414	0,846
Schäden	0,894	0,080	0,852	0,991
Standort Freunde/Familie	0,135	0,036	0,306	0,883
Status Freunde/Familie	0,307	0,115	0,466	1,000
Bilder/Videos von Augenzeugen	0,858	0,140	0,804	0,989
Schutzmaßnahmen (Selbstschutz)	0,167	0,003	0,051	0,399
Maßnahmen zum psychischen Umgang	0,127	0,000	0,004	0,310
Hilfsbedarfe	0,820	0,041	0,134	0,807
Hilfsangebote	0,955	0,114	0,121	0,913
Absolute Anzahl	276	443	265	319
Relative Anzahl	21,2 %	34,0 %	20,3 %	24,5 %
Bezeichnung	Krisen- und Unterstüt- zungsorien- tierte Nutzer	Allgemeine Nutzer	Situations- interessier- te Nutzer	Universalis- ten

Tabelle 22: LCA der offenen Webumfrage: Geschätzte Indikatorwahrscheinlichkeiten der verwendeten Plattformen für die Suche in SoMe (Modell W2)

Klasse	1	2	3
Discord	0,131	0,897	0,310
Facebook	0,074	0,528	0,154
Instagram	0,150	0,778	0,459
Jodel	0,003	0,957	0,097
Mastodon	0,000	0,970	0,036
Pinterest	0,116	0,984	0,379
Snapchat	0,006	0,955	0,263
Telegram	0,058	0,866	0,222
TikTok	0,015	0,912	0,242
Twitter	0,016	0,926	0,178
WhatsApp	0,071	0,073	0,120
YouTube	0,251	0,721	0,508
Andere	0,163	0,837	0,312
Absolute Anzahl	680	68	384
Relative Anzahl	60,1 %	6,0 %	33,9 %
Bezeichnung	Selektive Platt- formnutzer	Vielfältig vernetzte und hochaktive Nutzer	Video- und visuell fokussierte Sucher

Tabelle 23: LCA der Offenen Webumfrage: Geschätzte Indikatorwahrscheinlichkeiten der geteilten Inhalte (Modell W3)

Klasse	1	2	3
Wetter	0,239	0,512	0,413
Verkehr	0,250	0,687	0,586
Schäden	0,471	0,823	0,489
Eigener Standort	0,258	0,834	0,101
Eigener (Gesundheits-)Status	0,372	0,870	0,155
eigene psych Verfassung	0,046	0,354	0,036
psychische Belastungen	0,029	0,244	0,025
Standort Freunde/Familie	0,101	0,654	0,043
Status Freunde/Familie	0,163	0,663	0,088
eigenes Zurechtkommen mit der Krise	0,112	0,444	0,081
Schutzmaßnahmen	0,050	0,336	0,225
Maßnahmen zum psychischen Umgang	0,006	0,182	0,095
Hilfsbedarfe	0,121	0,629	0,722
Hilfsangebote	0,171	0,764	0,958
Absolute Anzahl	415	213	190
Relative Anzahl	50,7 %	26,0 %	23,2 %
Bezeichnung	Alltagsbezoge- ne und persönliche Beiträge	Krisen- und Unterstüt- zungsorientier- te Nutzer	Bedarfs- und hilfsorientierte Gruppe

Tabelle 24: LCA der Offenen Webumfrage: Ergebnisse der multinomialen logistischen Regressionsmodelle zur Vorhersage der Zugehörigkeit zu einer latenten Klasse der Wahrnehmung von Themen in SoMe anhand soziodemografischer Variablen (Modell W1, Referenzklasse 2)

Prädiktor	Est	SE	u95	o95	RPR
1: Krisen- und Unterstützungsorientierte Nutzer					
Alter	0.03	0.01	1.04	1.02	1.03
Geschlecht	0.17	0.16	1.64	0.86	1.19
Deutsche Staatsangehörigkeit	-0.32	0.74	3.13	0.17	0.73
Haushaltsgröße	-0.04	0.09	1.15	0.81	0.97
Anzahl Kinder unter 18	0.29	0.11	1.67	1.07	1.34
Zurechtkommen mit dem monatlich zur Verfügung stehendem Geld	0.12	0.09	1.35	0.95	1.13
Bildungsgrad	-0.03	0.05	1.06	0.89	0.97
3: Situationsinteressierte Nutzer					
Alter	-0.02	0.01	0.99	0.97	0.98
Geschlecht	0.21	0.16	1.70	0.90	1.24
Deutsche Staatsangehörigkeit	-0.15	0.85	4.57	0.16	0.86
Haushaltsgröße	0.04	0.08	1.23	0.89	1.04
Anzahl Kinder unter 18	0.13	0.11	1.42	0.91	1.14
Zurechtkommen mit dem monatlich zur Verfügung stehendem Geld	-0.16	0.10	1.03	0.71	0.86
Bildungsgrad	0.03	0.05	1.13	0.94	1.03
4: Universalisten					
Alter	0.00	0.01	1.01	0.98	1.00
Geschlecht	0.07	0.15	1.44	0.79	1.07
Deutsche Staatsangehörigkeit	-0.11	0.74	3.81	0.21	0.89
Haushaltsgröße	-0.05	0.08	1.12	0.81	0.95
Anzahl Kinder unter 18	0.12	0.11	1.40	0.91	1.13
Zurechtkommen mit dem monatlich zur Verfügung stehendem Geld	-0.10	0.09	1.08	0.76	0.90
Bildungsgrad	0.00	0.04	1.09	0.92	1.00

Est: geschätzte Wert des Regressionskoeffizienten (Schätzer), SE (Standard Error): Standardfehler des geschätzten Koeffizienten, u95: obere Grenze des 95 %-Konfidenzintervalls des Koeffizienten, o95: untere Grenze des 95 %-Konfidenzintervalls des Koeffizienten, RPR: Relatives Risiko Ratio oder Relative Risk Ratio

Tabelle 25: LCA der offenen Webumfrage: Ergebnisse der multinomialen logistischen Regressionsmodelle zur Vorhersage der Zugehörigkeit zu einer latenten Klasse der Nutzung SoMe zur Suche anhand soziodemografischer Variablen (Modell W2, Referenzklasse 2)

Prädiktor	Est	SE	u95	o95	RPR
1: Selektive Plattformnutzer					
Alter	-0.02	0.01	1.00	0.96	0.98
Geschlecht	-0.15	0.27	1.45	0.51	0.86
Deutsche Staatsangehörigkeit	12.28	0.53	600716.09	76551.40	214442.67
Haushaltsgröße	-0.14	0.13	1.13	0.66	0.87
Anzahl Kinder unter 18	0.00	0.17	1.39	0.72	1.00
Zurechtkommen mit dem monatlich zur Verfügung stehendem Geld	-0.16	0.15	1.14	0.63	0.85
Bildungsgrad	-0.04	0.07	1.11	0.83	0.96
3: Video- und visuell fokussierte Sucher					
Alter	-0.08	0.01	0.95	0.90	0.92
Geschlecht	-0.05	0.28	1.66	0.55	0.96
Deutsche Staatsangehörigkeit	11.11	0.53	186641.05	23784.50	66627.05
Haushaltsgröße	-0.12	0.14	1.17	0.67	0.88
Anzahl Kinder unter 18	-0.11	0.18	1.28	0.63	0.90
Zurechtkommen mit dem monatlich zur Verfügung stehendem Geld	0.02	0.16	1.39	0.75	1.02
Bildungsgrad	-0.09	0.08	1.07	0.78	0.91

Est: geschätzte Wert des Regressionskoeffizienten (Schätzer), SE (Standard Error): Standardfehler des geschätzten Koeffizienten, u95: obere Grenze des 95 %-Konfidenzintervalls des Koeffizienten, o95: untere Grenze des 95 %-Konfidenzintervalls des Koeffizienten, RPR: Relatives Risiko Ratio oder Relative Risk Ratio

Tabelle 26: LCA der offenen Webumfrage: Ergebnisse der multinomialen logistischen Regressionsmodelle zur Vorhersage der Zugehörigkeit zu einer latenten Klasse der Nutzung SoMe zum Teilen von Inhalten anhand soziodemografischer Variablen (Modell W3, Referenzklasse 1)

Prädiktor	Est	SE	u95	o95	RPR
2: Krisen- und Unterstützungsorientierte Nutzer					
Alter	0.00	0.01	1.01	0.98	1.00
Geschlecht	0.55	0.18	2.48	1.22	1.74
Deutsche Staatsangehörigkeit	-14.06	0.00	0.00	0.00	0.00
Haushaltsgröße	-0.12	0.10	1.07	0.73	0.89
Anzahl Kinder unter 18	0.19	0.13	1.56	0.95	1.21
Zurechtkommen mit dem monatlich zur Verfügung stehendem Geld	-0.02	0.10	1.19	0.80	0.98
Bildungsgrad	-0.01	0.05	1.09	0.89	0.99
3: Bedarfs- und hilfsorientierte Gruppe					
Alter	0.00	0.01	1.01	0.99	1.00
Geschlecht	0.02	0.18	1.46	0.71	1.02
Deutsche Staatsangehörigkeit	-14.22	0.00	0.00	0.00	0.00
Haushaltsgröße	0.07	0.09	1.29	0.89	1.07
Anzahl Kinder unter 18	-0.05	0.13	1.22	0.74	0.95
Zurechtkommen mit dem monatlich zur Verfügung stehendem Geld	0.06	0.10	1.31	0.87	1.07
Bildungsgrad	0.10	0.05	1.23	0.99	1.10

Est: geschätzte Wert des Regressionskoeffizienten (Schätzer), SE (Standard Error): Standardfehler des geschätzten Koeffizienten, u95: obere Grenze des 95 %-Konfidenzintervalls des Koeffizienten, o95: untere Grenze des 95 %-Konfidenzintervalls des Koeffizienten, RPR: Relatives Risiko Ratio oder Relative Risk Ratio

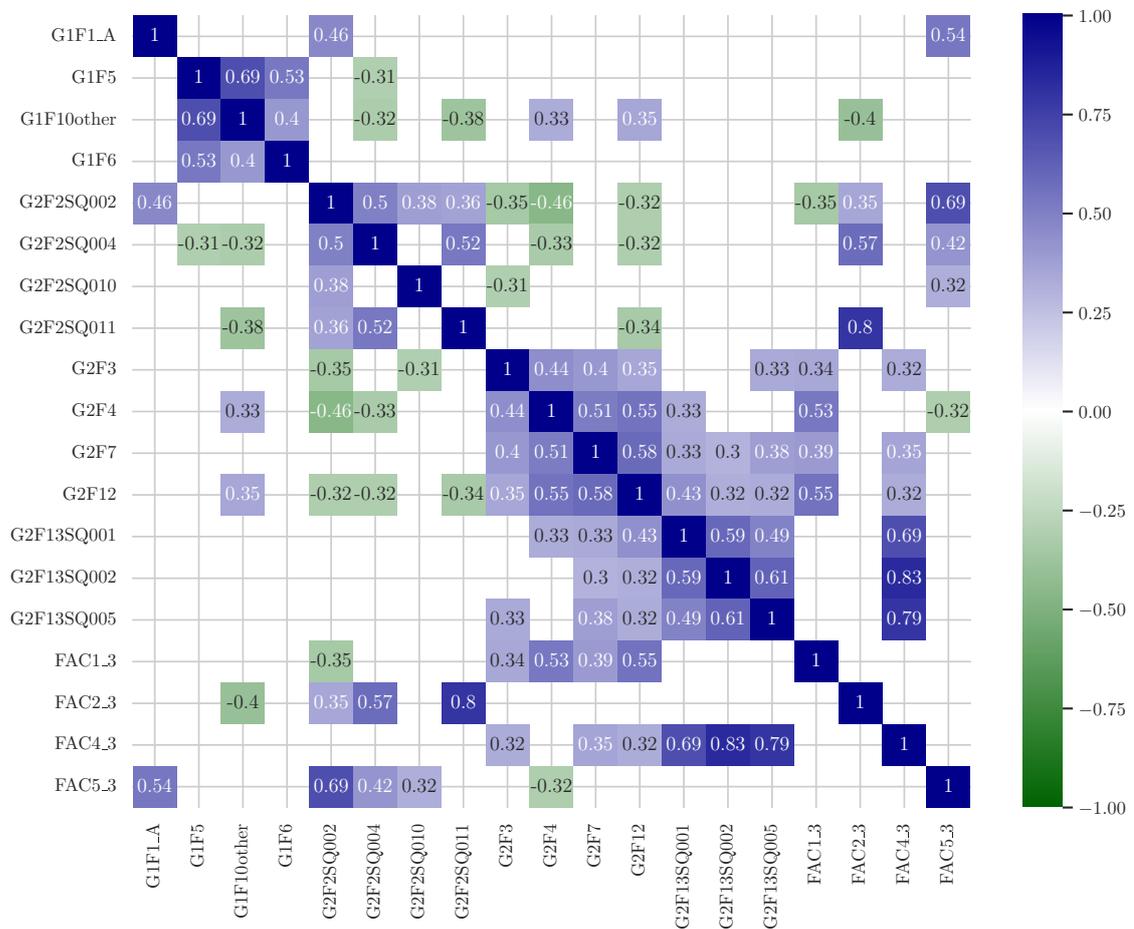


Abbildung 1: Panelbefragung: Korrelationsmatrix, gefiltert nach signifikanten und mind. moderaten Korrelationseffekten sowie Variablen, die mind. eine Korrelation zu einer weiteren Variable vorweisen

Die Analyse wurde ausschl. mit der Spearman Rangkorrelation berechnet. Die Variablenbezeichnungen entsprechen folgenden Fragennummern aus Kap. A.1: G1F1_A - Nr. P2, Alter; G1F5 - Nr. P6, Haushaltsgröße; G1F10other - Nr. P7, Anzahl Kinder; G1F6 - Nr. P8, Nettoeinkommen; G2F2SQ002 - Nr. P14, Häufigkeit des Teilens auf Instagram; G2F2SQ004 - Nr. P14, Häufigkeit des Teilens auf Pinterest; G2F2SQ0010 - Nr. P14, Häufigkeit des Teilens auf WhatsApp; G2F2SQ011 - Nr. P14, Häufigkeit des Teilens auf Xing; G2F3 - Nr. P15, Zustimmung zur häufigen Nutzung von Sozialen Medien; G2F4 - Nr. P16, Häufigkeit der Nutzung Sozialer Medien in vergangenen Krisen- und Katastrophensituationen zur Suche; G2F7 - Nr. P19, Wahrscheinlichkeit der Suche nach Informationen über Soziale Medien in zukünftigen Krisen- und Katastrophensituationen; G2F12 - Nr. P24, Wahrscheinlichkeit des Teilens von Informationen über Soziale Medien in zukünftigen Krisen- und Katastrophensituationen; G2F13SQ001 - Nr. P25, Zustimmung Hilfsorganisationen sollten in einer Stunde in Sozialen Medien antworten; G2F13SQ002 - Nr. P25, Zustimmung Hilfsorganisationen sollten Soziale Medien für Unterstützungsangebote berücksichtigen; G2F13SQ005 - Nr. P25, Zustimmung Hilfsorganisationen sollten über Soziale Medien Kontakt zur Bevölkerung halten; FAC1_3 - Regressionsfaktorscore der ersten Gruppe der Explorative Faktorenanalyse (EFA) (Psychische Nutzung Sozialer Medien); FAC2_3 - Regressionsfaktorscore der zweiten Gruppe der EFA (Teilen in Sozialen Medien); FAC4_3 - Regressionsfaktorscore der vierten Gruppe der EFA (Erwartungen an Hilfsorganisationen); FAC5_3 - Regressionsfaktorscore der fünften Gruppe der EFA (Teilen in modernen Plattformen Sozialer Medien)

Tabelle 27: Ergebnisse der ordinalen logistischen Regressionsanalyse zur Identifikation eines Zusammenhangs zwischen psychischer Beanspruchung (abgefragt in vier verschiedenen Kontexten) und Mitteilungsverhalten in Sozialen Medien

Teilen von Informa- tionen auf	R	R- Quadrat	Korrigier- tes R- Quadrat	Standard- fehler des Schätzers	PRESS	Durbin- Watson- Statistik
Discord	,085 ^a	0,01	0,00	2,03	5133,77	2,00
Facebook	,055 ^a	0,00	0,00	2,19	6010,69	1,96
Instagram	,101 ^a	0,01	0,01	2,35	6882,74	1,95
Jodel	,030 ^a	0,00	0,00	1,41	2488,36	2,05
Mastodon	,046 ^a	0,00	0,00	1,26	1976,49	2,06
Pinterest	,088 ^a	0,01	0,00	2,15	5747,00	1,93
Snapchat	,104 ^a	0,01	0,01	1,73	3750,01	2,01
Telegram	,037 ^a	0,00	0,00	1,94	4692,84	1,98
TikTok	,084 ^a	0,01	0,00	1,85	4285,49	1,84
Twitter	,068 ^a	0,00	0,00	1,84	4224,04	1,99
WhatsApp	,096 ^a	0,01	0,01	1,76	3861,38	1,98
YouTube	,088 ^a	0,01	0,00	2,41	7248,46	2,07

^aEinflussvariablen: Psychische Belastung während der Flutkatastrophe in Bezug auf die weitere Region, den eigenen Haushalt, das nahe soziale Umfeld und das weitere soziale Umfeld

B. Protokollierung und Ergebnisübersicht der Scoping Review

B.1 Preferred Reporting Items for Systematic reviews and Meta-Analyses extension for Scoping Reviews (PRISMA-ScR) Checklist

Tabelle 28: PRISMA-ScR Checkliste nach [464]

Abschnitt	Item	PRISMA-ScR Item	berichtet auf Seite #
Titel			
Titel	1	Kennzeichnen Sie den Bericht als „Scoping Review“.	80
Abstract			
Strukturierte Zusammenfassung	1	Erstellen Sie eine strukturierte Zusammenfassung, die (soweit zutreffend) Folgendes enthält: Hintergrund, Ziele, Zulassungskriterien, Quellen der Nachweise, Darstellungsmethoden, Ergebnisse und Schlussfolgerungen, die sich auf die Fragen und Ziele der Überprüfung beziehen.	i-iv
Einleitung			
Begründung	3	Beschreiben Sie die Gründe für die Überprüfung im Zusammenhang mit dem, was bereits bekannt ist. Erläutern Sie, warum sich die Fragen/Ziele der Überprüfung für einen Scoping-Review-Ansatz eignen.	80-81
Zielsetzungen	4	Geben Sie eine explizite Erklärung der zu behandelnden Fragen und Ziele mit Verweis auf ihre Schlüsselemente (z. B. Population oder Teilnehmer, Konzepte und Kontext) oder andere relevante Schlüsselemente an, die für die Konzeption der Überprüfungsfragen und/oder -ziele verwendet wurden.	80-81

Fortsetzung auf der nächsten Seite

Tabelle 28 – Fortsetzung von vorheriger Seite

Abschnitt	Item	PRISMA-ScR Item	berichtet auf Seite #
Methoden			
Protokoll und Registrierung	5	Geben Sie an, ob ein Überprüfungsprotokoll existiert; geben Sie an, ob und wo es eingesehen werden kann (z. B. eine Internetadresse); und geben Sie, falls vorhanden, Informationen zur Registrierung an, einschließlich der Registrierungsnummer.	82-83
Kriterien für die Eignung	6	Geben Sie die Merkmale der als Zulassungskriterien verwendeten Evidenzquellen an (z. B. berücksichtigte Jahre, Sprache und Veröffentlichungsstatus) und begründen Sie diese.	82-83
Informationsquellen	7	Beschreiben Sie alle Informationsquellen, die bei der Suche verwendet wurden (z. B. Datenbanken mit den Daten der Erfassung und Kontaktaufnahme mit den Autoren, um weitere Quellen zu ermitteln), sowie das Datum der letzten Suche.	82-83
Suche	8	Geben Sie die vollständige elektronische Suchstrategie für mindestens eine Datenbank an, einschließlich aller verwendeten Einschränkungen, so dass sie wiederholt werden kann.	82
Auswahl der Evidenzquellen	9	Nennen Sie das Verfahren zur Auswahl der Evidenzquellen (d. h. Screening und Eignung), die in den Scoping Review einbezogen wurden.	83
Prozess der Datenerfassung	10	Beschreiben Sie die Methoden der Datenerfassung aus den einbezogenen Evidenzquellen (z. B. kalibrierte Formulare oder Formulare, die vom Team vor ihrer Verwendung getestet wurden, und ob die Datenerfassung unabhängig oder in zweifacher Ausfertigung erfolgte) sowie alle Verfahren zur Beschaffung und Bestätigung der Daten von den Prüfern.	82-83
Datenelemente	11	Führen Sie alle Variablen auf, für die Daten gesucht wurden, und definieren Sie diese sowie alle getroffenen Annahmen und Vereinfachungen.	82-83

Fortsetzung auf der nächsten Seite

Tabelle 28 – Fortsetzung von vorheriger Seite

Abschnitt	Item	PRISMA-ScR Item	berichtet auf Seite #
Kritische Bewertung der einzelnen Evidenzquellen	12	Falls durchgeführt, geben Sie eine Begründung für die Durchführung einer kritischen Bewertung der eingeschlossenen Evidenzquellen an; beschreiben Sie die verwendeten Methoden und wie diese Informationen in einer Datensynthese (falls zutreffend) verwendet wurden.	-
Synthese der Ergebnisse	13	Beschreiben Sie die Methoden zur Verarbeitung und Zusammenfassung der erfassten Daten.	84
Ergebnisse			
Auswahl der Evidenzquellen	14	Geben Sie die Anzahl der Evidenzquellen an, die gescreent, auf ihre Eignung geprüft und in die Überprüfung einbezogen wurden, und begründen Sie die Ausschlüsse in jeder Phase, idealerweise anhand eines Flussdiagramms.	83
Merkmale der Evidenzquellen	15	Geben Sie für jede Evidenzquelle die Merkmale an, für die die Daten erfasst wurden, und geben Sie die Zitate an.	84
Kritische Bewertung der Evidenzquellen	16	Falls vorhanden, sind die Daten zur kritischen Bewertung der eingeschlossenen Evidenzquellen anzugeben (siehe Punkt 12).	-
Ergebnisse der einzelnen Evidenzquellen	17	Stellen Sie für jede eingeschlossene Evidenzquelle die relevanten Daten dar, die in Bezug auf die Fragen und Ziele der Überprüfung erfasst wurden.	84
Synthese der Ergebnisse	18	Fassen Sie die Ergebnisse des Diagramms zusammen und/oder präsentieren Sie sie in Bezug auf die Fragen und Ziele der Übersicht.	84-92
Diskussion			
Zusammenfassung der Evidenz	19	Fassen Sie die wichtigsten Ergebnisse zusammen (einschließlich eines Überblicks über Konzepte, Themen und Arten der verfügbaren Evidenz), stellen Sie einen Bezug zu den Fragen und Zielen der Überprüfung her und berücksichtigen Sie die Relevanz für die wichtigsten Gruppen.	93-94
Einschränkungen	20	Erläutern Sie die Einschränkungen des Scoping-Review-Prozesses.	149

Fortsetzung auf der nächsten Seite

Tabelle 28 – Fortsetzung von vorheriger Seite

Abschnitt	Item	PRISMA-ScR Item	berichtet auf Seite #
Schlussfolgerungen	21	Geben Sie eine allgemeine Interpretation der Ergebnisse in Bezug auf die Fragestellungen und Ziele des Reviews sowie mögliche Implikationen und/oder nächste Schritte.	93-94
Finanzierung			
Finanzierung	22	Beschreiben Sie die Finanzierungsquellen für die einbezogenen Evidenzquellen sowie die Finanzierungsquellen für den Scoping-Review. Beschreiben Sie die Rolle der Geldgeber des Scoping-Reviews.	-

B.2 Suchstrategie

Tabelle 29: Such-Abfrage der Datenbank Web of Science

Query¹

(TI=(„social media*“) OR AK=(„social media*“) OR TI=(„social network*“) OR AK=(„social network*“) OR TI=(„user generated data“) OR AK=(„user generated data“) OR TI=(twitter) OR AK=(twitter) OR TI=(linkedin) OR AK=(linkedin) OR TI=(whatsapp) OR AK=(whatsapp) OR TI=(xing) OR AK=(xing) OR TI=(pinterest) OR AK=(pinterest) OR TI=(snapchat) OR AK=(snapchat) OR TI=(instagram) OR AK=(instagram) OR TI=(telegram) OR AK=(telegram) OR TI=(reddit) OR AK=(reddit) OR TI=(facebook) OR AK=(facebook) OR TI=(youtube) OR AK=(youtube) OR TI=(tiktok) OR AK=(tiktok) OR TI=(weibo) OR AK=(weibo)) AND (TI=(emergenc*) OR AK=(emergenc*) OR TI=(„extreme event*“) OR AK=(„extreme event*“) OR TI=(crisis) OR AK=(crisis) OR TI=(crises) OR AK=(crises) OR TI=(disaster*) OR AK=(disaster*) OR TI=(catastrophe*) OR AK=(catastrophe*) OR TI=(traged*) OR AK=(traged*) OR TI=(hazard*) OR AK=(hazard*)) AND (TI=(psycho*) OR AK=(psycho*) OR TI=(„mental health“) OR AK=(„mental health“) OR TI=(behav*) OR AK=(behav*) OR TI=(wellbeing) OR AK=(wellbeing) OR TI=(well-being) OR AK=(well-being) OR TI=(mood) OR AK=(mood) OR TI=(emotion) OR AK=(emotion) OR TI=(sentiment) OR AK=(sentiment) OR TI=(stress*) OR AK=(stress*) OR TI=(distress*) OR AK=(distress*)) NOT ALL=(brand*) NOT ALL=(consumer*) NOT ALL=(buy*) NOT ALL=(medication*) NOT ALL=(marketing*) NOT ALL=(financial*)

¹ eine identische Abfrage wurde mit den deutschen Begriffen durchgeführt

Tabelle 30: Such-Abfrage der Datenbank Scopus

Query¹

(TITLE(„social media*“) OR AUTHKEY(„social media*“) OR TITLE(„social network*“) OR AUTHKEY(„social network*“) OR TITLE(„user generated data“) OR AUTHKEY(„user generated data“) OR TITLE(twitter) OR AUTHKEY(twitter) OR TITLE(linkedin) OR AUTHKEY(linkedin) OR TITLE(whatsapp) OR AUTHKEY(whatsapp) OR TITLE(xing) OR AUTHKEY(xing) OR TITLE(pinterest) OR AUTHKEY(pinterest) OR TITLE(snapchat) OR AUTHKEY(snapchat) OR TITLE(instagram) OR AUTHKEY(instagram) OR TITLE(telegram) OR AUTHKEY(telegram) OR TITLE(reddit) OR AUTHKEY(reddit) OR TITLE(facebook) OR AUTHKEY(facebook) OR TITLE(youtube) OR AUTHKEY(youtube) OR TITLE(tiktok) OR AUTHKEY(tiktok) OR TITLE(weibo) OR AUTHKEY(weibo)) AND (TITLE(emergenc*) OR AUTHKEY(emergenc*) OR TITLE(„extreme event*“) OR AUTHKEY(„extreme event*“) OR TITLE(crisis) OR AUTHKEY(crisis) OR TITLE(crises) OR AUTHKEY(crises) OR TITLE(disaster*) OR AUTHKEY(disaster*) OR TITLE(catastrophe*) OR AUTHKEY(catastrophe*) OR TITLE(traged*) OR AUTHKEY(traged*) OR TITLE(hazard*) OR AUTHKEY(hazard*)) AND (TITLE(psycho*) OR AUTHKEY(psycho*) OR TITLE(„mental health“) OR AUTHKEY(„mental health“) OR TITLE(behav*) OR AUTHKEY(behav*) OR TITLE(wellbeing) OR AUTHKEY(wellbeing) OR TITLE(well-being) OR AUTHKEY(well-being) OR TITLE(mood) OR AUTHKEY(mood) OR TITLE(emotion) OR AUTHKEY(emotion) OR TITLE(sentiment) OR AUTHKEY(sentiment) OR TITLE(stress*) OR AUTHKEY(stress*) OR TITLE(distress*) OR AUTHKEY(distress*)) AND NOT ALL(brand*) AND NOT ALL(consumer*) AND NOT ALL(buy*) AND NOT ALL(medication*) AND NOT ALL(marketing*) AND NOT ALL(financial*)

¹ eine identische Abfrage wurde mit den deutschen Begriffen durchgeführt

Tabelle 31: Such-Abfrage der Datenbank PubMed

Query ¹
((„social media*“[Title]) OR („social media*“[MeSH Terms]) OR („social network*“[Title]) OR („social network*“[MeSH Terms]) OR („user generated data“[Title]) OR („user generated data“[MeSH Terms]) OR (twitter[Title]) OR (twitter[MeSH Terms]) OR (linkedin[Title]) OR (linkedin[MeSH Terms]) OR (whatsapp[Title]) OR (whatsapp[MeSH Terms]) OR (xing[Title]) OR (xing[MeSH Terms]) OR (pinterest[Title]) OR (pinterest[MeSH Terms]) OR (snapchat[Title]) OR (snapchat[MeSH Terms]) OR (instagram[Title]) OR (instagram[MeSH Terms]) OR (telegram[Title]) OR (telegram[MeSH Terms]) OR (reddit[Title]) OR (reddit[MeSH Terms]) OR (facebook[Title]) OR (facebook[MeSH Terms]) OR (youtube[Title]) OR (youtube[MeSH Terms]) OR (tiktok[Title]) OR (tiktok[MeSH Terms]) OR (weibo[Title]) OR (weibo[MeSH Terms])) AND ((emergenc*[Title]) OR (emergenc*[MeSH Terms]) OR („extreme event*“[Title]) OR („extreme event*“[MeSH Terms]) OR (crisis[Title]) OR (crisis[MeSH Terms]) OR (crises[Title]) OR (crises[MeSH Terms]) OR (disaster*[Title]) OR (disaster*[MeSH Terms]) OR (catastrophe*[Title]) OR (catastrophe*[MeSH Terms]) OR (traged*[Title]) OR (traged*[MeSH Terms]) OR (hazard*[Title]) OR (hazard*[MeSH Terms])) AND ((psycho*[Title]) OR (psycho*[MeSH Terms]) OR („mental health“[Title]) OR („mental health“[MeSH Terms]) OR (behav*[Title]) OR (behav*[MeSH Terms]) OR (wellbeing[Title]) OR (wellbeing[MeSH Terms]) OR (well-being[Title]) OR (well-being[MeSH Terms]) OR (mood[Title]) OR (mood[MeSH Terms]) OR (emotion[Title]) OR (emotion[MeSH Terms]) OR (sentiment[Title]) OR (sentiment[MeSH Terms]) OR (stress*[Title]) OR (stress*[MeSH Terms]) OR (distress*[Title]) OR (distress*[MeSH Terms])) NOT (brand*) NOT (consumer*) NOT (buy*) NOT (medication*) NOT (marketing*) NOT (financial*)

¹ eine identische Abfrage wurde mit den deutschen Begriffen durchgeführt

B.3 Ein- und Ausschlusskriterien der Scoping Review

Einschlusskriterien

1. Verwendung sozialer Netzwerke als digitale Plattformen:
Die Studie muss sich auf soziale Netzwerke als digitale soziale Plattformen beziehen, die es Benutzern ermöglichen, miteinander zu interagieren, Informationen auszutauschen und Inhalte zu teilen.
2. Inhaltlicher Bezug zur Erhebung psychologischer oder psychosozialer Faktoren:
Der inhaltliche Fokus der Studie sollte auf der Erhebung von psychologischen oder psychosozialen Faktoren liegen, einschließlich Verhalten, mentaler Gesundheit, Wohlbefinden oder ähnlichen Aspekten.
3. Nutzung von Daten aus sozialen Medien:
Es wird vorausgesetzt, dass die Studie Daten aus sozialen Medien nutzt. Soziale Medien werden hierbei als computer-gestützte und online verfügbare Technologien definiert, die soziale Netzwerke durch nutzergenerierte Inhalte ermöglichen.
4. Sprachliche Verfügbarkeit:
Die Artikel müssen entweder in deutscher oder englischer Sprache verfügbar sein.
5. Studiendesign:
Alle Arten von Studiendesigns sind eingeschlossen, es gibt keine Einschränkungen in Bezug auf die Forschungsmethoden.
6. Katastrophensituationen:
Die Studie kann sich auf alle Arten von Katastrophensituationen beziehen, muss jedoch den Krisenkontext beinhalten.
7. Zeitraum:
Es gibt keine zeitliche Begrenzung, d.h., Artikel aus allen Zeiträumen können berücksichtigt werden.
8. Geografische Abdeckung:
Studien aus allen Ländern werden einbezogen.
9. Wissenschaftliche Artikel mit Peer-Review:
Eingeschlossen werden nur wissenschaftliche Artikel, die einem Reviewverfahren unterliegen, d.h., Artikel aus Konferenzbeiträgen oder wissenschaftlichen Journals.

Ausschlusskriterien

1. Definition Sozialer Netzwerke:
Studien, die Soziale Netzwerke als relativ dauerhafte, meist informelle Beziehungsstrukturen zwischen Individuen und Gruppen definieren, werden ausgeschlossen. Es wird auf die Definition Sozialer Netzwerke als digitale Plattformen abgezielt.
2. Fokus auf politische Faktoren oder Marketing:
Arbeiten, die den Schwerpunkt auf politische Faktoren, Marketingstrategien oder die Wirkung Sozialer Netzwerke auf politische Aussagen legen, sind nicht eingeschlossen.
3. Soziale Medien als Kontaktmedium:
Studien, die Soziale Medien lediglich als Medium zur Kontaktaufnahme oder Auswahl von Teilnehmern für Umfragen oder ähnliche Zwecke verwenden, werden ausgeschlossen.
4. Ausschließliche Betrachtung der Auswirkungen der Nutzung Sozialer Medien:
Studien, die ausschließlich die Auswirkungen der Nutzung Sozialer Medien auf die Bevölkerung betrachten, wie etwa Korrelationen zwischen der Nutzungshäufigkeit und dem Auftreten psychischer Störungen, sind nicht relevant.
5. Kommentare zu vorhandenen Artikeln:
Arbeiten, die lediglich Kommentare oder Meinungsbeiträge zu bereits existierenden Artikeln liefern, werden nicht berücksichtigt.
6. Diagnostische Analysen ohne Katastrophenbezug:
Studien, die Soziale Medien zur Identifikation von diagnostischen Kriterien psychologischer Erkrankungen oder suizidalen Risiken analysieren, jedoch keinen direkten Bezug zu Katastrophensituationen herstellen, werden ausgeschlossen.
7. Reputation von Organisationen in Krisensituationen:
Analysen, die sich auf die Gefährdung des Rufs von Organisationen durch Krisen in Sozialen Medien konzentrieren, sind nicht Teil der Untersuchung.
8. Public Health als medizinische Fragestellung:
Arbeiten, die sich auf Public Health-Themen als medizinische Probleme fokussieren, werden ausgeschlossen. Psychosoziale oder psychologische Themen müssen im Vordergrund stehen.
9. Reviews in Reviewvergleichen:
Reviews, die in den Reviewvergleich einbezogen wurden, finden keine Berücksichtigung in der Ergebnisauswertung.
10. Individuelle psychologische Krisen:
Studien, die individuelle psychologische Krisen untersuchen, jedoch keinen Bezug zu größeren sozialen oder kollektiven Krisensituationen haben, werden nicht eingeschlossen.

B.4 Überblick über verglichene Reviews

Die Übersichtsarbeiten wurden mit Hilfe des Suchstrings, siehe Kap. B.2, und des Schneeballprinzips analog zum Verfahren der Scoping Review identifiziert. In der folgenden Tabelle sind die Übersichtsarbeiten aufgeführt, die aufgrund des Titels und des Abstracts als ähnlich wie die vorliegende Übersichtsarbeit bewertet wurden, sich aber aufgrund des Volltextes unterscheiden ließen. Die Gründe für die Unterscheidung sind ebenfalls aufgeführt.

Tabelle 32: Unterscheidungsmerkmale gegenüber bestehenden Reviews

Titel	Quelle (Anzahl integrierter Studien)	Abgrenzung basierend auf dem Volltext
„Social media for intelligent public information and warning in disasters: An interdisciplinary review“	Zhang u. a. (2019)[535] (304)	Die Abgrenzung zu diesem Artikel liegt im unterschiedlichen thematischen Fokus. Während der verglichene Artikel Kommunikationsphänomene in Sozialen Medien während Katastrophen sowie Datenanalysetechniken zur Erfassung und Verbreitung kritischer Informationen untersucht, steht in der hier vorliegenden Arbeit die Ableitung von psychosozialen Faktoren im Vordergrund. Sentiment- und psychosoziale Informationen, die in anderen Artikel keine Rolle spielen, sind folglich zentrale Elemente der hier vorgestellten Untersuchung.
„Social Media Use in Emergency Response to Natural Disasters: A Systematic Review With a Public Health Perspective“	Muniz-Rodriguez u. a. (2020)[305] (44)	Während die Vergleichsstudie sich auf einen engeren Zeitraum von 2015 bis 2018 und Naturereignisse beschränkt, erweitert die hier vorgestellte Untersuchung den Betrachtungszeitraum und grenzt keine Arten von Katastrophen aus, um aktuelle Entwicklungen in der Nutzung sozialer Medien zu erfassen. Darüber hinaus geht die hier vorgestellte Analyse über den Fokus auf Warnungsverbreitung und Bedarfsidentifikation hinaus und betrachtet ein breiteres Spektrum von Anwendungen und Auswirkungen sozialer Medien im Katastrophenmanagement. Ein weiterer wesentlicher Unterschied besteht darin, dass unsere Studie explizit psychische und psychosoziale Faktoren einbezieht, die in der Vergleichsstudie nicht spezifisch adressiert werden, wodurch wir ein umfassenderes Bild der multidimensionalen Rolle sozialer Medien in Katastrophensituationen zeichnen.

Fortsetzung auf der nächsten Seite

Tabelle 32 – Fortsetzung von vorheriger Seite

Titel	Author (Jahr)	Abgrenzung basierend auf dem Volltext
„Spatio-temporal distribution of negative emotions on Twitter during floods in Chennai, India, in 2015: a post hoc analysis“	Karmegam und Mappillairaju (2020)[206] (18)	Während diese Studie sich auf den Zeitraum von 2009 bis 2018 beschränkt, erweitert die hier vorgestellte Analyse den Untersuchungszeitraum erheblich, was angesichts der 4335 neuen Veröffentlichungen allein in PubMed seit 2019 zu einem deutlich aktuelleren und umfassenderen Überblick führt. Darüber hinaus verwendet die hier vorgestellte Studie einen erweiterten Suchstring, der eine breitere Erfassung relevanter Literatur ermöglicht. Im Gegensatz zur Vergleichsstudie legt die hier vorgestellte Untersuchung besonderen Wert auf die Analyse zeitlicher Entwicklungen im Forschungsfeld und berücksichtigt explizit, wie die gewonnenen Informationen praktisch für das Krisenmanagement genutzt werden können, wodurch ein stärkerer Praxisbezug hergestellt wird. Insgesamt bietet diese Studie jedoch eine gute Vergleichbarkeit für die hier vorgestellte.
„Methods and Applications of Social Media Monitoring of Mental Health During Disasters: Scoping Review“	Teague u. a. (2022)[450] (47)	Zunächst erweitert die hier vorgestellte Analyse den Untersuchungszeitraum um fast zwei Jahre, was eine aktuellere Betrachtung des Forschungsfeldes ermöglicht. Darüber hinaus ist die Methodik hinsichtlich der Anwendung des Suchstrings in IEEE Xplore unklar. Während die Vergleichsstudie sich auf spezifische Analysemethoden wie Machine Learning und Data Mining sowie auf die Identifikation psychischer Störungsbilder beschränkt, erweitert die hier vorgestellte Untersuchung den Fokus und schließt auch Studien ein, die nicht ausschließlich diese Methoden verwenden oder lediglich auf psychologische Zustände hinweisen, was ein breiteres Spektrum an Forschungsansätzen erfasst. Darüber hinaus berücksichtigt die hier vorgestellte Studie explizit den breiteren Krisenkontext, betrachtet zeitliche Entwicklungen und analysiert, wie die gewonnenen Informationen praktisch für das Krisenmanagement genutzt werden können.

Fortsetzung auf der nächsten Seite

Tabelle 32 – Fortsetzung von vorheriger Seite

Titel	Author (Jahr)	Abgrenzung basierend auf dem Volltext
„Are Emotion-Expressing Messages More Shared on Social Media? A Meta-Analytic Review“	Chen, Yan und Leach (2022)[57] (19)	Diese Studie fokussiert sich auf den Einfluss emotionsausdrückender Nachrichten auf die Bevölkerung. Die hier vorgestellte Studie konzentriert sich auf die Ableitung und Deutung emotionsausdrückender Nachrichten aus Sozialen Medien für einen Informationsgewinn im Krisenkontext.
„The role of social media in public health crises caused by infectious disease: a scoping review“	Terry u. a. (2023)[452] (338)	Während der Artikel soziale Medien primär im Kontext öffentlicher Gesundheitskrisen durch Infektionskrankheiten untersucht und psychische Gesundheit nur als Nebenthema behandelt, stehen bei der hier vorgestellten Arbeit die psychosozialen Faktoren im Vordergrund. Zudem werden verschiedene Arten von Krisen und Katastrophen einbezogen, um ein breiteres Verständnis der Rolle von sozialen Medien in diesen Kontexten zu ermöglichen.
„Machine learning in mental health: a scoping review of methods and applications“	Shatte, Hutchinson und Teague (2019)[416] (300)	Die von Shatte, Hutchinson und Teague durchgeführte Scoping Review legt ihren Schwerpunkt auf den Bereich der mentalen Gesundheit und konzentriert sich dabei vornehmlich auf Aspekte der psychischen Diagnostik. In ihrer Analyse bietet sie eine fundierte Übersicht über die eingesetzten Methoden des maschinellen Lernens sowie die zugrunde liegenden Datenstrukturen. Diese Herangehensweise resultiert in einer prägnanten und aufschlussreichen Zusammenfassung des Forschungsfeldes. Die hier präsentierte Arbeit zielt darauf ab, detailliertere Einblicke zu gewähren, beispielsweise hinsichtlich der spezifischen Klassen, die den Klassifizierungsprozessen zugrunde liegen. Darüber hinaus ist die Studie von Shatte, Hutchinson und Teague nicht explizit auf den Kontext von Krisensituationen ausgerichtet.

B.5 Charakterisierungstabelle

Tabelle 33: Leitfaden zur Datenextraktion der Scoping Review

Kategorie	Unterkategorie	Beschreibung	Frage- typ
<i>Allgemeine Informationen</i>	Autoren	Hier werden alle Autoren des Artikels aufgeführt.	offene Frage
	Titel	Hier wird der Titel des Artikels aufgeführt.	offene Frage
	Sprache	Hier wird die Sprache, in welcher der Artikel verfasst ist, aufgeführt.	offene Frage
	Jahr	Hier wird das Publikationsjahr des Artikels dokumentiert.	offene Frage
	Ziele	Definition einer Klasse gemäß den in Suhaimin 2023 definierten Zielen (einfache Auswahl): Ebene 1: Analyse von Ereignissen, Entwicklung von Techniken, Verbesserung von Techniken, Korpusbildung, Mehrzweck Ebene 2: Einsicht in das Ereignis und Gewinnung von Informationen, Unterstützung des Katastrophen- und Notfallmanagements, Einsicht in das Ereignis und Entwicklung neuer Methoden, Feature-Engineering, Klassifizierung, Techniken zur Vorhersage von Ereignissen, Aufbau eines Korpus, Verbesserung von Techniken“	Auswahl- Frage (Einfach- auswahl)
<i>relevante Informationen für Entschei- dungstragende</i>	Implikationen für Entschei- dungen und Kommunikati- on	Hier werden m Artikel ausdrücklich erwähnte Empfehlungen auf eine Art von Entscheidungsträger, z. B. Regierung, aufgeführt.	offene Frage
	Implikationen für die Datenanalyse	Hier werden m Artikel ausdrücklich erwähnte Empfehlungen auf die Analyse von Sozialen Medien in Krisensituationen aufgeführt.	offene Frage

Fortsetzung auf der nächsten Seite

Tabelle 33 – Fortsetzung von vorheriger Seite

Kategorie	Unterkategorie	Beschreibung	Frage- typ
	Integration von Entscheidungstragenden	Wurden Entscheidungsträger in einer Krisen- und/oder Katastrophensituation in irgendeiner Weise in die Auswertung und Ableitung/Bewertung der Ergebnisse einbezogen?	Auswahl-Frage (dichotome Einfachauswahl: ja oder nein)
	Visualisierungsformen	Auffistung der verwendeten Visualisierungsformen (z.B. Balkendiagramm, Schwemmdiagramm) und Sammlung von Erkenntnissen über die Brauchbarkeit bestimmter Visualisierungsformen für ein psychosoziales Lagebild	offene Frage
<i>Datenanalyse</i>	Technische Umsetzung der Analyse	Ziel der technischen Umsetzung nach Klassen: Stufe 1: technisch, manuell, Kombination (Einzelauswahl) Ebene 2: Entwicklung, Optimierung, Vergleich, vorhanden, keine (Mehrfachauswahl)	Auswahl-Frage
	Fokus	Fokus wird im Rahmen der Datenanalyse verwendet, um zu erfassen, welche Informationen laut Artikel abgeleitet werden sollen, z. B. „Stimmungsunterschiede in Abhängigkeit vom Geschlecht oder Standort einer Person“ oder „Emotionen“.	offene Frage
	Kategorien	Kategorien, mit denen der Datensatz kategorisiert wird	offene Frage
	Methode	Methode, die für die Datenanalyse verwendet wird	offene Frage
	Tools	Tools, die für die Datenanalyse verwendet werden	offene Frage
	Ebene	Ebene der für die Analyse verwendeten Daten, klassifiziert nach Suhaimin (2023) in: Nachrichtenebene, Wort-/Begriffsebene, Benutzerebene, Netzwerkebene, Dokumentenebene, nicht genannt	Auswahl-Frage (Einfachauswahl)
	Algorithmus	benannte Algorithmen, die für die Analyse verwendet werden	offene Frage

Fortsetzung auf der nächsten Seite

Tabelle 33 – Fortsetzung von vorheriger Seite

Kategorie	Unterkategorie	Beschreibung	Frage- typ
	Metrik	Metriken, die für die Messung der Leistung der verwendeten Methode verwendet werden	offene Frage
	Stimmungsanalyseansatz	Art des Stimmungsanalyseansatzes nach der Taxonomie von Suhaimin (2023) und Shalunts (2014) Stufe 1: maschinenbasierte Techniken, lexikonbasiertes Lernen, hybrider Ansatz, manueller Ansatz Stufe 2: überwacht, unbeaufsichtigt, halb-überwacht, Ensemble/Meta-Klassifikator, Deep Learning, wörterbuchbasierter Ansatz, korpusbasierter Ansatz, Lexikon mit NLP-Techniken	Auswahl-Fragen (Einfachauswahl)
<i>Datengewinnung</i>	Datenquelle	Die für die Datenerhebung verwendete Datenquelle. Zusätzlich zu den anderen offenen Unterthemen wird hier klassifiziert, ob eine oder mehrere Datenquellen verwendet wurden (einfach vs. mehrfach, Einfachauswahl) und ob ein vorhandener Datensatz verwendet wurde, Daten beobachtet wurden oder eine Kombination gewählt wurde (Datensatz vs. selbst beobachtet vs. Kombination, Einfachauswahl). Wenn die Analyse mit einem Datensatz durchgeführt wurde, wird auch der Datensatz oder der Name des Datensatzes aufgezeichnet.	offene Frage und Auswahl-Fragen
	Plattform	Plattformen, von denen Daten bezogen wurden	offene Frage
	Zeitraum	Zeitraum der Datenerhebung	offene Frage
	Schlüsselwörter	Schlüsselwörter, die für die Datenerhebung verwendet wurden	offene Frage
	Keyword-Fokus	Klassifizierung der verwendeten Keywords in Bezug auf die Dimensionen: ereignisbasiert, stimmungsbasiert, emotionsbasiert, standortbasiert	Auswahl-Frage (Mehrfachauswahl)

Fortsetzung auf der nächsten Seite

Tabelle 33 – Fortsetzung von vorheriger Seite

Kategorie	Unterkategorie	Beschreibung	Frage- typ
	Accounts	Bei der Extraktion von Daten aus sozialen Medien können die Daten entweder ganz offen mit Hilfe von Schlüsselwörtern gesucht, nach dem Standort gefiltert oder alle Beiträge von ausgewählten Accounts heruntergeladen werden. In letzterem Fall werden die entsprechenden Accounts hier erfasst.	offene Frage
	Standorte	Wenn die Datenerhebung auf bestimmte Herkunftsorte beschränkt ist, werden diese hier erfasst.	offene Frage
	Ortsebene	Wenn die Datenerhebung auf bestimmte Herkunftsorte beschränkt ist, wird hier auch die verwendete Detailebene festgehalten. Die entsprechenden Klassen sind: Kontinent, Land, Bundesland, Stadt	Auswahl- Frage (Einfach- auswahl)
	Tools	Tools für die Datenerhebung	offene Frage
<i>Stichprobenmerkmale</i>	Größe/Anzahl der Posts	Falls benannt, wird hier der Datenumfang festgehalten, der nach der Filterung analysiert wurde.	offene Frage
	Sprache	Sprache, in der die Daten verfasst wurden	offene Frage
	Sprachklassifizierung	Zur besseren Übersicht der Daten über die Sprache der Stichprobe werden zusätzlich zur offenen Nennung der analysierten Sprachen folgende Klassen abgefragt: einsprachig, zweisprachig, mehrsprachig, nicht genannt	Auswahl- Frage (Einfach- auswahl)
	Zeitraumen der betrachteten Katastrophe	Phasen des Krisenmanagementzyklus, aus denen die Daten in die Stichprobe integriert wurden. Dazu gehören die Auswahlmöglichkeiten: vor dem Ereignis, während des Ereignisses, nach dem Ereignis, vor und während des Ereignisses, während und nach dem Ereignis, vor und nach dem Ereignis, vor, während und nach dem Ereignis	Auswahl- Frage (Einfach- auswahl)
	Berücksichtigung	Wurde eine oder mehrere Katastrophensituationen im Vergleich berücksichtigt? (eine vs mehrere)	Auswahl- Frage (Einfach- auswahl)

Katastrophe

Fortsetzung auf der nächsten Seite

Tabelle 33 – Fortsetzung von vorheriger Seite

Kategorie	Unterkategorie	Beschreibung	Frage- typ
	Jahr	Jahr, in dem sich die Katastrophe ereignete	offene Frage
	Art	Art der Katastrophe, klassifiziert nach einer erweiterten Version von Zentes et al. Ebene 1: vom Menschen verursacht, natürlich Ebene 2: absichtliche Ereignisse, unabsichtliche Ereignisse, Wirtschafts- und Finanzkrisen, biologische, geophysikalische, hydrologische, meteorologische, klimatologische Ebene 3: Terroranschläge, Virenangriffe, Sabotage, Piraterie, politische Unruhen, Reaktorunfälle, technische Unfälle, Verkehrsunfälle, Ölverschmutzungen, Epidemien, Pandemien, Insektenbefall, Erdbeben, Tsunamis, Vulkanausbrüche, Überschwemmungen, Massenbewegungen, Stürme/Hurrikane/Zyklone, Temperaturextreme, Dürren, Waldbrände	Auswahl-Fragen (Einfachauswahl)
	Name	Name der Katastrophe	offene Frage
	Ort	Ort (Angaben wie im Artikel) der Katastrophe	offene Frage
	Land	Ort (Land) der Katastrophe	offene Frage
	Zeitraum	Zeitraum der akuten Phase der Katastrophe	offene Frage
<i>Erkenntnisse</i>	Erkenntnisse	Zusammenfassende und stichpunktartige Sammlung der Erkenntnisse des Artikels.	offene Frage
<i>Forschungslücken</i>	Forschungslücken	Im Rahmen des Artikels identifizierte Forschungslücken und -bedarfe.	offene Frage

B.6 Ergebnisübersicht der Charakteristika aller einbezogenen Artikel

Tabelle 34: Scoping Review Datenextraktionstabelle: Charakteristika der eingeschlossenen Studien

<i>Quelle</i>	<i>Datenquelle</i>	<i>Katastrophe</i>	<i>Datenanalyse</i>	<i>Psychosozialer Fokus</i>	<i>Psychosoziale Kategorien</i>
2012					
Nagy und Stamberger (2012) [309]	Twitter ^A	San Bruno, California gas explosion and resulting fires 2010 ^{2.3.2}	Naive Bayes, SentiWordNet, AFNN, SentiStrength, WordNet, Emoticons ^c	Sentiment und Emotionen	Skala ([-1; +1])
Mandel u. a. (2012) [272]	Twitter ^A	Hurricane Irene 2011 ^{1.4.1}	NB, regression, Emoticons ^c	Sentiment	Binär (besorgt oder unbesorgt)
2013					
Vo und Collier (2013) [483]	Twitter ^A	Große Erdbeben in Ostjapan 2011 ^{1.2.1}	SVM, NB, NN, SentiWordNet, AFINN, WordNet ^c	Emotionen	Klassen (Ruhe, Unbehagen, Traurigkeit, Angst, Furcht und Erleichterung)
Schulz u. a. (2013) [404]	Twitter ^A	Hurricane Sandy 2012 ^{1.4.1}	SVM, NB, SentiWordNet, AFINN, Opinion Mining, WordNet ^c	Sentiment	Klassen (Basisemotionen)
2014					
Chae u. a. (2014) [53]	Twitter ^A	Hurricane Sandy 2012 und ein Tornado in Moore 2013 ^{1.4.1}	LDA ^a	Verhalten	keine

Fortsetzung auf der nächsten Seite.

Tabelle 34: Scoping Review Datenextraktionstabelle (Fortsetzung)

Gaspar u. a. (2014) [125]	Twitter ^A	Enterohaemorrhagic Escherichia coli Ausbruch 2011 ^{1.1}	Radian6 ^b	Bewältigung	Klassen (Selbstständigkeit, Suche nach Unterstützung, Problemlösung, Informationssuche, Anpassung, Verhandlung, Delegation, Isolation, Hilfslosigkeit, Flucht, Unterwerfung und Opposition)
Caragea u. a. (2014) [51]	Twitter ^A	Hurricane Sandy 2012 ^{1.4.1}	SVM, AFINN, SentiStrength ^c	Sentiment	Klassen (positiv, negativ und neutral)
Simon u. a. (2014) [422]	Twitter ^A	Terroranschlag auf das Westgate- Einkaufszentrum Nairobi 2013 ^{2.1.1}	Alchemy API ^a	Verhalten	Skala ([-1; +1])
Zarrad, Jaloud und Alsmadi (2014) [530]	Twitter ^A	MERS-CoV-Infektion Virus 2014 ^{1.1.1}	andere ^b	Meinung	Klassen (positiv, negativ und neutral)
Torkildson, Starbird und Aragon (2014) [461]	Twitter ^A	Deepwater Horizon Ölkatastrophe 2010 ^{2.3.4}	andere ^a	Sentiment und Emotionen	Klassen (Basisemotionen + Unterstützung und Anschuldigung; positiv, negativ und neutral)
De Choudhury, Monroy-Hernández und Mark (2014) [74]	Twitter ^A	Mexikanischer Drogenkrieg 2010-2012 ^{2.1}	LIWC ^b	Emotionen	Klassen (64 verhaltensbezogene und psychologische Dimensionen)
Lu und Brelsford (2014) [257]	Twitter ^A	Tohoku-Erdbeben 2011 ^{1.2.1}	andere	Verhalten	Klassen (sich auflösen, bilden, überleben, spalten oder verschmelzen)

Fortsetzung auf der nächsten Seite.

Tabelle 34: Scoping Review Datenextraktionstabelle (Fortsetzung)

Purohit u. a. (2014) [345]	Twitter ^A	Hurricane Sandy 2012 ^{1.4.1} , Japan-Erdbeben 2011 ^{1.2.1} , Erdbeben in Amerika 2010 ^{1.2.1}	andere ^c	Verhalten	Klassen (Sucher- vs. Anbieterverhalten + Ressourcen: Unterkunft, medizinische Versorgung und Nahrung)
Sha, Yan und Cai (2014) [409]	Sina Weibo ^A	PM2.5-Verschmutzung seit 2011 ^{1.5}	SentiStrength ^b	Sentiment und Meinung	Skala ([-5; +5])
Shalunts, Backfried und Prinz (2014) [413]	Twitter ^A	Hochwasser in Mitteleuropa 2013 ^{1.3.1}	SentiSAIL, SentiStrength ^b	Sentiment	Skala (positiv, negativ und neutral)
2015					
Al-Saggaf und Simmons (2015) [386]	YouTube, Facebook, Al-Saha Al-Siyasia und Al Arabiya ^A	Hochwasser in Jeddah 2009 und 2011 ^{1.3.1}	manuell ^d	Anderes	Klassen (zum Beispiel: Gefühle und Emotionen ausdrücken, Gefühle der Traurigkeit ausdrücken, Gefühle der Wut ausdrücken und für die Toten beten)
Cody u. a. (2015) [63]	Twitter ^A	Hurricane Irene 2011 ^{1.4.1} , Hurricane Sandy 2012 ^{1.4.1} , Tornadoausbruch im Mittleren Westen 2013 ^{1.4.1} , Vorwärts zur Klima-Rallye 2013 ^{2.2.3}	Hedonometer ^b	Sentiment	Skala (1 (am wenigsten glücklich) bis 9 (am glücklichsten))
Doré u. a. (2015) [86]	Twitter ^A	Schießerei an der Sandy Hook Elementary School 2012 ^{2.1.1}	LIWC ^b	Emotionen	Klassen (Affekt, Traurigkeit, Angst und Wut)
Kaur und Kumar (2015) [214]	Twitter ^A	Überschwemmung in Kaschmir 2014 ^{1.3.1}	NB ^a	Sentiment	Klassen (positiv, negativ und neutral)

Fortsetzung auf der nächsten Seite.

Tabelle 34: Scoping Review Datenextraktionstabelle (Fortsetzung)

Lu u. a. (2015) [258]	Twitter ^B	Ebola ^{1.1.1}	SentiStrength, SentiWordNet ^b	Sentiment	Klassen (positiv, negativ und neutral) und Skalen [-1; 1], [-4; 4], [0; 4])
Seltzer u. a. (2015) [406]	Flickr und Instagram ^A	Ebola 2014 ^{1.1.1}	manuell ^d	anderes	Klassen (Gesundheitspersonal und Fachkräfte, Westafrika, Fakten, Angst, Virusbild, politisch, Witz, künstlerisches Bild, nicht verwandt/unbekannt)
Woo u. a. (2015) [509]	Twitter ^A	Sewol Ferry Disaster ^{2.2}	SOCIALmetrics ^b	Emotionen	Klassen (Wut, Angst, Traurigkeit)
2016					
Do u. a. (2016) [83]	Twitter ^C	2015 Ausbruch des Nahost-Atemwegssyndroms (MERS) 2015 ^{1.1.1}	SVM und Lexikonkombination ^c	Emotionen	Klassen (neutral, Freude, Traurigkeit, Wut, Ekel, Angst und Überraschung)
Gaspar u. a. (2016) [124]	Twitter ^A	Enterohaemorrhagic Escherichia coli (EHEC) 2011 ^{1.1}	manuell ^d	Affektive Äußerungen	Klassen (Bewältigungstypen nach Skinner)
Lee u. a. (2016) [236]	Twitter ^A	Bombentragödie von Boston 2013 ^{2.1.1}	LIWC ^b	Emotionen	Klassen (Wut, Furcht (Angst) und Traurigkeit)
Pang und Ng (2016) [326]	Twitter ^A	Little India Riot 2013 ^{2.1.1}	manuell ^d	Verhalten und Emotionen	Klassen (Verweigern, Vermindern, Handeln, Informationsverhalten, CUES)
Pope und Griffith (2016) [343]	Twitter ^A	Europäische Flüchtlingskrise 2015 ^{2.3} , Pariser Anschläge 2015 ^{2.1.1} , Kölner Anschläge 2015 ^{2.1.1}	LIWC ^b	Verhalten und Emotionen	Klassen (negative Emotionen, Ärger, Angst und positive Emotionen)

Fortsetzung auf der nächsten Seite.

Tabelle 34: Scoping Review Datenextraktionstabelle (Fortsetzung)

Vargas u. a. (2016) [474]	Twitter ^A	Aurora Schießerei 2012 ^{2.1.1} , Hurricane Isaac 2012 ^{1.4.1} , Ebro-Überschwemmung 2015 ^{1.3.1}	manuell ^d	Sentiment und Emotionen	Skala und Klassen (negativ (Wut, Ekel, Traurigkeit, Überraschung, Hass, usw.), neutral (Aussagen) oder positiv (Glück, Dankbarkeit, Freude, Liebe, Stolz, usw.))
Volkova u. a. (2016) [484]	Vkontakte social network ^A	Russland-Ukraine Konflikt 2014/2015 ^{2.1}	Russian-POLYARNIK ^c	Sentiment und Emotionen	Skala und Klassen (positiv, neutral, negativ und Freude, Traurigkeit, Ekel, Wut, Überraschung und Angst oder NoEmo)
2017					
Gruebner u. a. (2017) [135]	Twitter ^C	Hurricane Sandy 2012 ^{1.4.1}	EMOTIVE ^b	Emotionen	Klassen (Wut, Verwirrung, Ekel, Angst, Traurigkeit, Scham und Überraschung)
Gul u. a. (2017) [141]	Twitter ^A	Kashmir Überschwemmungen 2014 ^{1.3.1}	manuell ^d	Emotionen	Klassen (Lob, Information, Hilfe, Wut, Andere)
Lin, Margolin und Wen (2017) [249]	Twitter ^A	Pariser Anschläge 2015 ^{2.1.1} , Brüssel Anschläge 2015 ^{2.1.1}	LIWC ^b	Emotionen	Klassen (Angst, Wut und Traurigkeit)
Öztürk und Ayvaz (2017) [324]	Twitter ^A	Syrische Flüchtlingskrise 2017 ^{2.3}	erweitertes RSentiment-Paket ^b	Sentiment und Meinung	Skala ([-5; +5])
Yang u. a. (2017) [518]	Twitter ^B	Hurricane Sandy 2017 ^{1.4.1}	LDA ^b	Sentiment	Klassen (positiv und negativ)
2018					

Fortsetzung auf der nächsten Seite.

Tabelle 34: Scoping Review Datenextraktionstabelle (Fortsetzung)

Ekenga, McElwain und Sprague (2018) [93]	Twitter ^A	SLPS-Leitung 2016 ^{1.1}	manuell ^d	Sentiment	Klassen (positiv, negativ und neutral)
Gruebner u. a. (2018) [136]	Twitter ^B	Hurricane Sandy 2012 ^{1.4.1}	EMOTIVE ^b	Emotionen	Klassen (Wut, Abscheu, Angst, Glück, Traurigkeit, Überraschung, aber auch Scham und Verwirrung)
Halse u. a. (2018) [146]	Twitter ^A	Hurricane Sandy 2012 ^{1.4.1} , Bombentragödie von Boston 2013 ^{2.1.1}	manuell ^d	Emotionen	Klassen (Wut, Ekel, Angst, Glück, Traurigkeit, Überraschung, neutral und irrelevant)
Jammalamadaka, Xu und Lu (2018) [187]	Twitter ^A	Hurricane Sandy 2012 ^{1.4.1} , Bombentragödie von Boston 2013 ^{2.1.1}	NRC Hashtag Sentiment Lexikon, Dirichlet Multinomial Themenmodell ^b	Verhaltensabweichungen	nicht benannt
Lee und Nerghes (2018) [237]	YouTube ^A	Europäische Migrantenkrise 2015 ^{2.3.3}	SentiStrength, LDA ^b	Sentiment und Meinung	Klassen (positiv und negativ) und Skala ([-4; +4])

Fortsetzung auf der nächsten Seite.

Tabelle 34: Scoping Review Datenextraktionstabelle (Fortsetzung)

Ragini, Anand und Bhaskar (2018) [351]	Twitter ^A	Überschwemmungen in Kaschmir 2014 ^{1.3.1} , HUDHUD 2014 ^{1.4.1} , Nilofar 2014 ^{1.4.1}	Bing Liu, Sentiment 140, General Inquirer, NRC Word emotion lexicon, SentiFul, SentiStrength, AFINN, ANEW, Sentiwordnet, NRCeHashtag, SenticNet, NRC Word-Colour Association Lexicon, SVM ^c	Sentiment und Bedarfe	Klassen (subjektiv vs. objektiv, Nahrung, Wasser, Unterkunft, medizinischer Notfall, Elektrizität, positiv vs. negativ)
Rexiline Ragini, Rubesh Anand und Bhaskar (2018) [367]	Twitter ^C	Überschwemmungen in Kaschmir 2014 ^{1.3.1} , HUDHUD 2014 ^{1.4.1} , Nilofar 2014 ^{1.4.1}	NER, POS, SVM ^c	Sentiment und Bedarfe	Klassen (Nahrung, Wasser, medizinischer Notfall, Rettung, Unterkunft, eingestürztes Bauwerk und Stromschlag; positiv vs. negativ)
Wang und Taylor (2018) [492]	Twitter ^A	South Napa Erdbeben 2014 ^{1.2.1}	AFINN ^b	Sentiment	Skala ([-5; +5])
2019					
Fang u. a. (2019) [103]	Sina Weibo ^A	Wuhan Regensturm 2016 ^{1.3.1}	nicht konkret benannt ^b	Emotionen	nicht benannt
Han und Wang (2019) [150]	Sina Weibo ^A	Shouguang Stadt Überschwemmung 2018 ^{1.3.1}	SVM, LDA, RF ^a	Sentiment	Klassen (Wetterwarnung, Verkehrslage, Rettungsinformationen, öffentliche Stimmung, Katastropheninformationen und andere)

Fortsetzung auf der nächsten Seite.

Tabelle 34: Scoping Review Datenextraktionstabelle (Fortsetzung)

Jones und Silver (2019) [199]	Twitter ^A	Falscher Raketenalarm auf Hawaii 2018 ^{2.2}	LIWC ^b	Emotionen	Klassen (Ängstlichkeitsgrad niedrig - mittel - hoch)
Jones, Brymer und Silver (2019) [198]	Twitter ^A	Terroranschlag in San Bernardino 2015 ^{2.1.1}	LIWC ^b	Emotionen	Anteil der Tweets mit negativen Emotionen in einem bestimmten Zeitrahmen
Khun u. a. (2019) [219]	Twitter ^A	Kalifornisches Feuer 2018 ^{1.5.3}	SVM ^a	Emotionen	Klassen (Ruhe, Überraschung, Traurigkeit, Wut, Angst und Abscheu)
Meadows u. a. (2019) [287]	Twitter ^A	Ausbruch der Masern in Kalifornien 2015 ^{1.1.1}	manuell ^d	Emotionen	Klassen (Alarm/Besorgnis, Beruhigung, Wut, Humor/Sarkasmus und neutral oder keine)
Reynard und Shirgaokar (2019) [368]	Twitter ^A	Hurricane Irma 2017 ^{1.4.1}	TextBlob ^b	Sentiment	Klassen (negativ, neutral, positiv)
Shan u. a. (2019) [415]	Sina Weibo ^A	Explosion in Tianjin 2015 ^{2.3.3} , Taifun Nepartak 2016 ^{1.4.1}	LDA, DUTIR ^b	Sentiment und Emotionen	Klassen (emotionale Intensität: 9, 7, 5, 3 oder 1; positiv vs. negativ)
Singh, Roy und Gangopadhyay (2019) [423]	Twitter ^A	Schießerei in Las Vegas 2017 ^{1.4.1}	NRC Emotion lexicon (EmoLex) ^b	Emotionen	Klassen (Wut, Angst, Vorfreude, Vertrauen, Überraschung, Traurigkeit, Freude und Abscheu; negativ und positiv)
Vayansky, Kumar und Li (2019) [475]	Twitter ^A	Hurricane Irma 2017 ^{1.4.1}	nicht spezifiziert ^b	Sentiment	Klassen (negativ, neutral, positiv)
Yang u. a. (2019) [519]	Sina Weibo ^A	Ya'an-Erdbeben 2013 ^{1.2.1}	CNN ^a	Emotionen	Klassen (positiv, neutral, wütend, ängstlich, furchtsam und traurig)

Fortsetzung auf der nächsten Seite.

Tabelle 34: Scoping Review Datenextraktionstabelle (Fortsetzung)

2020					
Chen u. a. (2020) [60]	Sina Weibo ^A	Erdbeben 2019 in Sichuan ^{1.2.1} , Liqima-Taifun 2019 ^{1.4.1} , Chongqing-Wanzhou-Busunglück 2018 ^{2.3.3}	LIWC ^b	Sentiment und Emotionen	Klassen (positive Emotionen, negative Emotionen und kognitive Prozesse)
Chen u. a. (2020) [58]	Twitter ^B	Hurricane Harvey 2017 ^{1.4.1}	SentiStrength, LIWC ^b	Sentiment	Skala ([-4, 4]) und Klassen (positiv, negativ, gemischt-neutral, indifferent-neutral)
Choirul Rahmadan u. a. (2020) [62]	Twitter ^A	Hochwasserkatastrophe in Jakarta 2020 ^{1.3.1}	InSet Lexikon Wörterbuch ^b	Sentiment	Klassen (positiv, negativ und neutral)
Dai und Wang (2020) [72]	Twitter ^A	Anschlag in Westminster 2017 ^{2.1.1} , Anschlag auf der London Bridge 2017 ^{2.1.1}	manuell ^d	Sentiment	Skala ([1; 0])
Fan, Farahmend und Mostafavi (2020) [100]	Twitter ^A	Hurricane Harvey 2017 ^{1.4.1}	VADER ^b	Sentiment	Skala ([-1; 1])
Hasegawa u. a. (2020) [158]	Twitter ^A	Unfall in einem Kernkraftwerk 2011 ^{2.3.1}	nicht spezifiziert	Sentiment	Skala ([-1; 1])
Shaikh u. a. (2020) [412]	Twitter ^A	Charlottesville-Proteste 2017 ^{2.2.4}	LIWC ^b	Emotionen	Klassen (Traurigkeit, Angst, Wut und die übergeordneten emotionalen Kategorien des Affekts, der positiven Emotion und der negativen Emotion)
Hung u. a. (2020) [177]	Twitter ^A	COVID-19-Pandemie 2020 ^{1.1.2}	VADER, LDA ^b	Sentiment	Skala ([-1; 1])

Fortsetzung auf der nächsten Seite.

Tabelle 34: Scoping Review Datenextraktionstabelle (Fortsetzung)

Iglesias-Sánchez u. a. (2020) [181]	Twitter, YouTube, Instagram, offizielle Presseseiten und Internetforen ^A	COVID-19-Pandemie 2020 ^{1.1.2}	nicht spezifiziert	Emotionen	Klassen (Wut, Angst, Freude, Traurigkeit, Ekel und Unsicherheit)
Lamsal (2020) [229]	Twitter ^B	COVID-19-Pandemie 2020 ^{1.1.2}	TextBlob ^b	Sentiment	Skala ([-1; 1])
Imran u. a. (2020) [182]	Twitter ^C	COVID-19-Pandemie 2020 ^{1.1.2}	LSTM, Tensorflow, Keras, Sentiment140, Emotional Tweets dataset ^c	Emotionen	Klassen (Freude, Wut, Angst, Traurigkeit, Überraschung, Abscheu)
Karami u. a. (2020) [204]	Twitter ^A	Überschwemmung in South Carolina 2015 ^{1.3.1}	LIWC ^b	Sentiment	Klassen (negativ, neutral, positiv)
Karmegam und Mappillairaju (2020) [206]	Twitter ^A	Überschwemmungen in Chennai 2015 ^{1.3.1}	NRC-Lexikon der Gefühle und Emotionen ^b	Emotionen	Klassen (Wut, Vorfreude, Ekel, Angst, Freude, Traurigkeit, Überraschung und Vertrauen)
Li u. a. (2020) [245]	Sina Weibo ^A	COVID-19-Pandemie 2020 ^{1.1.2}	LIWC ^b	Emotionen	Klassen (emotionale Indikatoren (z. B. Angst, Depression, Empörung und Oxford-Glück) und kognitive Indikatoren (z. B. soziales Risiko, Urteilsvermögen und Lebenszufriedenheit))
Saha u. a. (2020) [387]	Twitter ^A	COVID-19-Pandemie 2020 ^{1.1.2}	SVM ^a	Emotionen	Klassen (Auswirkungen auf die psychische Gesundheit (Angst, Depression, Stress und Selbstmordgedanken) und Unterstützung (emotionale und informationelle Unterstützung))

Fortsetzung auf der nächsten Seite.

Tabelle 34: Scoping Review Datenextraktionstabelle (Fortsetzung)

Su u. a. (2020) [440]	Twitter und Sina Weibo ^A	COVID-19-Pandemie 2020 ^{1.1.2}	LIWC ^b	Anderes	Klassen (Funktionswörter, relative Wörter, Wörter für persönliche Anliegen, Wörter für affektive Prozesse, soziale Wörter und Wörter für kognitive Mechanismen)
Xiong, Hswen und Naslund (2020) [513]	Twitter ^A	Wasserkrise in Chennai 2019 ^{1.5.2}	VADER, LDA ^b	Sentiment	Klassen (negativ, neutral, positiv)
Yan, Chen und Wang (2020) [516]	Twitter ^A	Erdbeben der Stärke 6,9 2018 ^{1.2.1} , Erdbeben der Stärke 6,3 2018 ^{1.2.1} , Erdbeben der Stärke 7,0 2018 ^{1.2.1}	TextBlob ^b	Sentiment	Skala ([-1; 1])
Yeo u. a. (2020) [521]	Twitter ^A	Vermisster Malaysia Airlines Flug 370 2014 ^{2.1}	manuell ^d	Emotionen	Klassen (Wut, Schrecken, Angst und Traurigkeit und Freude)
2021					
Anderson (2021) [10]	Twitter ^A	regionales Hochwasserereignis in Colorado 2013 ^{1.3.1}	LIWC ^b	Emotionen	Klassen (positive und negative Emotionen, soziale, häusliche, berufliche, „Ich“-Personalpronomen und „Wir“-Personalpronomen)
Bashir u. a. (2021) [21]	Twitter ^A	Khan Shaykhun Chemischer Angriff in Syrien 2017 ^{2.1.1}	Orange Data Mining Software ^b	Anderes	Klassen (Nachrichten und Informationen weitergeben, Emotionen zeigen, Fragen stellen, Vorschläge machen, die Regierung kritisieren, die Regierung unterstützen, Proteste hervorrufen, Irrelevant)

Fortsetzung auf der nächsten Seite.

Tabelle 34: Scoping Review Datenextraktionstabelle (Fortsetzung)

Behl u. a. (2021) [25]	Twitter ^C	Erdbeben in Nepal 2015 ^{1.2.1} , Italien Erdbeben 2016 ^{1.2.1} , COVID-19-Pandemie 2020 ^{1.1.2}	CNN ^a	Bedarfe	Klassen (Ressourcenbedarf, Ressourcenverfügbarkeit und andere, die neutral sind und keine nützlichen Informationen liefern)
Cai u. a. (2021) [50]	Sina Weibo ^C	Feuer in Liangshan 2019 ^{1.5.3} , Zusammenbruch des von der Epidemie isolierten Hotels 2020 ^{2.2.1} , Epidemie auf dem Kreuzfahrtschiff Diamond Princess 2020 ^{1.1.1} , Geiselnahme von Studenten in Kunming 2021 ^{2.1}	biLSTM, k-means ^a	Emotionen	Klassen (Gefallen, Abscheu, Überraschung, Glück, Angst, Traurigkeit und Wut)
Chen u. a. (2021) [61]	Twitter ^A	COVID-19-Pandemie 2020 ^{1.1.2}	VADER ^b	Sentiment	Klassen (positiv, neutral und negativ)
Detera u. a. (2021) [78]	Twitter ^A	Taifun Hagibis 2019 ^{2.1} , Fukushima-Erdbeben 2021 ^{2.1}	SVM, XGBoost, VADER, BERT ^c	Sentiment	Klassen (negativ, neutral, positiv)

Fortsetzung auf der nächsten Seite.

Tabelle 34: Scoping Review Datenextraktionstabelle (Fortsetzung)

Dong u. a. (2021) [85]	Twitter ^A	Tornado 2011 ^{1.4.1} , Hurrikan Sandy 2012 ^{1.4.1} , Überschwemmungen 2013 ^{1.3.1} , Blizzard 2016 ^{1.2} , Hurrikan Matthew 2016 ^{1.4.1} , Hurrikan Harvey 2017 ^{1.4.1} , Waldbrände 2018 ^{1.5.3} , Hurrikan Michael 2018 ^{1.4.1} , Hurrikan Dorian 2019 ^{1.4.1}	NB, LR, DT, SVM, KNN, RF, AdaBoost, MNN ^a	Sentiment und Bedarfe	Klassen (positiv vs. negativ; Lebensmittel, Unterkunft, Transport, medizinische Versorgung)
Feng und Kirkley (2021) [110]	Twitter ^B	COVID-19-Pandemie 2020 ^{1.1.2}	Amazon Comprehend API ^a	Sentiment	Klassen (negativ, neutral, positiv, gemischt)
Garske u. a. (2021) [123]	Twitter ^B	Hurricane Sandy 2012 ^{1.4.1}	EMOTIVE ^a	Emotionen	Klassen (Wut, Ekel, Angst, Glück, Traurigkeit und Überraschung sowie Scham und Verwirrung)
Gu, Guo und Zhuang (2021) [138]	Sina Weibo ^A	Einsturz des Wuxi-Viadukts 2019 ^{2.3.3}	BiLSTM, LDA ^a	Sentiment	Klassen (negativ, neutral, positiv)
Guo u. a. (2021) [142]	Sina Weibo ^A	Jangtsekiang-Becken 2020 ^{1.3.1}	DLUT-Emotion Ontologie ^b	Sentiment	Klassen (positiv, neutral und negativ)
Karmegam und Mappillairaju (2021) [205]	Twitter ^A	Polizeischüsse während der Anti-Sterlite-Protteste in Thoothukudi 2018 ^{2.2.4}	SentiStrength ^b	Sentiment	Klassen (negativ und positiv)

Fortsetzung auf der nächsten Seite.

Tabelle 34: Scoping Review Datenextraktionstabelle (Fortsetzung)

Kusen und Strembeck (2021) [227]	Twitter ^A	Hurrikan Harvey 2017 ^{1.4.1} , Hurrikan Irma 2017 ^{1.4.1} , Erdbeben in Mexiko 2017 ^{1.2.1} , Hurrikan Maria 2017 ^{1.4.1} , Erdbeben in Costa Rica 2017 ^{1.2.1} , Erdbeben in Iran und Irak 2017 ^{1.2.1} , Schlammlawine in Südkalifornien 2018 ^{1.2.1} , Sturm in Friederike 2018 ^{1.4.1} , Waldbrand in Lang'ata 2018 ^{1.5.3} , Schießerei an einer Schule in Tehama County 2017 ^{2.1.1} , Schießerei in Trebis (Frankreich) 2018 ^{2.1.1} , Schießerei im YouTube-Hauptquartier 2018 ^{2.1.1} , Van-Anschlag in Münster 2018 ^{2.1.1} , Schießerei an einer Schule in Santa Fe 2018 ^{2.1.1} , G20-Gipfel in Hamburg 2017 ^{2.2.4} , Ausschreitungen in Charlottesville 2017 ^{2.2.4} , Ausschreitungen in Katalonien 2017 ^{2.2.4} , Ausschreitungen beim Superbowl in Philadelphia 2018 ^{2.2.4}	NRC-Lexikon der Emotionswörter, AFINN ^b	Emotionen	Klassen (Wut, Angst, Ekel, Traurigkeit, Freude, Vorfreude, Vertrauen, Überraschung)
--	----------------------	--	--	-----------	---

Fortsetzung auf der nächsten Seite.

Tabelle 34: Scoping Review Datenextraktionstabelle (Fortsetzung)

Kusen und Strembeck (2021) [226]	Twitter ^A	Hurrikan Harvey 2017 ^{1.4.1} , Hurrikan Irma 2017 ^{1.4.1} , Erdbeben in Mexiko 2017 ^{1.2.1} , Hurrikan Maria 2017 ^{1.4.1} , Erdbeben in Costa Rica 2017 ^{1.2.1} , Erdbeben in Iran und Irak 2017 ^{1.2.1} , Schlammlawine in Südkalifornien 2018 ^{1.2.1} , Sturm in Friederike 2018 ^{1.4.1} , Waldbrand in Lang'ata 2018 ^{1.5.3} , Schießerei an einer Schule in Tehama County 2017 ^{2.1.1} , Schießerei in Trebes (Frankreich) 2018 ^{2.1.1} , Schießerei im YouTube-Hauptquartier 2018 ^{2.1.1} , Van-Anschlag in Münster 2018 ^{2.1.1} , Schießerei an einer Schule in Santa Fe 2018 ^{2.1.1} , G20-Gipfel in Hamburg 2017 ^{2.2.4} , Ausschreitungen in Charlottesville 2017 ^{2.2.4} , Ausschreitungen in Katalonien 2017 ^{2.2.4} , Ausschreitungen beim Superbowl in Philadelphia 2018 ^{2.2.4}	NRC-Lexikon der Emotionswörter, AFINN ^b	Emotionen	Klassen (Angst, Überraschung, Wut, Vertrauen, Traurigkeit, Vorfreude, Ekel, Freude) und Skala ([-1; 1])
--	----------------------	--	--	-----------	--

Fortsetzung auf der nächsten Seite.

Tabelle 34: Scoping Review Datenextraktionstabelle (Fortsetzung)

Mendon u. a. (2021) [288]	Twitter ^A	Kerala Überschwemmungen 2018 ^{1.3.1}	TextBlob ^b	Sentiment	Klassen (positiv, neutral und negativ)
Rothkrantz (2021) [375]	Twitter und CrisisApp ^B	Wirbelsturm Debbie 2017 ^{1.4.1} , Überflutung von Prag 2002 ^{1.3.1}	WordNet, ConceptNet, Whissels' Wörterbuch des Affekts in der Sprache, Emoticons ^b	Emotionen	Klassen (emotional vs. nicht emotional)
Tommasel u. a. (2021) [460]	Twitter ^B	COVID-19-Pandemie 2020 ^{1.1.2}	NRC-Lexikon der Emotionswörter, AFINN ^b	Sentiment und Emotionen	Klassen (positiv und negativ, Psychische Störungen: Traurigkeit, Nervosität, Angst, Leid, Entsetzen, Enttäuschung, Gesundheit, Verwirrung, Scham, Wut, usw.)
Wang u. a. (2021) [490]	Twitter ^A	Hurricane Isaac 2012 ^{1.4.1}	VADER ^b	Sentiment	Skala ([−1; 1])
Yu, Eisenman und Han (2021) [524]	Sina Weibo ^A	COVID-19-Pandemie 2020 ^{1.1.2}	SnowNLP library ^c	Sentiment	Klassen (Depression, mögen, wütend, Abneigung, Überraschung oder Angst) und Skala ([0, 1; 1])
Yuan u. a. (2021) [525]	Twitter ^C	Hurricane Florence 2018 ^{1.1.2}	VADER, LDA ^b	Sentiment	Skala ([−1; 1])
Zhang und Cheng (2021) [536]	Twitter ^A	Taifun Haiyan 2013 ^{1.4.1}	TextBlob ^b	Sentiment	Skala ([−1; 1])
2022					

Fortsetzung auf der nächsten Seite.

Tabelle 34: Scoping Review Datenextraktionstabelle (Fortsetzung)

Bathina, Thij und Bollen (2022) [22]	Twitter ^A	Hurricane Irma 2017 ^{1.4.1} , Hurricane Harvey 2017 ^{1.4.1} , Hurricane Florence 2018 ^{1.4.1} , Hurricane Dorian 2019 ^{1.4.1}	VADER, LIWC ^b	Sentiment	Skala ([-1; 1])
Chen und Yik (2022) [59]	Sina Weibo ^C	COVID-19-Pandemie 2020 ^{1.1.2}	Chinesisches Stimmungslexikon für das Internet (CSLI) ^b	Sentiment und Anderes	Skala ([-4; 4]) und Klassen (unangenehm, angenehm, niedrige Erregung und hohe Erregung)
Contreras u. a. (2022) [69]	Twitter ^A	10. Jahrestag des Erdbebens von L'Aquila 2009 (2019) ^{1.2.1}	Grammarly, MonkeyLearn ^a	Sentiment	Klassen (positiv, neutral, negativ und nicht relevant)
Eom, Yun und Byeon (2022) [98]	Twitter ^A	COVID-19-Pandemie 2020 ^{1.1.2}	SVM, RNN, LSTM, BERT, KoBERT ^a	Sentiment	Klassen (positiv, neutral und negativ)
Han und Wang (2022) [149]	Sina Weibo ^A	COVID-19-Pandemie 2020 ^{1.1.2}	RF, LDA ^a	Verhalten	Klassen (Meldung von Ereignissen, Verbreitung von Vorbeugung und Behandlung, persönliche Reaktion, Meinungen und Gefühle, Suche nach Hilfe, Spenden, Reaktion der Regierung)
Hu (2022) [171]	Sina Weibo ^A	COVID-19-Pandemie 2020 ^{1.1.2}	NB, SnowNLP ^a	Sentiment	Skala ([0; 1])
Lorenzoni u. a. (2022) [253]	Twitter ^A	COVID-19-Pandemie 2020 ^{1.1.2}	NRC Gefühlslexikon ^b	Emotionen	Klassen (Wut, Angst, Vorfreude, Vertrauen, Überraschung, Traurigkeit, Freude und Abscheu)

Fortsetzung auf der nächsten Seite.

Tabelle 34: Scoping Review Datenextraktionstabelle (Fortsetzung)

Luo u. a. (2022) [262]	Sina Weibo ^B	COVID-19-Pandemie 2020 ^{1.1.2}	andere, SO-PMI, LDA ^b	Sentiment	Skala ([−1; 1])
Lwin u. a. (2022) [263]	Twitter ^B	COVID-19-Pandemie 2020 ^{1.1.2}	CrystalFeel ^b	Sentiment	Skala ([0; 1]) und Klassen (sehr negativ: Valenzintensität kleiner gleich 0,30; negativ: Valenzintensität 0,30-0,48; neutral oder gemischt: Valenzintensität 0,48-0,52; positiv: Valenzintensität 0,52-0,70 und sehr positiv: Valenzintensität größer gleich 0,70)
Mahyoob u. a. (2022) [270]	Twitter ^A	COVID-19-Pandemie 2020 ^{1.1.2}	SentiStrength ^b	Sentiment und Emotionen	Skala (Emotionale Stärke 1-5) und Klassen (positiv und negativ)
Nguyen u. a. (2022) [314]	Twitter ^C	Hurricane Sandy 2012 ^{1.4.1} , Hurricane Harvey 2017 ^{1.4.1} , Hurricane Irma 2017 ^{1.4.1}	SVM, LSTM, CNN ^a	Bedarfe	Klassen (Bedarf vorhanden vs. nicht vorhanden)
Pi und Feng (2022) [338]	Sina Weibo ^A	COVID-19-Pandemie 2020 ^{1.1.2}	LDA, BC-BIRCH ^a	Meinung	nicht spezifiziert
Sadasivuni und Zhang (2022) [385]	Twitter ^A	Sri Lanka Bombenanschläge 2019 ^{2.1.1} , Zyklon Burevi 2020 ^{1.4.1} , Zyklon Tauktae 2021 ^{1.4.1}	Kessler-Skala für psychischen Distress ^b	Anderes	Klassen (depressiv vs. nicht depressiv)

Fortsetzung auf der nächsten Seite.

Tabelle 34: Scoping Review Datenextraktionstabelle (Fortsetzung)

Sufi und Khalil (2022) [441]	Twitter ^A	Buschfeuer, Zyklon, Dürre, Erdbeben, Überschwemmung, Hurrikan, Landfall, Erdbeben, Tsunami, Vulkan 2021 ^{multiple}	Microsoft Cognitive Services Text Analytics API ^a	Anderes	Klassen (Probleme, Komplimente, Personal, Dokumentation, Preis und Rechnungsstellung sowie Kundenservice sowie negativ, neutral und positiv)
Yang, Wang und Chen (2022) [517]	Sina Weibo ^A	COVID-19-Pandemie 2020 ^{1.1.2}	manuell ^d	Anderes	Klassen (Wissenschaftliche Forschung, Widerlegung von Gerüchten, Aufnahmen von Epidemien, positive Emotionen, populärwissenschaftliche Antworten, negative Emotionen, Nachlässigkeit der Regierung, Image der Regierung, ausländische Vergleiche, Maßnahmen zur Vorbeugung von Epidemien, online um Hilfe bitten)
Zhang u. a. (2022) [534]	Sina Weibo ^A	COVID-19-Pandemie 2020 ^{1.1.2}	ERNIE pre-training model ^a	Emotionen	Klassen (Dankbarkeit, Zuversicht, Traurigkeit, Wut und keine Emotion)
Zhu (2022) [539]	Twitter ^B	COVID-19-Pandemie 2020 ^{1.1.2}	LIWC ^b	Emotionen	Klassen (diskrete negative Emotionen (Wut, Angst und Traurigkeit))
2023					
Agarwal u. a. (2023) [6]	Twitter ^A	COVID-19-Pandemie 2020 ^{1.1.2}	nicht spezifiziert ^a	Emotionen	Klassen (Gefühle, Einsamkeit, Angst, Wut, Depression sowie positive und negative Emotionen)

Fortsetzung auf der nächsten Seite.

Tabelle 34: Scoping Review Datenextraktionstabelle (Fortsetzung)

Fan u. a. (2023) [101]	Twitter und Sina Weibo ^A	Brexit, Handel warme gelbe Weste 2020 ^{2.2.4}	BiLSTM, VGG-16, keras, tensorflow, SVM, TSAM, VSAM, BERT-T, Un-finetuned CNNs, Decision-level fusion model ^a	Sentiment	Klassen (positiv, neutral und negativ)
Fujii u. a. (2023) [118]	Twitter ^A	Russische Invasion 2023 ^{2.2.4}	nicht spezifiziert	Emotionen und Bedarfe	Klassen (Medizinischer Dienst, Symptome, Behandlung, medizinische Ressourcen/medizinische Situation, besondere Situation, psychische Gesundheit und Resilienz)
Gardiner u. a. (2023) [122]	Twitter ^A	Black Summer Fires 2019 ^{1.5.3}	VADER ^b	Sentiment	Skala ([-1; 1])
Li u. a. (2023) [246]	Twitter ^A	Europäisches Hochwasser 2021 ^{1.3.1}	VADER ^b	Sentiment	Skala ([-1; 1])
Lu, Huang und Wu (2023) [256]	Sina Weibo ^A	Guangzhou Regensterm 2020 ^{1.3.1}	DLUT Emotion Ontology, NB, SVM ^c	Emotionen	Klassen (Gut, Freude, Überraschung, Ekel, Traurigkeit, Angst und Wut und emotionale Dichte)
Luan u. a. (2023) [259]	Twitter und Sina Weibo ^A	COVID-19-Pandemie 2020 ^{1.1.2}	VADER ^b	Sentiment und Emotionen	Skala ([-1; 1]) und Klassen (Offenheit, Gewissenhaftigkeit, Extraversion, Verträglichkeit, Neurotizismus)

Fortsetzung auf der nächsten Seite.

Tabelle 34: Scoping Review Datenextraktionstabelle (Fortsetzung)

Ma u. a. (2023) [264]	Sina Weibo ^A	extreme Regenkatastrophe 2020 ^{1.3.1}	Baidu Natural Language Processing ^a	Sentiment	Skala ([-1; 1])
Muniz-Rodriguez u. a. (2023) [304]	Twitter ^B	Hurricane Matthew 2016 ^{1.4.1}	AFINN, Bing ^b	Sentiment	Skala ([-5; 5])
Qu, Wang und Zhang (2023) [347]	Sina Weibo ^A	extreme Regenkatastrophe 2021 ^{1.3.1}	LDA ^b	Andere	Klassen (Wetterbedingungen, Rettungsinformationen, Hilfsinformationen, öffentliche Stimmung, offizielle Benachrichtigung, Verkehrsbedingungen)
Rout, Acharya und Acharya (2023) [376]	YouTube ^A	nicht spezifiziert ¹	LIWC ^b	Sentiment und Emotionen	Klassen (positiv, negativ, Vertrauen, Überraschung, Traurigkeit, Freude, Angst, Ekel, Vorfreude, Wut)
Shan und Zhao (2023) [414]	Sina Weibo ^A	Überschwemmung in Henan 2021 ^{1.3.1}	SentiStrength, SVM, RF, XGBoost ^c	Sentiment	Skala ([-5; 5])
Ueda, Watanabe und Sueki (2023) [470]	Twitter ^A	COVID-19-Pandemie 2020 ^{1.1.2}	LSS, Japanese Emotional Expression Dictionary ^c	Emotionen	Skala ([-10; 10])
Vrana u. a. (2023) [487]	Twitter ^A	Energie-Krise 2022 ^{2.3}	LSS, Japanese Emotional Expression Dictionary ^c	Emotionen	Klassen (positiv, negativ, Vertrauen, Überraschung, Traurigkeit, Freude, Angst, Ekel, Vorfreude, Wut)

Fortsetzung auf der nächsten Seite.

Tabelle 34: Scoping Review Datenextraktionstabelle (Fortsetzung)

Watimin u. a. (2023) [496]	Facebook ^A	Rassistische Ausschreitungen im Mariamman-Tempel 2018 ^{2,3}	VADER ^b	Sentiment und Emotionen	Klassen (positive, negative und neutrale Polarität (Subskala positive Polarität: Freude, Interesse und Aktivierung; Subskala negative Polarität: Angst und Aufregung))
Watkins u. a. (2023) [497]	Facebook ^A	COVID-19-Pandemie 2020 ^{1,1,2}	LIWC ^b	Anderes	nicht spezifiziert
2024					
Han u. a. (2024) [151]	Sina Weibo ^A	COVID-19-Pandemie 2020 ^{1,1,2}	LDA,RF ^a	Anderes	Klassen (Angst und Besorgnis, Infragestellung der Regierung und der Medien, Kritik an schlechten Gewohnheiten, sachliche Kommentare, Ergreifen wissenschaftlicher Schutzmaßnahmen, Verbreitung von Positivität und Ermutigung, Hilferufe für Patienten, Äußerung der Bereitschaft, an den Arbeitsplatz zurückzukehren, Sonstiges, zu Hause bleiben und notwendige Vorsichtsmaßnahmen ergreifen, Verbreitung von Anti-Epidemie-Wissen in der Familie, Suche nach medizinischer Hilfe, Suche nach Hilfsmaterialien, Appell an die Aufmerksamkeit des Auslandes, weltweite Besorgnis über die Epidemie)

Fortsetzung auf der nächsten Seite.

Tabelle 34: Scoping Review Datenextraktionstabelle (Fortsetzung)

Yuan, Wang und Li (2024) [526]	nicht benannt ^A	Lushan-Erdbeben 2022 ^{1.2.1} , Malkang-Erdbeben 2022 ^{1.2.1} , Luding-Erdbeben 2022 ^{1.2.1}	BERT ^a	Emotionen	Skala ([-1; 1])
-----------------------------------	----------------------------	---	-------------------	-----------	-----------------

Legende: Die folgende Legende erläutert die in der Tab. 34 verwendeten Abkürzungen und Codes für Datenquellen, Datenanalyseverfahren und Katastrophenarten. Die Katastrophenarten sind hierarchisch gegliedert und mit numerischen Codes versehen.

- Datenquelle:**
- A** selbst gemonitort
 - B** Verwendung eines bestehenden/öffentlichen Datensatzes
 - C** Kombination aus selbst gemonitorten Daten und einem Datensatz
- Datenanalyseverfahren:**
- a** Machine-Learning (ML)
 - b** Lexicon-based (LB)
 - c** kombinatorische Verwendung von ML- und LB-Techniken
 - d** manuell
 - e** nicht benannt oder andere
- Katastrophenarten:**
- 1** Naturkatastrophen
 - 1.1** Biologisch
 - 1.1.1** Epidemien
 - 1.1.2** Pandemien
 - 1.1.3** Insektenbefall
 - 1.2** Geophysikalisch
 - 1.2.1** Erdbeben
 - 1.2.2** Tsunami
 - 1.2.3** Vulkanausbrüche
 - 1.3** Hydrologisch
 - 1.3.1** Überschwemmungen
 - 1.3.2** Massenbewegungen
 - 1.4** Meteorologisch
 - 1.4.1** Stürme/Hurrikane/Zyklone
 - 1.5** Klimatologisch
 - 1.5.1** Temperaturextreme
 - 1.5.2** Dürren
 - 1.5.3** Waldbrände
 - 2** Vom Menschen verursachte Katastrophen
 - 2.1** Beabsichtigte Ereignisse
 - 2.1.1** Terroranschläge
 - 2.2** Unbeabsichtigte Ereignisse
 - 2.2.1** Virusangriffe
 - 2.2.2** Sabotage
 - 2.2.3** Piraterie
 - 2.2.4** Politische Unruhen
 - 2.3** Wirtschaftliche und finanzielle Krisen
 - 2.3.1** Reaktorunfälle
 - 2.3.2** Technologische Unfälle
 - 2.3.3** Transportunfälle
 - 2.3.4** Ölkatastrophen

C. Erfassung der Arbeits- und Vorgehensweise deutscher Virtual Operations Support Teams

Tabelle 35: Übersicht über die Workshop-Tage

Tag 1 <i>WoCa1 und AF1</i>	Tag 2 <i>WoCa2 und AF2</i>
Datengenerierung & Arbeits- und Vorgehensweise	Datengenerierung und -bewertung im psychosozialen Kontext

C.1 Fragestellungen der World-Café Sessions

- WoCa1.1 Welche Themen werden aus den Sozialen Medien gewonnen?
- WoCa1.2 Wie gehe ich bei der Datengewinnung individuell vor?
- WoCa1.3 Nach welchen Kriterien stufe ich die Relevanz auf niedrig/mittel/hoch der gefundenen Posts ein?
- WoCa1.4 Welche Tools/Algorithmen/Programme werden verwendet? Wie oft werden neue Techniken eigenständig gesucht/erlernt?
- WoCa1.5 Wo suche ich nach welchen Informationen?
- WoCa2.1 Wie erfolgt die Erfassung von Posts im Themenbereich „Psychosoziale Notfallversorgung (PSNV)“?
- WoCa2.2 Nach welchen Kriterien wird die Relevanz für Posts der Kategorie „PSNV“ bewertet?
- WoCa2.3 Welche Darstellungsformen bieten sich zur Visualisierung von psychosozialen Bedarfen und Ressourcen aus SoMe an und warum?

C.2 Aufgabenstellungen der Fokusgruppen

- AF1.1

Fragestellung: Wie gehe ich bei der Datengewinnung individuell vor? Wo suche ich nach welchen Informationen? Inhaltsverzeichnis aktueller Stand Handbuch: fehlen Themen/sind zu viel/welche Inhalte auf jeden Fall? Welche Checklisten sollten Bestandteil sein?

Anvisiertes Ergebnis: Flowchart des Prozesses der individuellen Datengewinnung

Format: Gelegtes & beschriftetes Prozessmodell

Beschreibung: Um neuen und bestehenden VOST den Prozess der individuellen Vorgehensweise zur Datengewinnung aus öffentlich verfügbaren Quellen zu veranschaulichen, soll ein Prozessmodell visualisieren, wie konkret vorgegangen wird.

- AF1.2

Fragestellung: Nach welchen Kriterien wird entschieden, ob ein Post im Worksheet aufgenommen wird? Nach welchen Kriterien stufe ich die Relevanz auf niedrig/mittel/hoch ein?

Anvisiertes Ergebnis: Erarbeitung der Kriterien für die Aufnahme von Posts ins Worksheet

Format: Checkliste

Beschreibung: VOSTies arbeiten überwiegend für sich alleine vor ihrem Laptop und diskutieren nicht die Aufnahme jedes einzelnen Posts in das Worksheet. Um eine Einheitlichkeit bei der Aufnahme von Posts aus verschiedenen SoMe in das Worksheet zu schaffen, sollen verschiedene Kriterien erfasst werden, anhand welcher die Relevanz ja/nein definiert werden könnte.

- AF2.1

Fragestellung: Welche Darstellungsformen zur Aufbereitung SoMe gibt es? Welche Vor- und Nachteile haben die gelisteten Darstellungsformen?

Anvisiertes Ergebnis: Darstellungsformen der erarbeiteten Ergebnisse von VOST

Format: Tabellarische Übersicht der Darstellungsformen mit Vor- und Nachteilen

Beschreibung: Die Forschung ist schon sehr weit, wie SoMe mithilfe von automatisierten Techniken analysiert und die Daten aufbereitet werden können. Welche Ideen habt ihr zur Übermittlung der durch euch gewonnenen Erkenntnisse an die Entscheidungstragenden (bspw. Dashboard, Wakelet, ...)? Was wären Vor- und Nachteile der Formate?

- AF2.2

Fragestellung: Wie lässt sich die Arbeits- und Vorgehensweise vom VOST in einem Flow-Chart von Alarmierung bis Einsatzabschluss visualisieren? (anhand Flowchart als Startpunkt)

Anvisiertes Ergebnis: Flowchart der Arbeits- und Vorgehensweise von VOST

Format: Gelegtes & beschriftetes Prozessmodell

Beschreibung: Welche Schritte müssen alle erfolgen, um von einer Alarmierung des VOST bis zum Einsatzabschluss und -erfolg zu kommen? Um auch relevanten Personen, die noch nichts von VOST gehört haben, eine Übersicht über die Schritte zu geben, die bei der Zusammenarbeit mit einem VOST erfolgen, soll ein Flowchart mit in das Handbuch integriert werden, welches die Schritte visualisiert.

C.3 Protokollvorlage zur Dokumentation der Diskussionen im Rahmen der World-Cafés und Arbeitsgruppen

Protokollant*in:	
Datum	
Anzahl der beobachteten Personen:	
Beginn & Ende der Beobachtung:	

Fragestellungen:

1. Welche Themen wurden besonders häufig angesprochen?
2. Welche Themen wurden besonders kritisch diskutiert?
3. Bei welchen Themen waren sich alle einig?
4. Wie war die Gruppendynamik/Atmosphäre? Gab es besondere Vorkommnisse?
5. Allgemeine Notizen

C.4 Informationsblatt für die Gastgebenden der World-Cafés

Tabelle 36: Leitsätze der Gastgebenden

Leitsatz	Beschreibung
Es gibt an den Tischen nur „Gastgeber“, keine Moderatoren	„Gastgeber“ sind keine Moderatoren. Ein Lenken der Gespräche ist unerwünscht, weil dies das Erscheinen von neuen Einsichten oder Ideen behindert. Die Gastgeber haben nur die Aufgabe, an die Café-Etikette zu erinnern und den neuen Gästen in der folgenden Gesprächsrunde kurz mitzuteilen, was in der Runde vorher gesprochen wurde. World-Café ist darauf ausgelegt, Möglichkeiten und Lösungen, Ideen und Wege auftauchen zu lassen, an die bisher niemand gedacht hat und auf die man mit Nachdenken alleine nicht kommen würde.
Die Leitfragen sind offen und inspirierend	Leitfragen sollten deshalb nicht auf ein bestimmtes Ergebnis abzielen oder Aktionen anstoßen, sondern so offen wie möglich sein und eher das gemeinsame Erforschen des Themas unterstützen. Die Benennung der Unterfragen soll lediglich dann erfolgen, wenn eine Gesprächsanregung notwendig ist.
Die Teilnehmenden berichten selbst über ihre Essenzen	Die Ergebnisse „gehören“ den Teilnehmenden! Der Initiator oder Moderator sollte sie ihnen nicht wegnehmen.
Unterstützt die kreative Kaffeehaus-Atmosphäre	Die Methode World Café lebt von der Lust auf Kommunikation und dem Spaß an intensiven Gesprächen. Eine gemütliche und kreative Gesprächsatmosphäre befördert fruchtbare Diskussionen. Achtet deshalb darauf, dass Kaffee und Knabbereien am Tisch sind.
An das Schreiben auf die Tischdecken erinnern	Beim World Café kommt es vor allem auf die Gespräche an den Tischen an. Wenn die Fragen gut gestellt sind, kommen gute Ergebnisse von ganz allein. Wichtig ist, dass Erkenntnisse und Ideen dann aufgeschrieben werden, wenn Sie entstehen. Auch beim Protokoll darf es informell zugehen, insofern ist Schreiben auf die Tischdecken ausdrücklich erlaubt.
Jede Meinung ist wertvoll	Bitte sorgt dafür, dass jeder seinen Redeanteil bekommt und sich beteiligen kann.

Tabelle 37: Leitfragen für die Gastgebernden - Erster Workshopstag

Fragestellung	Unterfragen
Welche Daten und Themen werden aus den Sozialen Medien gewonnen?	Welche Kategorien werden gesucht? Worauf legt ihr subjektiv den Fokus? Was wird am häufigsten gefunden?
Wie gehe ich bei der Datengewinnung individuell vor?	Welche Plattformen werden durchforstet? Werden Fake-Accounts oder private Accounts genutzt? Werden eigene Algorithmen/programmierte Skripte verwendet? Werden Tools verwendet? Werden Bookmarks genutzt? Wie kommuniziere und validiere ich gefundene Daten (z. B. Austausch mit anderen, Nutzung mehrerer Quellen)?
Nach welchen Kriterien stufe ich die Relevanz auf niedrig/mittel/hoch der gefundenen Posts ein?	Welche Kriterien werden den einzelnen Stufen zugeteilt? Wie könnte die Abgrenzung einsatzbedingt aussehen? Werden die Abgrenzungen einheitlich besprochen/verschriftlicht? Wie wird die Einschätzung gelernt?
Welche Hilfsmittel werden verwendet? Wie oft werden neue Techniken eigenständig gesucht/erlernt?	Welches Know-How besteht in dem technischen Bereich? Werden eigene Algorithmen programmiert? Werden Methoden der Inferenz-Statistik angewandt (Ergebnisse über den gesamten Datensatz erfasst)? Wie oft werden neue Techniken eigenständig gesucht/erlernt? Gibt es hierfür einen Prozess?
Wo suche ich nach welchen Informationen?	Welche Plattformen werden durchforstet? Welche Informationen werden auf welchen Plattformen erwartet? Werden Hintergrundinformationen hierzu miterfasst? Welche OSINT Methoden/Quellen werden durchforstet? Werden Nutzungsstatistiken und Nutzendendemografik bei der Recherche einsatzspezifisch berücksichtigt?
Welche Posts werden ins Worksheet aufgenommen?	Wie werden die Kriterien einsatzspezifisch definiert? Gelten diese für das gesamte Team/werden abgestimmt? Sind die Einschätzungen aufeinander abgestimmt (Interkoder-Reliabilität)? Kann man die Kriterien an Beispiel-Einsatzaufträgen definieren? Wie unterscheiden sich diese je nach Einsatzschwerpunkt?

Tabelle 38: Leitfragen für die Gastgebenden - Zweiter Workshoptag

Fragestellung	Unterfragen
<p>Wie erfolgt die Erfassung von Posts im Themenbereich „Psychosoziale Notfallversorgung (PSNV)“?</p>	<p>Wie werden „psychosoziale Bedarfe und Ressourcen“ oder Kategorie „PSNV“ in der Aufgabenbeschreibung zum Monitoring verstanden? Wie werden „psychosoziale Bedarfe und Ressourcen“ extrahiert/gesucht? Welche Plattformen werden wonach durchforstet? Wer konsolidiert oder validiert die Ergebnisse im Bereich PSNV? Was sind die Kriterien für diese Entscheidung?</p>
<p>Nach welchen Kriterien wird die Relevanz für Posts der Kategorie „PSNV“ bewertet?</p>	<p>Nach welchen Kriterien erfolgt die Suche/Einteilung für den Bereich PSNV? Nach welchen Kriterien wird die Relevanz (Gering/Mittel/Hoch) für Posts der Kategorie PSNV bewertet?</p>
<p>Welche Darstellungsformen bieten sich zur Visualisierung von psychosozialen Bedarfen und Ressourcen aus SoMe an und warum?</p>	<p>-</p>
<p>Wie könnte ein psychosoziales Lagebild auf Basis von Daten sozialer Medien aussehen?</p>	<p>Wie können Entscheidungstragende Informationen zu psychosozialen Bedarfen und Ressourcen aus SoMe in Entscheidungen berücksichtigen? Was wäre dafür von seiten des VOST notwendig?</p>

C.5 Kodierschema für die qualitative Inhaltsanalyse der Protokolle des VOST-Workshops

Tabelle 39: Deduktiv-induktives Kodierschema für die Protokolle des VOST-Workshops

<i>Oberkategorie (deduktiv)</i>	<i>Beschreibung</i>	<i>Unterkategorie (induktiv)</i>	<i>Beschreibung</i>	<i>Ankerbeispiel</i>
Arbeitsweise	Die Arbeitsweise beschreibt jede individuelle Tätigkeit eines VOST Mitglieds auf der Mikroebene. Folglich werden hier Informationen codiert, welche das einzelne Teammitglied betreffen, wie bspw. die Vorgehensweise zur Suche in einem sozialen Netzwerk, verwendete Tools oder die Relevanzbewertung eines Posts.	Tätigkeiten	Unter „Tätigkeiten“ werden die Notizen codiert, welche Handlungen oder Aufgaben von VOST Mitgliedern im Einsatz beschreiben.	„Händische Datengewinnung / Downloaden zur Beweissicherung“
		Quellen	Unter „Quellen“ werden die Notizen codiert, welche Rückschluss auf Homepages, Plattformen o.ä. geben, die durch die VOST Mitglieder bei der Datengewinnung genutzt werden.	„Erdbebenseiten“
		Kategorisierung	Unter „Kategorisierung“ werden die Notizen codiert, welche Hinweise auf die Klassen zur Bewertung eines Posts durch VOST Mitglieder geben.	„Niedrig = Grundrauschen / Hoch = Selten, nicht Inflationär / mittel= Dazwischen, nach Häufigkeit“
		Herausforderungen	Unter „Herausforderungen“ werden die Notizen codiert, welche Rückschlüsse zu den Problemen, Herausforderungen, u.ä. von VOST Mitgliedern auf der individuellen Ebene zulassen.	„Datenstrom als Gesamtheit im Blick, falls Fokus nötig“
		Bewertungskriterien	Unter „Bewertungskategorien“ werden die Notizen codiert, welche in irgendeiner Form beschreiben, an welchen Eigenschaften oder Metaebenen eines Posts die VOST Mitglieder die Relevanz bewerten.	„Accountseriösität (z.B. seit wann aktiv, wie viele Posts?)“

Fortsetzung auf der nächsten Seite.

Tabelle 39: Deduktiv-induktives Kodierschema (Fortsetzung)

	Tools	Unter „Tools“ werden die Notizen codiert, welche Software, Algorithmen oder ähnliches benennen, die durch VOST Mitglieder zur Datengewinnung oder -aufbereitung genutzt werden.	„Wakelet“	
Vorgehensweise	Die Vorgehensweise beschreibt die Makroebene des VOST. Folglich werden hier alle Informationen codiert, welche die Zusammenarbeit, Teamabstimmungen oder Informationsübergabeprozesse beschreiben.	Visualisierung/Darstellung	Diese Unterkategorie umfasst alle Informationen zu Aufbereitung der Informationen in Form von visueller, textueller oder technischer Dokumentation der internen oder externen Dokumentation, wie bspw. Dashboards.	„Flächeninformation -> Lagekarten (gradueller auch möglich, nicht nur Ja/Nein)“
		Intraorganisationale Vorgehensweise	Diese Unterkategorie umfasst alle Informationen zur Zusammenarbeit im Team eines VOST (bspw. Organisationsstruktur, Aufgaben der einzelnen Mitglieder, Dokumentationen, etc.)	„Arbeit dezentral „zu Hause“ und gemeinsames Arbeiten mit Video-Call (Teams)“
		Interorganisationale Vorgehensweise	Diese Unterkategorie umfasst alle Informationen zur Verknüpfung (bspw. Informationsübergabeprozesse, Zuständigkeiten, etc.) des VOST zu anderen Organisationen.	„Kommunikation in Stab: Direkter Austausch mit EL“
		Entwicklungswünsche	Diese Unterkategorie umfasst alle Informationen zu gewünschten Entwicklungen auf der intra- oder interorganisationalen Ebene.	„Anregung: Alle Posts sollten von einer Führungskraft nach beurteilt werden“
		Tätigkeiten	Diese Unterkategorie umfasst alle Informationen zu Aufgaben und Tätigkeiten des gesamten VOST (auf der Makro- nicht der Mikroebene).	„VOST: Monitoring der Aufrufe, Informationen: Informationen weitergeben an Stab, bspw. Spontanhelfer frühzeitig ankündigen, um Organisation zu erleichtern“

Fortsetzung auf der nächsten Seite.

Tabelle 39: Deduktiv-induktives Kodierschema (Fortsetzung)

Psychosoziale Faktoren der VOST Mitglieder	Hier werden alle Informationen codiert, welche psychosoziale Belastungen oder Ressourcen betreffen, welche die VOST Mitglieder selber durch ihre Tätigkeit und die Rahmenbedingungen dieser erfahren, bspw. die Exposition ggü. belastenden Videos.	Ressourcen	In diese Unterkategorie werden alle Notizen codiert, die etablierte oder gewünschte Ressourcen oder Schutzfaktoren beinhalten, um VOST Mitglieder zu unterstützen und psychosoziale Belastungen zu identifizieren.	„Gesundheitschecks: nach gewisser Zeit Pause, Teammitglieder achten drauf: in Einsätzen gezwungene Auszeit (positiver Effekt, gut für die Psyche!“
		Belastungen	In diese Unterkategorie werden alle Notizen codiert, die Belastungen, Gefährdung durch die digitale und dislozierte Tätigkeit und Risikofaktoren für die psychische Gesundheit der VOST Mitglieder beinhalten.	„Problem: Stresssituationen für VOSTler erkennen (Eigene Betroffenheit)/ keine zuständige Person für PSNV im Team“
Monitoring Psychosozialer Faktoren	Hier werden alle Informationen codiert, welche psychosoziale Belastungen oder Ressourcen betreffen, welche durch die VOST Mitglieder in den sozialen Medien identifiziert, analysiert oder visualisiert werden.	Darstellung/Aufbereitung	In diese Unterkategorie werden alle Notizen codiert, die Informationen zur Aufbereitung in visueller, textueller oder technischer Form mit dem speziellen Fokus auf psychosoziale Faktoren beinhalten.	„Darstellung von „abgearbeiteten“ Einsatzstellen auch für PSNV notwendig“
		Vorteile	In diese Unterkategorie werden alle Notizen codiert, die durch die VOST Mitglieder identifizierte Vorteile eines Monitorings von psychosozialen Faktoren beinhalten.	„Infos des Einsatzverlaufs an die Bevölkerung, Proaktiv bevor PSNV nötig wird“
		Arbeitsweise	In diese Unterkategorie werden alle Notizen codiert, die Rückschlüsse dazu zulassen, wie Informationen zu psychosozialen Faktoren aus den sozialen Medien extrahiert werden.	„Bei händischem Monitoring: Stichworte praktisch + Bauchgefühl“
		Inhaltliche Erkenntnisse	In diese Unterkategorie werden alle Notizen codiert, die Erkenntnisse aus der Erfahrung der VOST Mitglieder zur Ableitung von Infos zu psychosozialen Faktoren aus den SoMe widerspiegeln.	„Social Media Lage passt oft nicht zur echten Lage“

Fortsetzung auf der nächsten Seite.

Tabelle 39: Deduktiv-induktives Kodierschema (Fortsetzung)

		Verständnis/Fokus	In diese Unterkategorie werden alle Notizen kodiert, die Informationen darüber enthalten, wie VOST Mitglieder den Auftrag zur Ableitung psychosozialer Faktoren oder der Stimmung auffassen und für sich definieren/abgrenzen.	„Abweichungen zwischen wahrgenommener und tatsächlicher Lage“
		Herausforderungen	In diese Unterkategorie werden alle Notizen kodiert, die Informationen zu Schwierigkeiten in Bezug auf die Ableitung und Darstellung von psychosozialen Faktoren beinhalten.	„Es fehlt an Kartierern -> Ressourcenproblem, um Stimmungsbild zu generieren“
		Offene Fragen/Entwicklungswünsche	In diese Unterkategorie werden alle Notizen kodiert, die Wünsche der VOST Mitglieder erfassen, welche Fragen in Bezug auf psychosoziale Faktoren noch geklärt werden sollten und was hierfür noch entwickelt werden sollte.	„Textbausteine, Information, Hinweise auf Hilfsangebote (z.B. Krisentaskforce)“
Erkenntnisse aus den Einsätzen	Hier werden alle Informationen codiert, die von den Teilnehmern durch die Tätigkeit in einem VOST weitergegeben werden. Hierzu zählen bspw. Erkenntnisse über die Nutzergruppen verschiedener Plattformen oder notwendige/hilfreiche Entwicklungen.	Learnings für Vorgehensweise	In diese Unterkategorie werden alle Notizen kodiert, die Erfahrungen und entsprechende Handlungsänderungen beinhalten.	„Fake-News durch andere Social-Media Nutzer identifiziert und für VOST oft nicht priorisiert“ „Zufällige Überschneidung von Ereignissen beachten, Demonstrationszug (mit Fackeln) und Bombenräumung die Thematisch nicht zusammenpassen“
		Herausforderungen	In diese Unterkategorie werden alle Notizen kodiert, die Schwierigkeiten im Einsatz beinhalten.	
		Vorteile VOST	In diese Unterkategorie werden alle Notizen kodiert, die erfahrungsbasierte Vorteile durch den Einsatz von VOST beinhalten.	„VOST zur Beantwortung von Fragen der Bevölkerung, nicht zum Erkenntnisgewinn“

Fortsetzung auf der nächsten Seite.

Tabelle 39: Deduktiv-induktives Kodierschema (Fortsetzung)

Nutzergruppen/ soziodemografi- sche Erkenntnisse	In diese Unterkategorie werden alle Notizen kodiert, die Rückschlüsse auf Eigenschaften der Nutzergruppen, optimalerweise mit Bezug zu einer Plattform, zulassen.	„20-25 Jährige größtes Mitteilungsbedürfnis“
Bewertung von Plattfor- men/Quellen	In diese Unterkategorie werden alle Notizen kodiert, die Rückschlüsse über die einzelnen Quellen und Plattformen in Bezug auf Seriosität, vorzufindende Informationen, etc. zulassen.	„Blaulichtreporter, An EST meistens störend, können aber schnell Bild-/Videoinformationen liefern auf YouTube/Insta-Story, Seriosität ist stark schwankend“
Entwicklungs- wünsche	In diese Unterkategorie werden alle Notizen kodiert, die Wünsche der VOST Mitglieder erfassen, welche Entwicklungen noch gewünscht sind.	„GeoDatenbanken einbeziehen“

Notiz: Bei der Kodierung war eine Mehrfachzuordnung möglich. So konnte bspw. eine definierte Vorgehensweise im Team auch eine psychosoziale Ressource für das individuelle Mitglied sein.

C.6 Zusammenfassung des Business Process Model and Notation Version 2.0

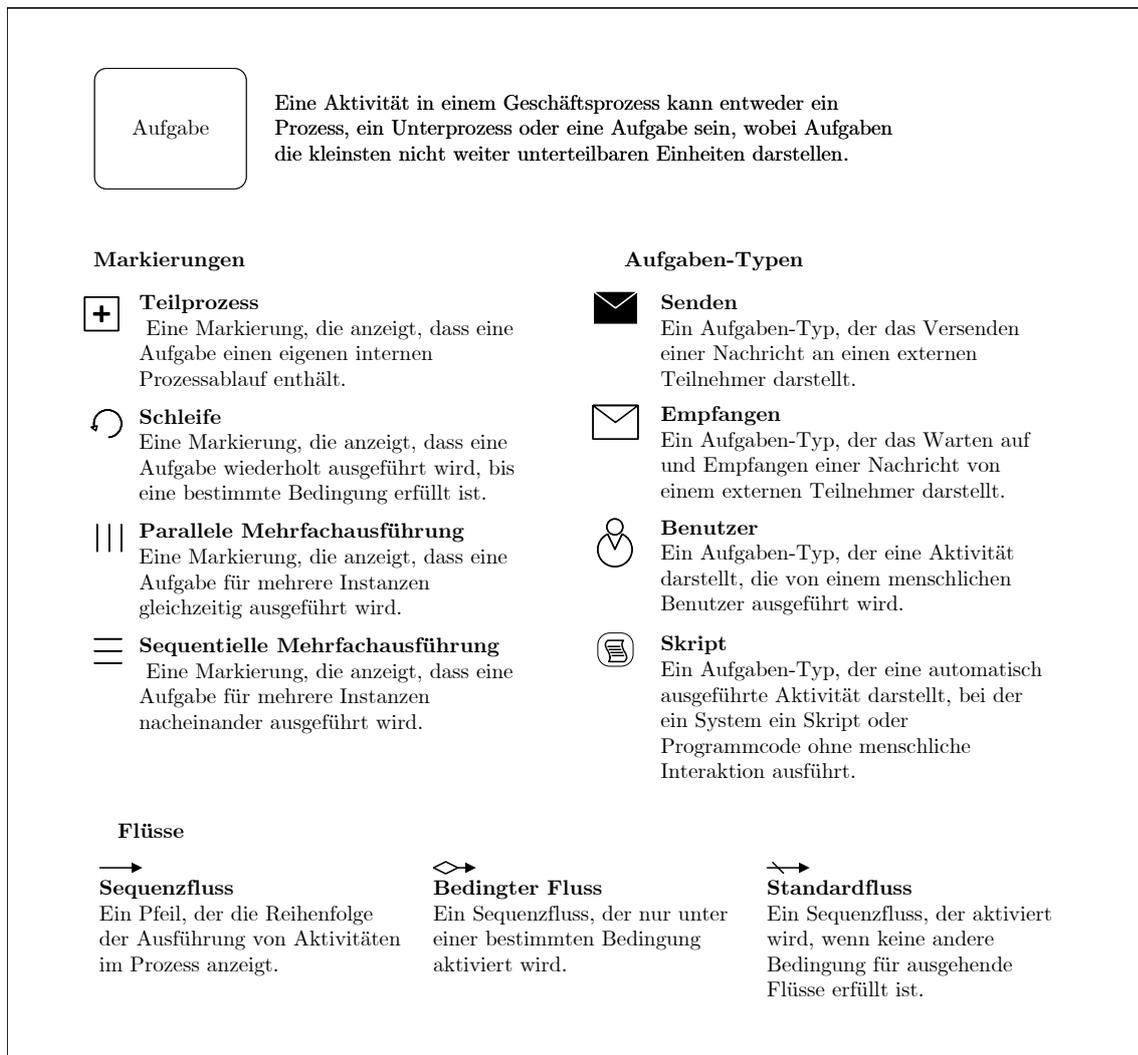


Abbildung 2: BPMN 2.0: Aktivitäten, visualisiert nach [35]

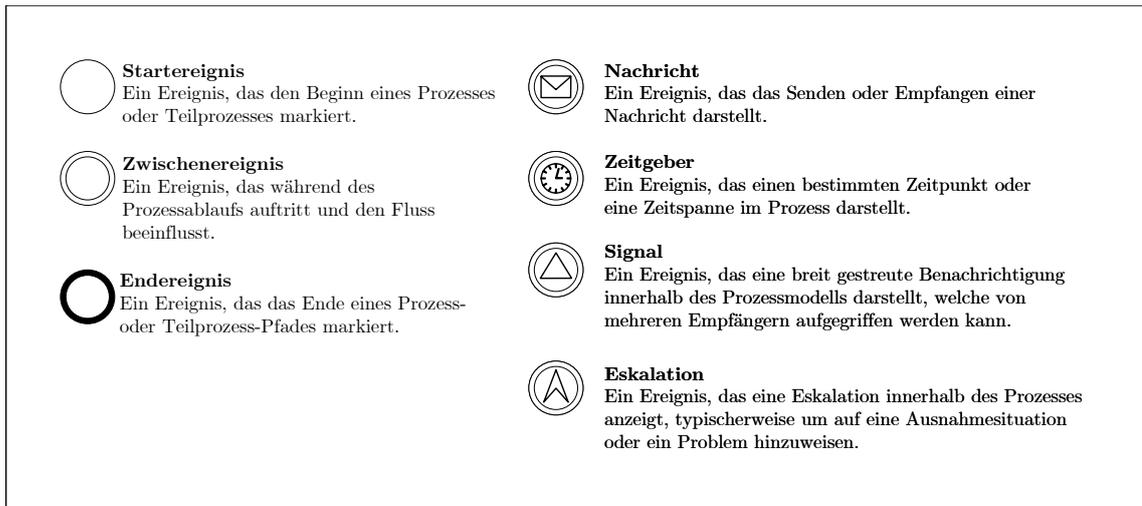


Abbildung 3: BPMN 2.0: Ereignisse, visualisiert nach [35]

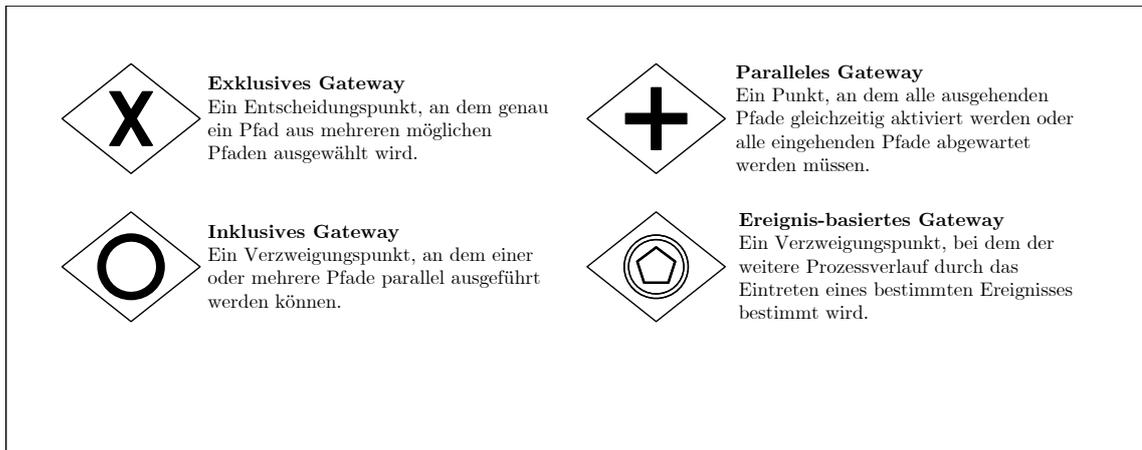


Abbildung 4: BPMN 2.0: Gateways, visualisiert nach [35]

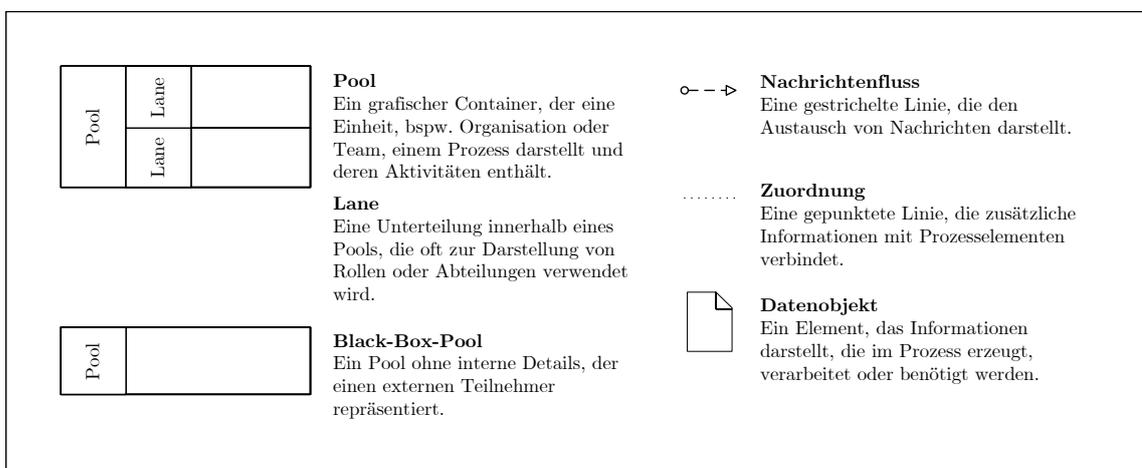


Abbildung 5: BPMN 2.0: Swimlanes, visualisiert nach [35]

D. Technisch unterstützte Erstellung eines Psychosozialen Lagebildes des digitalen Raumes

D.1 Kodierschema I für die manuelle Kodierung der Kurznachrichten von Sozialen Medien - Weihnachtshochwasser 2023

Tabelle 40: Deduktives Kodierschema für Posts aus dem Zeitraum des Weihnachtshochwassers 2023

<i>Oberkategorie</i>	<i>Beschreibung</i>	<i>Unterkategorie</i>	<i>Beschreibung</i>	<i>Ankerbeispiel</i>
nicht lagerelevant	kein Bezug zum Hochwasserereignis	-	-	-
nicht relevant	keine Zuordnung in die anderen Kategorien möglich und Inhalt, trotz Bezug zur Lage, nicht weiter relevant	-	-	-
Bedarfe	In diese Kategorie werden Posts eingestuft, die in irgendeiner Form Defizite beschreiben, was gebraucht, benötigt oder erfragt wird. Hierzu zählen Aussagen wie „ich würde gerne...“, „ich brauche...“, „mir fehlt...“	Materiell	Unter diese Kategorie fallen Aussagen zu fehlendem Geld, Verluste oder Bedarfe an Besitz und (Wohn)Raum, aber auch finanzielle Probleme, beispielsweise durch den Verlust des Arbeitsplatzes oder Zerstörung des Lebensraumes.	„RT @niusde_ : Die Menschen im Ahrtal, die in der Flut ALLES verloren haben, sollen jetzt um die von der Regierung garantierte Aufbauhilfe bangen. Weil die Ampel in ihrem unwürdigen Finanz-Geschacher kein Geld an anderer Stelle mehr einsparen kann.“

Fortsetzung auf der nächsten Seite.

Tabelle 40: Deduktives Kodierschema (Fortsetzung)

Personale	Unter diese Kategorie fallen Äußerungen zu fehlenden/notwendigen Fähigkeiten und Kompetenzen, Bewältigungsstrategien, negativen Eigenschaften und fehlendes bzw. unzureichendes Wissen. Hierzu zählen also auch Nachfragen und Interessensbekundungen.	„Politikgemacht? Die Harzer Talsperren erreichen meist im Dezember ihren Tiefstand und werden im Winter befüllt. 2023 waren sie schon vorher randvoll. Just als die Flusspegel stiegen, öffnete die Okertalsperre ihre Notauslässe und flutete Niedersachsen. Warum?“
Sozial	Unter diese Kategorie fallen fehlender sozialer Rückhalt in Form von Wunschäußerung nach persönlichen Bindungen, Integration in Gruppen bzw. Netzwerke oder die Nachfragen zu Anlaufstellen im Stadtteil sowie professionellen Hilfsmöglichkeiten durch Ärzte, Steuerberater oder Psychotherapeuten. Der Unterschied in den Nachfragen zu personalen Ressourcen ist der eindeutige gesellschaftliche Bezug in der inhaltlichen Fragestellung.	„Sind die Ukros und Nafris schon auf dem Weg in die Flutgebiete um solidarische und tatkräftige Unterstützung zu leisten ? Ich frage für einen Freund!“
Körperlich	Unter diese Kategorie fallen Äußerungen, die auf körperliche Nachteile schließen lassen, wie bspw. gesundheitliche und körperliche Einschränkungen oder Äußerungen zu fehlender Belastungsfähigkeit.	„@nicopixus Ja, ist es. Viele sind von Hochwasser betroffen. Auch wir schaufeln + pumpen seit dem ersten Feiertag Wasser aus dem Keller, haben seitdem kaum geschlafen, haben kein Wasser im Haus, damit auch keine Dusche, keine Toilette, können nicht kochen + sind körperlich erschöpft.“

Fortsetzung auf der nächsten Seite.

Tabelle 40: Deduktives Kodierschema (Fortsetzung)

Kulturell	Unter diese Kategorie fallen Wünsche nach Glaube, Traditionen, Rituale oder Familienkultur.	„RT @RealSHIRA: Mein Traum ist ein Bollwerk gegen die Flut des stetigen #Rot / #Grün erzwungenen ideologischen Wandels. Es ist ein Ruf nach Beständigkeit in einer Welt, die das Exzentrische über das Bewährte stellt. Ich träume von einer Zeit, in der die Klarheit der #Tradition nicht nur... “
Umgebung	Unter diese Kategorie fallen Aussagen in Bezug auf fehlende Möglichkeiten zur Naherholung oder fehlende/zerstörte Infrastruktur.	RT @MGGA2021h: Versagen beim Hochwasserschutz und fehlende Renaturierung und Überlaufflächen. Ausrede: liegt alles am Klimawandel. Wir sind schuld! Und die Medien sind voll auf Schiene. Trotzdem wünschen wir den Betroffenen vollste Unterstützung. Auch hier wird der Staat wieder Versagen... QT @JZiehmann: Wir haben uns heute mal das „#Hochwasser nie dagewesenen Ausmaßes“ angesehen.“

Fortsetzung auf der nächsten Seite.

Tabelle 40: Deduktives Kodierschema (Fortsetzung)

		Innere	Unter diese Kategorie fallen Aussagen zu fehlender emotionalen Regulationsfähigkeit und negativem Affekt/Gefühlen/Emotionen. Zu ihnen zählen beispielsweise fehlende innere Stabilität, Unsicherheit oder auch Äußerungen zur Belastung durch Erinnerungsmaterial. Begrifflich und kontextuell/inhaltlich fallen darunter bspw. „fühlen“, „stress“, „depressiv“, „verzweifelt“, „angst“, „hilflos“.	„RT @Deframing23: Die gleichen Experten, die letztes Jahr vor zunehmender Dürre und Wasserknappheit gewarnt haben, warnen jetzt vor der Zunahme von Hochwasser und Starkregen, ohne sich dabei komisch vorzukommen. Ich kann das unmöglich ernst nehmen.“
Ressourcen	In diese Kategorie werden Posts eingestuft, die in irgendeiner Form Ressourcen beschreiben, was vorhanden ist oder angeboten wird. Hierzu zählen Aussagen wie „ich biete an...“, „braucht jemand...?“, „ich habe...“. Darüber hinaus zählen hier positive Affekte/Emotionen/Gefühle.	Materiell	Unter diese Kategorie fallen Geld/Spenden, Besitz und (Wohn)Raum, aber auch finanzielle Sicherheit, beispielsweise durch einen festen Arbeitsplatz.	„Wir danken euch für die großzügigen Spenden! Das bedeutet uns sehr viel. Ca. 1000 € sind bereits zusammengekommen. Damit habt ihr uns den Bautrockner, die Pumpen und die Stromkosten für den kommenden Dauerbetrieb abgedeckt. Leider müssen wir immer no...“
		Personale	Unter diese Kategorie fallen Äußerungen zu eigenen Fähigkeiten und Kompetenzen, Bewältigungsstrategien, positiven Eigenschaften und das erworbene Wissen bzw. die eigene Bildung. Hierzu zählen also auch kognitive Fähigkeiten die durch bspw. „vermuten“, „wissen“ geäußert werden.	„Da unser Kanalnetz nicht für die Ableitung von Starkregenereignissen vorgesehen ist, gilt es, andere Möglichkeiten zu finden, das Regenwasser in vernünftige Bahnen zu lenken. Eine Variante stellt eine so genannte Starkregengefahrenkarte dar.“

Fortsetzung auf der nächsten Seite.

Tabelle 40: Deduktives Kodierschema (Fortsetzung)

Sozial	<p>„Unter diese Kategorie fallen persönlichen Bindungen, die Integration in Gruppen bzw. Netzwerke, durch die die soziale Identität herausgebildet wird, das Wissen um Anlaufstellen im Stadtteil und nicht zuletzt professionelle Hilfe durch Ärzte, Steuerberater oder Psychotherapeuten. Hierzu zählen also auch bspw. Vereine oder der Kegelclub, Aussagen zur Danke an die Gruppenmitglieder oder „Wir als XY finden es wichtig uns für XY zu beteiligen“.</p>	<p>„Viele Kräfte der #Blaulichtfamilie sind auch in der #Nacht weiter im #Einsatz aufgrund von #Hochwasser. Wir wünschen eine ruhige und sichere Nacht und allen, die kurz verschlafen können, gute Erholung!“</p>
Körperlich	<p>Unter diese Kategorie fallen Äußerungen, die auf körperliche Vorteile schließen lassen, wie bspw. Gesundheit oder Belastungsfähigkeit.</p>	<p>„@svenf1848 @Flutlichtblau Tatsächlich hab ich mich erkältet und dachte würde nicht rechtzeitig fit werden. Hab dann meine Dauerkarte + Steher abgegeben und am Donnerstag dann Block G zu kaufen, weil fit. Wenn ich das sehe ärgere ich mich jetzt. (Emoticon)“</p>
Kulturell	<p>Unter diese Kategorie fallen der Glaube, Traditionen, Rituale sowie Familienkultur.</p>	<p>„RT @AntjeOtt: Weit wie mit dichtem Diamantstaube bestreut, erscheinen Flur und Flut, und in die Herzen, traungemut, steigt ein kapellenloser Glaube, der leise seine Wunder tut. Rainer Maria Rilke (1875-1926)“</p>

Fortsetzung auf der nächsten Seite.

Tabelle 40: Deduktives Kodierschema (Fortsetzung)

		Umgebung	Unter diese Kategorie fallen Aussagen in Bezug auf die Natur/mögliche Naherholung oder vorhandene Infrastruktur als Ressource. „Hochwasserschutz beginnt am Oberlauf der Flüsse“	
		Innere	Unter diese Kategorie fallen Aussagen zur emotionalen Regulationsfähigkeit und dem Affekt. Zu ihnen zählen beispielsweise Attributionsmuster, Selbstwirksamkeitserleben und Selbstregulationsfähigkeit, außerdem innere Stabilität, vermittelt über die Fähigkeit zur Imagination, um einen inneren sicheren Ort auszugestalten oder auch einen inneren Tresor zur Distanzierung von belastendem Erinnerungsmaterial. Begrifflich und kontextuell, bzw. inhaltlich fallen darunter, bspw. „fühlen“, „stark“, „selbstbewusst“, „gut“, „innerer Frieden“.	„@Mom_von_PauL Das tut mir leid...wir hatten das 2019, große Flut und so...davor 2017 auch 1 Tag vor Weihnachten. Ich fühle mit Dir. Und dennoch: einatmen, ausatmen, alles einfach hochstellen war damals bei uns auch die einzige Option. Hoffentlich hast Du Hilfe (Emoticons)“
Eigenes Engagement	In diese Kategorie werden Posts eingestuft, die in irgendeiner Form das eigene Engagement der Postenden betrifft.	Motivationsfaktoren	Erkennbare Gründe für das Engagement wie das Verlangen nach Anerkennung, um soziale Netzwerke zu schaffen, um Freundschaften zu schließen oder weil bekannte sich auch engagieren, aus sozialer oder politischer Verantwortung heraus, weil man selbst schon einmal Hilfe erfahren hat oder in einer solchen Situation war.	-

Fortsetzung auf der nächsten Seite.

Tabelle 40: Deduktives Kodierschema (Fortsetzung)

Spontanhilfe- koordination/- organisation	Erkennung von Selbstorganisation von Helfergruppen, bspw. HelferShuttle, Bauern, die sich organisieren, Helferstab etc. Hier werden alle Posts eingeordnet, aus denen hervorgeht, wie sich Menschen selbstorganisieren oder anderen Ungebundenen/ Spontanhelfenden anschließen. Z.B. Aufrufe sich anzuschließen, Treffpunkte, Verteilung von Aufgaben..	-
persönliche Hindernisse für das eigene Engagement	Gründe warum man sich nicht engagiert hat oder zukünftig nicht mehr engagieren wird.	-
Positive Zusammen- arbeit mit anderen Stellen	Hier kommen Posts rein, wenn die Postenden Positives zur Zusammenarbeit mit Hilfsorganisationen/ anderen Organisationen/ Institutionen äußern.	-
Probleme in der Zusammenar- beit mit anderen Stellen	Hier kommen Posts rein, wenn die Postenden Probleme bei oder Unzufriedenheit mit der Zusammenarbeit mit Hilfsorganisationen/ anderen Organisationen/ Institutionen äußern.	-

Fortsetzung auf der nächsten Seite.

Tabelle 40: Deduktives Kodierschema (Fortsetzung)

Informations- vermitt- lung/verweis	Dieser Kategorie werden Posts zugeordnet, in denen auf Hilfsangebote oder Informationen zum Hochwasser verwiesen wird.	-	Wenn Menschen oder Organisationen/Städte/Radio etc. in ihrem Post auf Webseiten mit weiteren Informationen oder Hilfsangeboten oder auf andere Akteure, die Hilfe anbieten verweisen.	„#WinsenHilft! Finden und bieten Sie Hilfe bei Hochwasserschäden. Wir verbinden Helfende und Hilfesuchende. #Zusammenhalt #WinsenAller #HochwasserHilfe #GemeindeWinsenAller Alle Infos unter: (Link)“
Warnung/Appel	In diese Kategorie werden Posts eingeordnet, die eine Warnung oder einen Appel zum richtigen Verhalten beinhalten.	Warnung von offizieller Stelle	Wenn bspw. Radiosender, Kommunen, BOS oder Hilfsorganisationen die Bevölkerung warnen vor bedrohlichen Lagen, Ereignissen.	„RT @RadioDresden: Wichtige Infos zum Hochwasser in #Dresden QT @stadt_dresden: Hochwasser Elbe: Alarmstufe 2 bleibt – Alarmstufe 3 für Mittwoch erwartet“
		Warnung von Bürger*innen	Wenn Bürger*innen andere Bürger*innen vor bedrohlichen Lagen, Ereignissen warnen.	-
		Appel von offizieller Stelle	Wenn bspw. Radiosender, Kommunen, BOS oder Hilfsorganisationen an die Bevölkerung appellieren, sich angesichts bedrohlicher Lagen, gefährlicher Ereignisse/Situation auf eine bestimmte Art (nicht) zu verhalten.	„RT @Feuerwehr_H: Wichtiger Appel zur aktuellen Hochwasserlage. Betretet keine gesperrten oder überfluteten Bereiche und keine Deichanlagen. Ihr gefährdet euch und auch uns. Danke #EinsatzfürHannover #Hochwasser “

Fortsetzung auf der nächsten Seite.

Tabelle 40: Deduktives Kodierschema (Fortsetzung)

		Appel von Bürger*innen	Wenn Bürger*innen an andere Bürger*innen appellieren, sich angesichts bedrohlicher Lagen, gefährlicher Ereignisse/Situation auf eine bestimmte Art (nicht) zu verhalten.	-
Wertschätzung/ Anerkennung	Dieser Kategorie werden alle Posts zugeordnet, in denen Bürger*innen oder Organisationen/Institutionen ihre Wertschätzung, Anerkennung und ihren Dank für Unterstützungsleistungen äußern.	-	Hier werden Posts eingeordnet, in denen Menschen, Institutionen/Organisationen etc. ihre Wertschätzung gegenüber Helfer*innen, Hilfsorganisationen etc. für ihre Leistung beim Bewältigen der Hochwasserlage äußern.	„RT @mariovoigt: Zusammenhalt in #Thüringen! Gemeinsam mit Carolin Gerbothe unterstützen wir die ehrenamtlichen Rettungs- und Einsatzkräfte in #Windehausen, die durch das Hochwasser hart gefordert sind. Danke an die Bäckerei Bergmann und „Die Thüringer“ für ihre großzügige Spende.“

Fortsetzung auf der nächsten Seite.

Tabelle 40: Deduktives Kodierschema (Fortsetzung)

Zusammenhalt	Dieser Kategorie werden alle Posts zugeordnet, in denen Bürger*innen oder Organisationen/Institutionen über den Zusammenhalt in der Lage berichten.	prosoziales Verhalten	Hier werden alle Posts eingefügt, in denen Bürger*innen oder Organisationen/Institutionen etc. über den positiven guten Zusammenhalt bzw. solidarisches Verhalten der Bevölkerung in der Lage berichten.	„RT @SteffiLemke: Das ist das Gegenteil von dem, was ich heute in der durch Hochwasser gebeutelten Region Mansfeld-Südharz erlebte - Solidarität, Zusammenhalt, Respekt, Zusammenarbeit unterschiedlichster Gruppen für den Schutz der Bevölkerung. Ich erwarte eine Klare Distanz durch @Bauern_Verband ! QT @NimaOgR: Einfach nur noch krank das alles. Der Fährhafen Schüttesiel wird wohl blockiert, um Robert Habeck auf dem Rückweg aus dem Urlaub von Hallig Hooge abzufangen und zur Rede zu stellen. Angeblich ist die Fähre zurück zur Insel & Polizei versucht Lage unter Kontrolle zu bringen.“
		antisoziales Verhalten	Hier werden alle Posts eingefügt, in denen Bürger*innen oder Organisationen/Institutionen etc. über antisoziales, abweichendes Verhalten der Bevölkerung in der Lage berichten.	-

Fortsetzung auf der nächsten Seite.

Tabelle 40: Deduktives Kodierschema (Fortsetzung)

Lösungsansätze/ Verbesserungsvorschläge	In diese Kategorie gehören Posts, in denen Lösungs- und Verbesserungsansätze für eine effektivere Bewältigung vorgeschlagen werden.	-	Hier werden Posts eingruppiert, in denen von Helfenden oder Organisationsangehörigen Lösungsansätze oder Verbesserungsvorschläge genannt werden (das kann auch in Verbindung mit Bedarfen passieren, die implizit auf Lösungsansätze verweisen), um die Lage oder zukünftige Situationen besser zu bewältigen. Z.B. Zentralisierung, Ausruf einer Katastrophensituation, Entbürokratisiertes Handeln/Pragmatismus, Einbindung von Organisationen, bessere Kommunikation etc.	-
--	---	---	---	---

D.2 Kodierschema II für die manuelle Kodierung der Kurznachrichten von Sozialen Medien - Juni-Hochwasser 2024

Tabelle 41: Deduktives Kodierschema für Posts aus dem Zeitraum des Juni-Hochwassers 2024

<i>Oberkategorie</i>	<i>Unterkategorie</i>	<i>Beschreibung</i>
Relevanz	nicht relevant	Der betrachtete Post beinhaltet keine Hinweise auf psychosoziale Bedarfe oder Ressourcen gem. der hier aufgeführten Definition.
	relevant	Der betrachtete Post beinhaltet relevante Hinweise zu psychosozialen Bedarfen und/oder Ressourcen, ist relevant für die Lage „Hochwasser“ und lässt sich in mind. eine der folgenden Kategorie einordnen.
	relevant, keine der aufgeführten Kategorien	Der betrachtete Post beinhaltet relevante Hinweise zu psychosozialen Bedarfen und/oder Ressourcen, lässt sich jedoch in keine weitere Kategorie einordnen. Personenbezogene, biografische oder situative Informationen, die nicht anderweitig klassifiziert werden können, können hier eingeordnet werden. Dazu zählen etwa Merkmale der Lage (Art und Ausmaß der Lage, zeitlicher Verlauf) sowie Merkmale der Person (Alter, Geschlecht, Bildungsgrad, sofern diese bekannt/erkennbar sind).
	Relevanzbewertung	gar nicht, niedrig, mittel oder hoch relevant für Entscheidungsträger
Kontextfaktoren	persönliche/ personenbezogene Aspekte	<p>Die Kategorie „persönliche/personenbezogene Aspekte“ beschreibt individuelle Ausdrucksweisen und Reaktionen, die sich auf die eigene Person beziehen. Sie umfasst die Art und Weise, wie eine Person ihr Erleben, ihre Gedanken und Gefühle in Kommunikation und Verhalten zum Ausdruck bringt. Diese Aspekte spiegeln die subjektive Perspektive wider und zeigen, wie jemand sich selbst und seine inneren Zustände in Interaktionen thematisiert. Die Indikatoren für diese Kategorie könnten folgendermaßen beschrieben werden:</p> <p>Ich-Formulierungen: Die Person verwendet direkte Ich-Aussagen, um ihre eigenen Gedanken, Gefühle oder Absichten klar auszudrücken („Ich denke...“, „Ich fühle...“, „Für mich ist...“).</p> <p>Verbale oder nonverbale Reaktionen: Die individuelle Reaktion einer Person auf eine Situation oder ein Gespräch gibt Aufschluss über ihr persönliches Befinden.</p> <p>Thematisierung des eigenen Erlebens oder Befindens: Die Person schreibt explizit über ihre eigenen emotionalen oder physischen Zustände, ihre Gedanken oder Wahrnehmungen. Dies kann sowohl positiv als auch negativ sein und umfasst das bewusste Teilen von Gefühlen, Meinungen oder persönlichen Erfahrungen.</p>

Fortsetzung auf der nächsten Seite.

Tabelle 41: Deduktives Kodierschema (Fortsetzung)

soziale Aspekte	<p>Die Kategorie „soziale Aspekte“ beschreibt Ausdrucksformen und Interaktionen, die sich auf das Miteinander und auf andere Menschen beziehen. Sie umfasst die Art und Weise, wie eine Person soziale Beziehungen thematisiert, auf andere eingeht und deren Erleben oder Befinden in den Mittelpunkt stellt. Diese Aspekte verdeutlichen, dass das individuelle Erleben und Verhalten stark durch das soziale Umfeld und den Austausch mit anderen geprägt ist. Die Indikatoren für diese Kategorie könnten folgendermaßen beschrieben werden:</p> <p>Wir-/Sie-Formulierungen: Die Person verwendet kollektive oder auf andere bezogene Formulierungen, um sich als Teil einer Gruppe darzustellen oder auf das Handeln, Denken oder Fühlen anderer einzugehen („Wir sollten...“, „Sie denken...“, „Wir haben erlebt...“). Dadurch wird der soziale Kontext und das gemeinsame Erleben betont.</p> <p>Thematisierung des Erlebens oder Befindens anderer Personen: Die Person spricht explizit über die Gefühle, Gedanken oder Zustände anderer Menschen und zeigt somit Einfühlungsvermögen oder soziale Wahrnehmung. Dies kann eine Beschreibung von Beobachtungen oder auch eine direkte Bezugnahme auf die Emotionen oder das Verhalten anderer sein.</p>
umweltbezogene Aspekte	<p>Die Kategorie „umweltbezogene Aspekte“ beschreibt die Wahrnehmung und Thematisierung der äußeren, nicht-menschlichen Umgebung und ihrer Bedeutung für das individuelle oder soziale Erleben. Sie umfasst die Art und Weise, wie eine Person ihre physische Umwelt, also räumliche, materielle und objektive Gegebenheiten, wahrnimmt und in ihre Kommunikation oder ihr Verhalten einbezieht. Diese Aspekte verdeutlichen den Einfluss der Umwelt auf das Erleben und Verhalten der Person. Die Indikatoren für diese Kategorie könnten folgendermaßen beschrieben werden:</p> <p>Beschreibung der nicht-menschlichen Umgebung: Die Person bezieht sich in Fotos, Videos oder textuellen Äußerungen auf die physische Umgebung, sei es die Natur, Architektur, Objekte oder Räume. Dies kann die Beschreibung von Landschaften, Gebäuden, Wetterbedingungen oder anderen materiellen Aspekten der Umgebung umfassen.</p> <p>Beschreibung der eigenen oder sozialen Situation in Bezug zur Umwelt: Die Person thematisiert, wie die Umweltbedingungen ihre persönliche Situation oder die soziale Situation beeinflussen. Dabei wird die Rolle der physischen Umgebung als Kontext für das Erleben oder Handeln der Person oder einer Gruppe hervorgehoben.</p>

Fortsetzung auf der nächsten Seite.

Tabelle 41: Deduktives Kodierschema (Fortsetzung)

Psychische Grundfunktionen	Kognitive Aspekte	<p>Die Kategorie „kognitive Aspekte“ bezieht sich auf mentale Prozesse und Inhalte, die das Denken, Wahrnehmen und Bewerten umfassen. Sie beschreibt, wie Menschen ihre Umwelt und sich selbst intellektuell verarbeiten, indem sie Überlegungen anstellen, Eindrücke wahrnehmen und Werthaltungen ausdrücken. Eine Zuordnung erfolgt, wenn eine oder mehrere der verschiedenen kognitiven Aktivitäten wie Gedanken, Überzeugungen, Einstellungen und Eindrücken ersichtlich sind. Die Indikatoren könnten folgendermaßen beschrieben werden:</p> <p>Gedanken: Wertfreie Assoziationen oder Überlegungen, die Möglichkeiten, Hypothesen oder offene Fragen umfassen. Typische Formulierungen beinhalten „ich denke, ...“, „wie wäre es, wenn ...“ oder „was ist, wenn ...“. Diese Aussagen sind explorativ und nicht wertend, sie zeigen Denkprozesse auf, ohne bereits zu einer festen Meinung oder Überzeugung zu gelangen.</p> <p>Überzeugungen: Nicht auf konkrete Gegenstände bezogene Werthaltungen, die allgemeine Aussagen oder Annahmen über die Welt oder abstrakte Prinzipien ausdrücken. Beispiele dafür sind „es ist so, dass ...“, „X ist ...“, „war klar, dass ...“. Diese Überzeugungen spiegeln feste Glaubenssätze wider, sind aber nicht auf eine bestimmte Person, ein Objekt oder eine Situation gerichtet.</p> <p>Einstellungen: Auf konkrete Gegenstände (Personen, Objekte, Situationen) bezogene Werthaltungen, die persönliche Bewertungen oder Meinungen zu spezifischen Aspekten der Umwelt darstellen. Aussagen wie „X ist gut“, „X ist verheerend“ fallen in diese Kategorie und zeigen eine klare Bewertung oder Positionierung zu einem bestimmten Gegenstand.</p> <p>Eindrücke: Sinneseindrücke oder Wahrnehmungen, die beschreiben, was eine Person durch ihre Sinne wahrnimmt. Typische Formulierungen sind „ich sehe ...“, „überall sind ...“, „ich höre ...“. Diese Eindrücke basieren auf unmittelbarer Wahrnehmung und beschreiben, wie die Umwelt oder bestimmte Situationen wahrgenommen werden, ohne eine direkte Bewertung vorzunehmen.</p>
-----------------------------------	-------------------	--

Fortsetzung auf der nächsten Seite.

Tabelle 41: Deduktives Kodierschema (Fortsetzung)

Emotionale Aspekte	<p>Die Kategorie „emotionale Aspekte“ bezieht sich auf die Erfassung und Beschreibung von emotionalen Zuständen, die in der Kommunikation zum Ausdruck kommen. Diese Zustände umfassen im Rahmen dieser Auswertung nur kurzfristige Affekte (keine länger anhaltenden Stimmungen, deren genaue Identifizierung oft erst im Kontext einer wiederholten oder überdauernden Interaktion möglich ist). Emotionen lassen sich inhaltlich in folgende Bereiche einteilen: Ängstlich: Negative Valenz, hohe Erregung, geringe Dominanz. Ängstliche Emotionen spiegeln Unsicherheit und ein Gefühl der Bedrohung wider. Geekelt: Negative Valenz, moderate Erregung, moderate bis hohe Dominanz. Ekel entsteht durch Abneigung und Abstoßung gegenüber einer bestimmten Person, Situation oder einem Objekt. Traurig: Negative Valenz, niedrige Erregung, moderate bis geringe Dominanz. Traurigkeit drückt Verlust, Enttäuschung oder Hilflosigkeit aus.</p> <p>Wütend / Verärgert: Negative Valenz, hohe Erregung, moderate bis hohe Dominanz. Wut und Ärger entstehen durch Frustration oder Unrecht und äußern sich oft in aggressiven oder intensiven Reaktionen. Angespannt: Negative Valenz, hohe Erregung, moderate bis geringe Dominanz. Anspannung zeigt sich durch Nervosität oder innere Unruhe, oft im Kontext von Stresssituationen.</p> <p>Freudig: Positive Valenz, hohe Erregung, hohe Dominanz. Freude ist durch positive Erlebnisse und Zufriedenheit gekennzeichnet, oft verbunden mit Energie und Enthusiasmus.</p> <p>Überrascht: Positive oder negative Valenz, hohe Erregung, moderate bis hohe Dominanz. Überraschung tritt auf, wenn unerwartete Ereignisse geschehen, die Aufmerksamkeit wecken, ohne sofort eine Wertung hervorzurufen.</p> <p>Verunsichert: Negative Valenz, moderate bis hohe Erregung, geringe Dominanz. Verunsicherung zeigt sich durch Unklarheit oder Zweifel an einer Situation, oft verbunden mit Unsicherheit im Handeln oder Denken.</p>
--------------------	---

Fortsetzung auf der nächsten Seite.

Tabelle 41: Deduktives Kodierschema (Fortsetzung)

Motivationale
Aspekte

Die Kategorie „motivationale Aspekte“ umfasst Äußerungen und Inhalte, die handlungs- oder entscheidungsorientierte Einflüsse beschreiben. Motivation bezieht sich hier auf Faktoren, die dazu anregen, bestimmte Handlungen auszuführen oder Entscheidungen zu treffen. Diese Aspekte thematisieren die Beweggründe, Absichten oder Ziele, die eine Person dazu veranlassen, aktiv zu werden. Motivationale Äußerungen beinhalten oft eine direkte Bezugnahme auf bevorstehende oder gewünschte Handlungen und machen die handelnden Subjekte, das Zielobjekt sowie Art und Umfang der Handlung deutlich. Die Indikatoren für motivationale Aspekte könnten folgendermaßen beschrieben werden:

Ankündigungen von Handlungen: Die Person äußert eine klare Absicht, eine konkrete Handlung in der Zukunft durchzuführen. Diese Ankündigungen beziehen sich oft auf spezifische Pläne oder Vorhaben und geben Hinweise auf die Zielsetzung („Ich werde...“, „Wir haben vor...“, „Ich plane...“).

Aufrufe zur Unterstützung: Die Person fordert andere direkt oder indirekt auf, eine bestimmte Handlung zu unterstützen oder mitzumachen. Diese Aufrufe beinhalten oft konkrete Handlungsziele und fordern zur Teilnahme oder Kooperation auf („Schließt euch uns an...“, „Lasst uns...“, „Bitte unterstützt...“).

Handelnde Subjekte: Die Äußerungen benennen explizit, wer die Handlung ausführen wird. Dies können die Person selbst („Ich werde...“), eine Gruppe („Wir sollten...“), oder auch andere Personen oder Akteure sein („Sie werden...“). **Zielobjekt(e):** Die Äußerungen beziehen sich auf das konkrete Ziel oder Objekt der geplanten Handlung. Das Ziel kann ein bestimmtes Ereignis, eine Person, ein Objekt oder eine Situation sein („Ich werde mit X sprechen“, „Wir werden das Problem lösen“).

Art der Handlung: Die Äußerungen beschreiben die Art der Handlung, also was genau unternommen werden soll. Diese Handlungen können physischer, kommunikativer oder sozialer Natur sein („Ich schreibe einen Brief“, „Wir organisieren ein Treffen“).

Umfang der Handlung: Die Äußerungen geben Hinweise auf das Ausmaß oder die Reichweite der geplanten Handlung. Dies kann durch die Häufigkeit, Dauer oder Intensität der Handlung beschrieben werden („Ich werde jeden Tag...“, „Wir werden umfassende Maßnahmen ergreifen“).

Beispiele für motivationale Äußerungen sind unter anderem:

Ankündigung einer Handlung: „Ich werde das morgen erledigen.“ (Handelndes Subjekt: „Ich“; Zielobjekt: „das“; Art: „erledigen“; Umfang: „morgen“)

Aufruf zur Unterstützung: „Wir sollten alle zusammenhelfen, um das Projekt zu vollenden.“ (Handelndes Subjekt: „wir“; Zielobjekt: „Projekt“; Art: „zusammenhelfen“; Umfang: „alle“)

Zielgerichtete Handlungsintention: „Ich habe vor, die Situation zu klären.“ (Handelndes Subjekt: „Ich“; Zielobjekt: „Situation“; Art: „klären“; Umfang: n/a)

Fortsetzung auf der nächsten Seite.

Tabelle 41: Deduktives Kodierschema (Fortsetzung)

Ausrichtung	Ziel/Ressource	<p>Die Kategorie „Ziele/Ressourcen“ bezieht sich auf Äußerungen und Inhalte, die auf angestrebte Ergebnisse (Ziele) oder vorhandene Mittel (Ressourcen) hinweisen, die zur Erreichung dieser Ziele beitragen können. Diese Kategorie beschreibt sowohl die konkreten Zielsetzungen als auch die Ressourcen, die genutzt werden können, um diese Ziele zu erreichen. Ziele sind die gewünschten Endpunkte einer Handlung, während Ressourcen die Mittel oder Fähigkeiten darstellen, die benötigt oder mobilisiert werden, um diese Endpunkte zu erreichen.</p> <p>Eine Zuordnung erfolgt, wenn die Person klare, angestrebte Ergebnisse oder Wünsche äußert, die sie erreichen möchte. Diese Ziele können sich auf persönliche, soziale, organisatorische oder materielle Bereiche beziehen. Darüber hinaus erfolgt eine Zuordnung, wenn die Person über Mittel, Fähigkeiten oder Unterstützung spricht, die bereits vorhanden sind. Ressourcen können materieller Natur (z. B. finanzielle Mittel, technologische Werkzeuge), immaterieller Natur (z. B. Wissen, Fähigkeiten) oder sozialer Natur (z. B. Unterstützung von anderen, Netzwerke) sein. Typische Formulierungen könnten sein: „Mein Ziel ist...“, „Wir streben an...“, „Wir haben bereits...“, „Wir können nutzen...“, „Was uns hilft, ist...“, „Ich verfüge über...“.</p>
	keine Intention ersichtlich	<p>Diese Kategorie kann zugewiesen werden, wenn weder ein Ziel oder eine Ressource deutlich wird, noch eine Herausforderung benannt oder ein Bedarf (explizit oder implizit) geäußert wird. Beispiele hierfür sind Aussagen, auf die sehr wahrscheinlich keine Reaktion erwartet wird.</p>
	Herausforderung/Bedarf	<p>Die Kategorie „Herausforderungen/Bedarfe“ bezieht sich auf Äußerungen und Inhalte, die auf Probleme, Hindernisse oder Anforderungen hinweisen, mit denen eine Person oder Gruppe konfrontiert ist, sowie auf den Bedarf an Ressourcen, Unterstützung oder Lösungen, um diese Herausforderungen zu bewältigen. Diese Kategorie umfasst sowohl die Beschreibung konkreter Schwierigkeiten als auch den Ausdruck von Bedürfnissen, die erforderlich sind, um Ziele zu erreichen oder Probleme zu überwinden.</p> <p>Eine Zuordnung erfolgt, wenn wenn der Beitrag einen Mangel oder ein Bedürfnis erkennen lässt, bzw. eine Herausforderung zum Ausdruck gebracht wird, die zu bewältigen ist. Diese Bedarfe können sich auf Ressourcen (z. B. Zeit, Geld, Materialien), Unterstützung (z. B. Hilfe von anderen Personen oder Gruppen) oder Fähigkeiten (z. B. Wissen, Kompetenzen) beziehen. Dabei wird jedoch kein klares, (realistisch) zu erreichendes Ziel benannt. Typische Formulierungen könnten sein: „Es ist schwierig...“, „Wir haben Probleme mit...“, „Wir benötigen...“, „Es wäre hilfreich, wenn...“, „Ich brauche Unterstützung bei...“.</p>

D.3 Ergänzende Abbildungen und Tabellen

Tabelle 42: Uni- und Bigrammanalyse des Datensatzes Sozialer Medien aus der Referenzphase

Begriff	Frequenz	Begriff	Frequenz
Unigramme		Bigramme	
uhr	1.131	elbe magdeburg	144
märz	619	pegelstand messpunkt	144
gegen	606	entwicklung elbe	144
war	563	uhr tendenz	144
flut	526	tendenz fallend	136
jahr	489	fallend entwicklung	136
seit	449	magdeburg strombrücke	120
hochwasser	446	gaza krieg	101
heute	438	nächsten tagen	95
mal	418	sortiert erweiterten	94
immer	402	einstelldatum sortiert	94
deutschland	390	erweiterten suche	94
will	376	vorschauansicht erfordert	93
menschen	365	collective mining	91
beim	364	erfordert javascript	88
stadt	353	dabei weht	87
gaza	351	wind windstärken	87
geht	339	weht schwacher	87
wetter	332	internationalen gerichtshof	85
neue	309	windstärken zwischen	84

Tabelle 43: Uni- und Bigrammanalyse des Datensatzes Sozialer Medien aus dem Juni-Hochwasser 2024

<i>Begriff</i>	<i>Frequenz-Präphase</i>	<i>Begriff</i>	<i>Frequenz-Akutphase</i>	<i>Begriff</i>	<i>Frequenz-Postphase</i>
Unigramme					
hochwasser	12.872	hochwasser	42.953	hochwasser	5.145
saarland	8.326	bayern	14.723	uhr	4.790
starkregen	7.508	uhr	10.877	starkregen	3.643
uhr	6.356	hochwasserschutz	7.463	gewitter	3.256
gewitter	5.212	starkregen	6.576	unwetter	3.003
unwetter	4.971	menschen	6.574	deutschland	2.729
wetter	3.565	war	5.776	wetter	2.216
deutschland	3.560	immer	5.651	menschen	2.185
menschen	3.324	deutschland	5.629	war	2.130
regen	3.266	gegen	5.420	juni	1.813
immer	3.181	wasser	5.252	gegen	1.805
überschwemmungen	3.124	landkreis	5.179	heute	1.746
heute	2.970	unwetter	5.049	immer	1.589
war	2.935	dauerregen	4.952	überschwemmungen	1.551
wetterdienst	2.677	überschwemmungen	4.895	bayern	1.551
mai	2.664	keine	4.762	deutsche	1.501
saarbrücken	2.557	süddeutschland	4.709	wegen	1.457
dauerregen	2.389	heute	4.592	mal	1.429
deutsche	2.307	mal	4.583	wetterdienst	1.413
wasser	2.297	wegen	4.558	flut	1.355
Bigramme					
rheinland pfalz	1.940	baden württemberg	3.385	deutsche wetterdienst	980
deutsche wetterdienst	1.840	hochwasser bayern	2.061	gewitter starkregen	596
hochwasser saarland	1.561	deutsche wetterdienst	1.678	wetterdienst dwd	499
gewitter starkregen	1.235	bayern baden	1.252	starkregen hagel	409
wetterdienst dwd	816	hochwasser süddeutschland	1183	baden württemberg	389
saarland rheinland	774	aktualisiert uhr	1.140	kräftige gewitter	364

Fortsetzung auf der nächsten Seite.

Tabelle 43: Uni- und Bigrammanalyse Juni-Hochwasser 2024 (Fortsetzung)

baden württemberg	690	süden deutschland	1.088	aktualisiert uhr	362
dwd warnt	605	gegen hochwasser	915	rheinland pfalz	353
aktualisiert uhr	561	wegen hochwassers	859	dwd warnt	352
saarland hochwasser	529	olaf scholz	799	schwere gewitter	313
olaf scholz	480	hochwasser lage	794	wegen gewitter	302
schauer gewitter	450	darüber hinaus	785	public viewing	283
unwetter starkregen	437	markus söder	774	wetterdienst warnt	273
wetterdienst warnt	429	pfaffenhofen ilm	758	pflichtversicherung gegen	270
nordrhein westfalen	406	wetterdienst dwd	731	schweren sturmböen	264
pfalz saarland	358	hochwasser katastrophe	655	uhr uhr	263
laufenden bleiben	353	youtube com	642	warnung wegen	255
empfehlen ihnen	348	neu ulm	617	schwere unwetter	254
stets laufenden	348	gewitter starkregen	613	wetterwarnung region	253
unwetter	347	hochwasserlage bayern	603	gewitter sturmböen	244
katastrophenmeldungen					

Tabelle 44: Uni- und Bigrammanalyse des Datensatzes Sozialer Medien aus dem Weihnachtshochwasser 2023

<i>Begriff</i>	<i>Frequenz-Präphase</i>	<i>Begriff</i>	<i>Frequenz-Akutphase</i>	<i>Begriff</i>	<i>Frequenz-Postphase</i>
Unigramme					
hochwasser	2.864	hochwasser	54.348	hochwasser	4.577
uhr	2.469	uhr	12.783	uhr	3.188
war	1.545	niedersachsen	9.846	war	1.977
flut	1.534	deutschland	9.324	flut	1.701
regen	1.527	wasser	8.581	jahr	1.598
jahr	1.364	hochwasserlage	8.459	deutschland	1.553
pegel	1.201	war	8.292	januar	1.415
deutschland	1.168	immer	7.168	immer	1.355
überschwemmungen	1.135	scholz	7.034	gegen	1.301
fluten	1.109	regen	6.978	mal	1.272
menschen	1.095	mal	6.930	wasser	1.171
seit	1.075	lage	6.900	alle	1.166
dezember	1.052	dauerregen	6.831	menschen	1.139
mal	1.049	menschen	6.786	seit	1.133
heute	1.043	pegel	6.645	heute	1.114
wetter	1.034	jahr	6.522	beim	1.097
hamas	1.019	seit	6.273	uns	1.070
immer	999	wegen	5.977	geht	1.045
israel	973	flut	5.909	neue	936
geht	960	keine	5.559	keine	935
Bigramme					
baden württemberg	303	sachsen anhalt	3.046	elbe magdeburg	441
aktualisiert uhr	262	deutsche wetterdienst	2.223	uhr tendenz	440
regen tauwetter	219	olaf scholz	2.001	pegelstand messpunkt	426
flutung hamas	216	aktualisiert uhr	1.499	entwicklung elbe	426
diesem jahr	196	hochwasser lage	1.496	magdeburg strombrücke	414
kommenden tagen	178	hochwasser niedersachsen	1.399	tendenz fallend	355

Fortsetzung auf der nächsten Seite.

Tabelle 44: Uni- und Bigrammanalyse Weihnachtshochwasser 2023 (Fortsetzung)

rheinland pfalz	175	wegen hochwassers	1.348	fallend entwicklung	345
deutsche wetterdienst	166	gegen hochwasser	1.323	dabei weht	278
hamas tunneln	160	sturmtief zoltan	1.306	weht schwacher	278
teilen deutschlands	158	nordrhein westfalen	1.271	wind windstärken	273
new york	154	teilen deutschlands	1.156	windstärken zwischen	270
tauwetter regen	154	mansfeld südharz	1.007	einstelldatum sortiert	251
viel regen	139	hochwasser deutschland	943	sortiert erweiterten	250
hochwasser rhein	138	beim hochwasser	937	erweiterten suche	250
weiße weihnachten	137	bundeskanzler olaf	927	vorschauansicht erfordert	246
vorschauansicht erfordert	135	darüber hinaus	918	milliarden euro	233
nordosten australiens	134	bleibt angespannt	910	erfordert javascript	231
sortiert erweiterten	133	wetterdienst dwd	904	nächsten tagen	228
erweiterten suche	133	wegen hochwasser	879	magdeburg rothensee	227
einstelldatum sortiert	133	youtube com	787	messpunkt rothensee	226

Tabelle 45: Korrelationsanalyse der Sentimentmodelle für die Referenzphase

	Talkwalker	TextBlob	VADER
TextBlob	0,102**		
VADER	0,092**	0,185**	
transformers	0,171**	0,267**	0,267**

** . Die Korrelation ist auf dem 0,01 Niveau signifikant (zweiseitig).

Tabelle 46: Korrelationsanalyse der Sentimentmodelle für die Präphase des Juni-Hochwassers

	Talkwalker	TextBlob	VADER
TextBlob	0,105**		
VADER	0,108**	0,127**	
transformers	0,131**	0,199**	0,163**

** . Die Korrelation ist auf dem 0,01 Niveau signifikant (zweiseitig).

Tabelle 47: Korrelationsanalyse der Sentimentmodelle für die Akutphase des Juni-Hochwassers

	Talkwalker	TextBlob	VADER
TextBlob	0,073**		
VADER	0,081**	0,099**	
transformers	0,096**	0,157**	0,121**

** . Die Korrelation ist auf dem 0,01 Niveau signifikant (zweiseitig).

Tabelle 48: Korrelationsanalyse der Sentimentmodelle für die Postphase des Juni-Hochwassers

	Talkwalker	TextBlob	VADER
TextBlob	0,106**		
VADER	0,07**	0,148**	
transformers	0,153**	0,254**	0,198**

** . Die Korrelation ist auf dem 0,01 Niveau signifikant (zweiseitig).

Tabelle 49: Korrelationsanalyse der Sentimentmodelle für die Präphase des Weihnachtshochwassers

	Talkwalker	TextBlob	VADER
TextBlob	0,113**		
VADER	0,112**	0,157**	
transformers	0,146**	0,232**	0,224**

** . Die Korrelation ist auf dem 0,01 Niveau signifikant (zweiseitig).

Tabelle 50: Korrelationsanalyse der Sentimentmodelle für die Akutphase des Weihnachtshochwassers

	Talkwalker	TextBlob	VADER
TextBlob	0,075**		
VADER	0,095**	0,099**	
transformers	0,103**	0,162**	0,134**

** . Die Korrelation ist auf dem 0,01 Niveau signifikant (zweiseitig).

Tabelle 51: Korrelationsanalyse der Sentimentmodelle für die Postphase des Weihnachtshochwassers

	Talkwalker	TextBlob	VADER
TextBlob	0,101**		
VADER	0,106**	0,187**	
transformers	0,154**	0,24**	0,225**

** . Die Korrelation ist auf dem 0,01 Niveau signifikant (zweiseitig).

Tabelle 52: Zweifaktorielle Varianzanalyse für Ränge nach Friedman der verschiedenen Sentimentmodelle

Sample 1-Sample 2	Teststatistik	Std.-Fehler	Standard-teststatistik	Sig.	Anp. Sig. ^a
referenz-sen-transformers-referenz-sen-VADER	0,732822147	0,018219198	40,22252421	0	0
referenz-sen-transformers-referenz-sen-talkwalker	1,595399323	0,018219198	87,56693306	0	0
referenz-sen-transformers-referenz-sen-TextBlob	1,737104163	0,018219198	95,34470884	0	0
referenz-sen-VADER-referenz-sen-talkwalker	0,862577176	0,018219198	47,34440885	0	0
referenz-sen-VADER-referenz-sen-TextBlob	1,004282016	0,018219198	55,12218463	0	0

Fortsetzung auf der nächsten Seite

Tabelle 52 – Fortsetzung von vorheriger Seite

Sample 1-Sample 2	Teststatistik	Std.-Fehler	Standardteststatistik	Sig.	Anp. Sig. ^a
referenz-sen-talkwalker-referenz-sen-TextBlob	-0,14170484	0,018219198	-7,777775778	7,32747E-15	4,39648E-14
Juni-Pre-sen-transformers-Juni-Pre-sen-VADER	0,805946928	0,008026422	100,4117372	0	0
Juni-Pre-sen-transformers-Juni-Pre-sen-talkwalker	1,438916913	0,008026422	179,2725326	0	0
Juni-Pre-sen-transformers-Juni-Pre-sen-TextBlob	1,822742119	0,008026422	227,092748	0	0
Juni-Pre-sen-VADER-Juni-Pre-sen-talkwalker	0,632969985	0,008026422	78,86079539	0	0
Juni-Pre-sen-VADER-Juni-Pre-sen-TextBlob	1,016795191	0,008026422	126,6810108	0	0
Juni-Pre-sen-talkwalker-Juni-Pre-sen-TextBlob	-0,383825206	0,008026422	-47,82021545	0	0
juni-akut-sen-transformers-juni-akut-sen-VADER	0,835062412	0,005690321	146,7513793	0	0
juni-akut-sen-transformers-juni-akut-sen-talkwalker	1,355301375	0,005690321	238,176624	0	0
juni-akut-sen-transformers-juni-akut-sen-TextBlob	1,841731021	0,005690321	323,6603203	0	0
juni-akut-sen-VADER-juni-akut-sen-talkwalker	0,520238963	0,005690321	91,42524467	0	0
juni-akut-sen-VADER-juni-akut-sen-TextBlob	1,006668609	0,005690321	176,908941	0	0
juni-akut-sen-talkwalker-juni-akut-sen-TextBlob	-0,486429647	0,005690321	-85,48369631	0	0
juni-post-sen-transformers-juni-post-sen-VADER	0,764200985	0,009856499	77,53270006	0	0
juni-post-sen-transformers-juni-post-sen-talkwalker	1,500655766	0,009856499	152,250384	0	0
juni-post-sen-transformers-juni-post-sen-TextBlob	1,791859753	0,009856499	181,7947471	0	0
juni-post-sen-VADER-juni-post-sen-talkwalker	0,736454781	0,009856499	74,71768393	0	0
juni-post-sen-VADER-juni-post-sen-TextBlob	1,027658768	0,009856499	104,262047	0	0
juni-post-sen-talkwalker-juni-post-sen-TextBlob	-0,291203987	0,009856499	-29,5443631	0	0

Fortsetzung auf der nächsten Seite

Tabelle 52 – Fortsetzung von vorheriger Seite

Sample 1-Sample 2	Teststatistik	Std.-Fehler	Standardteststatistik	Sig.	Anp. Sig. ^a
Weihnacht-Pre-sen-transformers-Weihnacht-Pre-sen-VADER	0,717259256	0,011356233	63,15996205	0	0
Weihnacht-Pre-sen-transformers-Weihnacht-Pre-sen-talkwalker	1,491778543	0,011356233	131,3620916	0	0
Weihnacht-Pre-sen-transformers-Weihnacht-Pre-sen-TextBlob	1,793979959	0,011356233	157,9731528	0	0
Weihnacht-Pre-sen-VADER-Weihnacht-Pre-sen-talkwalker	0,774519287	0,011356233	68,20212958	0	0
Weihnacht-Pre-sen-VADER-Weihnacht-Pre-sen-TextBlob	1,076720703	0,011356233	94,81319078	0	0
Weihnacht-Pre-sen-talkwalker-Weihnacht-Pre-sen-TextBlob	-0,302201416	0,011356233	-26,6110612	0	0
Weihnacht-Akut-sen-transformers-Weihnacht-Akut-sen-VADER	0,800384205	0,004972282	160,9691833	0	0
Weihnacht-Akut-sen-transformers-Weihnacht-Akut-sen-talkwalker	1,441664689	0,004972282	289,940239	0	0
Weihnacht-Akut-sen-transformers-Weihnacht-Akut-sen-TextBlob	1,850679404	0,004972282	372,1991895	0	0
Weihnacht-Akut-sen-VADER-Weihnacht-Akut-sen-talkwalker	0,641280484	0,004972282	128,9710557	0	0
Weihnacht-Akut-sen-VADER-Weihnacht-Akut-sen-TextBlob	1,0502952	0,004972282	211,2300062	0	0
Weihnacht-Akut-sen-talkwalker-Weihnacht-Akut-sen-TextBlob	-0,409014715	0,004972282	-82,25895055	0	0
Weihnacht-Post-sen-transformers-Weihnacht-Post-sen-VADER	0,752427351 0,010694056	70,35940073	0	0	
Weihnacht-Post-sen-transformers-Weihnacht-Post-sen-talkwalker	1,539661029	0,010694056	143,9735373	0	0
Weihnacht-Post-sen-transformers-Weihnacht-Post-sen-TextBlob	1,769118606	0,010694056	165,4300907	0	0
Weihnacht-Post-sen-VADER-Weihnacht-Post-sen-talkwalker	0,787233678	0,010694056	73,61413658	0	0

Fortsetzung auf der nächsten Seite

Tabelle 52 – Fortsetzung von vorheriger Seite

Sample 1-Sample 2	Teststatis- tik	Std.-Fehler	Standard- teststatis- tik	Sig.	Anp. Sig.^a
Weihnacht-Post-sen- VADER-Weihnacht-Post- sen-TextBlob	1,016691255	0,010694056	95,07068996	0	0
Weihnacht-Post-sen- talkwalker-Weihnacht- Post-sen-TextBlob	-0,229457577	0,010694056	-21,45655337	0	0

Jede Zeile prüft die Nullhypothese, dass die Verteilungen in Stichprobe 1 und Stichprobe 2 gleich sind. Asymptotische Signifikanzen (2-seitige Tests) werden angezeigt. Das Signifikanzniveau ist ,050.

^aSignifikanzwerte werden von der Bonferroni-Korrektur für mehrere Tests angepasst.

Tabelle 53: Ergebnisse der Themenmodellierung mit Gensim und Scikit-Learn

<i>Gensim Top-Wörter</i>	<i>Gensim Themen</i>	<i>Scikit-Learn Top-Wörter</i>	<i>Scikit-Learn Themen</i>
Referenzphase			
... (0.03), uhr (0.01), jahr (0.01), hochwasser (0.01), les (0.01), rothensee (0.01), sehr (0.00), klimawandel (0.00), euro (0.00), monica (0.00)	Veränderungen	menschen (25.87), 03 (24.39), suche (23.72), 2024 (23.41), heute (18.63), fluttersfeed (18.38), überschwemmungen (16.71), flutlicht (16.29), mal (16.16), flut (15.49)	Allgemeiner gesellschaftlicher Kontext
... (0.02), pur (0.01), flutet (0.01), its (0.01), not (0.00), just (0.00), love (0.00), musical (0.00), flutter (0.00), will (0.00)	Englische Meldungen	of (43.69), 2024 (41.48), flutter (39.69), for (35.29), is (32.26), 03 (30.91), it (27.25), with (25.49), on (22.99), you (22.70)	Englische Meldungen
... (0.02), soros (0.01), merkel (0.01), flut (0.01), europa (0.01), 10.03.2024 (0.01), hall (0.01), hallo (0.00), ausschnitt (0.00), ramadan (0.00)	Politik und Persönlichkeiten	magdeburg (39.20), 2024 (37.42), 03 (36.31), uhr (34.51), rothensee (34.41), elbe (30.64), cm (29.56), entwicklung (28.66), gaza (27.76), pegelstand (27.63)	Hochwasser-Ereignisse in Magdeburg
... (0.04), 30. (0.00), westen (0.00), mal (0.00), ganz (0.00), suche (0.00), karten (0.00), flut (0.00), märkten (0.00), heute (0.00)	Geographie und Märkte	2024 (48.75), 03 (39.54), märz (29.49), hochwasser (26.49), zwischen (25.53), uhr (23.72), flut (22.92), nächsten (22.26), jahr (22.23), seit (21.34)	Zeitliche und geografische Aspekte
... (0.03), 2012 (0.01), konferenz (0.00), oktober (0.00), gegen (0.00), town (0.00), märz (0.00), 2024 (0.00), berlin (0.00), seit (0.00)	Ereignisse und Konferenzen	2024 (31.94), 03 (27.13), deutschland (21.32), gegen (20.09), südafrika (19.87), war (19.59), jahr (19.21), uhr (18.86), pegel (18.62), immer (18.54)	Vergleiche und Entwicklungen
Präphase Juni-Hochwasser			
... (0.05), 2024 (0.00), will (0.00), juni (0.00), beim (0.00), flut (0.00), kein (0.00), dabei (0.00), mai (0.00), for (0.00)	Allgemeine Begriffswolke	of (70.47), hochwasser (70.05), 2024 (67.62), 05 (54.93), is (49.48), you (47.38), gegen (45.97), uhr (45.36), for (39.38), saarland (39.07)	Allgemeine Begriffswolke
saarland (0.02), hochwasser (0.01), ... (0.01), saarbrücken (0.01), suche (0.01), uhr (0.01), 2024 (0.01), magdeburg (0.01), elbe (0.01), entwicklung (0.00)	Entwicklung der Lage mit örtlichem Bezug (v. a. Saarland, Saarbrücken, Magedburg und Elbe)	starkregen (653.21), gewitter (556.90), saarland (515.68), unwetter (480.51), 05 (435.10), 2024 (392.33), wetterdienst (385.03), regen (371.07), uhr (343.09), wetter (333.12)	Wettervorhersagen mit Fokus auf Starkregen, Gewitter und Unwetterwarnungen

Fortsetzung auf der nächsten Seite.

Tabelle 53: Ergebnisse der Themenmodellierung (Fortsetzung)

... (0.03), hochwasser (0.01), war (0.01), immer (0.01), mal (0.00), menschen (0.00), jahr (0.00), wasser (0.00), schäden (0.00), uns (0.00)	Rückblicke auf frühere Hochwasserereignisse und deren Auswirkungen	hochwasser (374.87), immer (198.47), qt (147.53), klimawandel (144.91), saarland (141.16), wegen (140.25), 2024 (131.43), gab (123.38), klimakrise (120.73), heute (108.79)	Diskussionen zu Hochwasser im Kontext vom Klimawandel
... (0.04), starkregen (0.03), uhr (0.02), gewitter (0.02), unwetter (0.01), regen (0.01), wetterdienst (0.01), wochenende (0.01), wetter (0.01), deutsche (0.01)	Wettervorhersagen mit Fokus auf Starkregen, Gewitter und Unwetterwarnungen	hochwasser (302.43), war (142.73), saarland (136.19), flut (123.91), mal (120.51), überschwemmungen (108.72), immer (105.45), 2024 (102.81), uns (101.65), menschen (99.80)	Rückblicke auf frühere Hochwasserereignisse und deren Auswirkungen
... (0.01), for (0.01), wegen (0.00), europawahl (0.00), you (0.00), kanton (0.00), are (0.00), bags (0.00), with (0.00), mini (0.00)	Politische Themen ohne klaren Bezug zu Hochwasser (Europa-Wahlen, Kantone, Mini-Themen)	2024 (105.20), 05 (83.08), hochwasser (80.24), magdeburg (68.03), uhr (66.52), pegelstand (55.67), entwicklung (53.89), rothensee (50.37), cm (49.29), elbe (49.23)	Entwicklung der Lage mit örtlichem Bezug (v.a. Mageburg und Rothensee)
Akutphase Juni-Hochwasser			
... (0.05), uhr (0.02), hochwasser (0.02), bayern (0.01), starkregen (0.01), 12.06.2024 (0.01), unwetter (0.01), wegen (0.01), hochwasserlage (0.01), gewitter (0.01)	Aktuelle Hochwasserlage mit Fokus auf Starkregen, Gewitter und betroffene Regionen wie Bayern	hochwasser (330.85), 2024 (227.32), 06 (192.37), uhr (165.97), qt (154.06), klimawandel (126.52), mal (120.25), magdeburg (119.25), war (115.22), immer (105.63)	Diskussionen zu Hochwasser im Kontext vom Klimawandel
bayern (0.02), söder (0.01), csu (0.01), hochwasserkatastrophe (0.01), europawahl (0.01), darüber (0.01), br24 (0.01), veröffentlicht (0.01), artikel (0.01), http (0.00)	Politische und mediale Reaktionen	hochwasser (923.53), bayern (586.20), qt (286.86), söder (265.13), menschen (260.83), einsatz (238.44), gegen (234.44), feuerwehrmann (210.16), de (208.01), pfaffenhofen (205.78)	Politische Diskussionen zum Hochwasser und Feuerwehr
hochwasser (0.02), ... (0.01), immer (0.01), hochwasserschutz (0.01), mal (0.01), uns (0.01), gegen (0.00), menschen (0.00), keine (0.00), alle (0.00)	Diskussionen über Hochwasserschutz	hochwasser (219.18), qt (119.05), of (106.22), 2024 (91.23), 06 (72.60), is (71.86), for (67.33), bleiben (66.24), it (65.61), tempolimit (62.24)	Allgemeine Begriffswolke

Fortsetzung auf der nächsten Seite.

Tabelle 53: Ergebnisse der Themenmodellierung (Fortsetzung)

... (0.05), war (0.01), juni (0.01), hochwasser (0.01), 2024 (0.01), europawahl (0.00), mallorca (0.00), stadt (0.00), beim (0.00), seit (0.00)	Allgemeine Berichte und Rückblicke auf ähnliche Ereignisse	hochwasser (763.59), hochwasserschutz (691.32), markus_soeder (345.61), csu (343.24), bayern (321.47), immer (294.29), qt (272.92), mal (269.65), war (267.85), söder (266.84)	Politische Diskussionen über Hochwasserschutz
... (0.02), suche (0.01), diensttag (0.01), for (0.00), hochwasser (0.00), spd (0.00), versicherung (0.00), fdp (0.00), ukraine (0.00), will (0.00)	Hilfs- und Suchaktionen sowie Bezug zu Ukraine	hochwasser (872.56), 2024 (800.01), 06 (785.42), uhr (662.53), starkregen (562.72), dauerregen (546.80), bayern (545.22), lage (543.42), unwetter (514.64), hochwasserlage (495.26)	Entwicklung der Lage mit örtlichem Bezug (v.a. Bayern)
Postphase Juni-Hochwasser			
... (0.04), hochwasser (0.01), gegen (0.01), war (0.00), menschen (0.00), immer (0.00), viele (0.00), schweiz (0.00), seit (0.00), wasser (0.00)	Diskussionen über Hochwasser in umliegenden Gegenden	hochwasser (215.82), war (134.60), überschwemmungen (121.33), 2024 (115.24), wasser (111.32), schweiz (110.20), menschen (108.18), 06 (105.04), immer (84.37), mal (84.35)	Diskussionen über Hochwasser in umliegenden Gegenden
... (0.04), gewitter (0.02), starkregen (0.02), uhr (0.02), unwetter (0.02), 26.06.2024 (0.01), deutschland (0.01), heute (0.01), warnt (0.01), wegen (0.01)	Warnungen vor Unwettern, inklusive Starkregen und Gewitter	gewitter (192.62), starkregen (172.63), wetterdienst (144.29), hagel (140.79), unwetter (129.45), deutsche (120.84), dwd (97.24), 2024 (96.25), of (94.93), 06 (92.42)	Warnungen vor Unwettern, inklusive Starkregen und Gewitter
... (0.01), for (0.01), flutter (0.01), with (0.01), you (0.00), online (0.00), pegelstand (0.00), entwicklung (0.00), magdeburg (0.00), from (0.00)	Beobachtungen von Wasserständen und Entwicklung an Flüssen, z. B. in Magdeburg	hochwasser (235.53), gegen (136.87), pflichtversicherung (104.86), flut (91.99), länder (90.97), 2024 (89.34), dreyer (79.42), spd (77.29), ahrtal (76.25), 06 (73.61)	Politische Diskussionen über Hochwasserschutz
... (0.02), hochwasser (0.01), mal (0.00), suche (0.00), habe (0.00), war (0.00), geht (0.00), mir (0.00), mich (0.00), welt (0.00)	Bezugnahme auf Befinden und Erfahrungen	2024 (85.79), 06 (84.51), sturmböen (76.69), heute (67.74), magdeburg (67.62), ihnen (66.80), unwetterwarnung (65.24), rothensee (58.38), warnt (58.01), laufenden (56.47)	Entwicklung der Lage mit örtlichem Bezug (v.a. Magdeburg, Rothensee)

Fortsetzung auf der nächsten Seite.

Tabelle 53: Ergebnisse der Themenmodellierung (Fortsetzung)

... (0.01), zermatt (0.00), eher (0.00), hochwasser (0.00), autos (0.00), kein (0.00), nächsten (0.00), dabei (0.00), zwischen (0.00), tagen (0.00)	Lokale Auswirkungen (z. B. in Zermatt) und Diskussionen über zukünftige Wetterbedingungen	2024 (205.25), 06 (190.77), uhr (181.68), gewitter (142.55), starkregen (138.53), wetter (125.24), wegen (107.17), em (93.85), unwetter (92.25), deutschland (84.22)	Aktuelle Hochwasserlage mit Fokus auf Starkregen, Gewitter und betroffene Regionen
Präphase Weihnachtshochwasser			
... (0.02), einigung (0.01), schuldenbremse (0.01), habeck (0.01), scholz (0.00), robert (0.00), spd (0.00), bundesregierung (0.00), welt (0.00), bundeskanzler (0.00)	Politische Diskussionen	hochwasser (246.57), regen (191.34), 12 (159.91), 2023 (153.18), tauwetter (145.21), rhein (139.95), schnee (103.08), wetter (102.04), pegel (101.93), uhr (101.78)	Aktuelle Hochwasserlage
... (0.02), flutter (0.01), for (0.01), with (0.01), app (0.01), you (0.00), nachtragshaushalt (0.00), new (0.00), this (0.00), flute (0.00)	Englische Meldungen	ampel (64.58), 2024 (49.88), 2023 (45.66), haushalt (45.48), flut (41.53), fluten (36.74), 12 (35.71), war (33.77), scholz (32.75), immer (31.97)	Politische Diskussionen
... (0.03), hochwasser (0.01), pegel (0.00), war (0.00), rhein (0.00), uhr (0.00), fluten (0.00), mal (0.00), bingen (0.00), heute (0.00)	Aktuelle Hochwasserlage	of (94.99), flutter (79.52), for (70.45), 12 (64.02), is (61.63), with (50.55), flute (50.30), app (50.05), suche (49.56), 2023 (49.07)	Englische Meldungen
... (0.04), uhr (0.01), jahr (0.01), suche (0.01), gegen (0.00), überschwemmungen (0.00), sturm (0.00), 2023 (0.00), dezember (0.00), war (0.00)	Wettervorhersagen für Dezember und Diskussionen über mögliche Überschwemmungen	2023 (80.04), 12 (79.71), jahr (60.25), uhr (52.03), flut (51.43), war (43.40), seit (40.70), bingen (37.67), mal (36.76), immer (35.62)	Vergleiche und Entwicklungen
... (0.03), hochwasser (0.01), weihnachten (0.01), regen (0.01), 19.12.2023 (0.01), deutschland (0.01), uhr (0.01), schnee (0.00), wetter (0.00), viel (0.00)	Fokus auf Weihnachtszeit und Wetterereignisse (Schnee, Regen)	hamas (128.78), israel (116.85), tunnel (93.87), 2023 (76.05), 12 (75.79), flutung (69.77), fluten (63.60), gaza (63.26), gazastreifen (47.21), tunneln (42.94)	Geschehen in der Welt
Akutphase Weihnachtshochwasser			

Fortsetzung auf der nächsten Seite.

Tabelle 53: Ergebnisse der Themenmodellierung (Fortsetzung)

... (0.03), hochwasser (0.03), wasser (0.01), niedersachsen (0.01), uhr (0.01), lage (0.01), hochwassergebieten (0.01), entspannt (0.01), dauerregen (0.01), regen (0.01)	Hochwasserlagen in Niedersachsen und anderen Regionen	hochwasser (1401.98), uhr (1020.91), 12 (1020.42), 2023 (901.70), hochwasserlage (895.39), dauerregen (806.79), 01 (806.31), 2024 (767.22), regen (738.37), lage (729.82)	Aktuelle Hochwasserlage
... (0.04), jahr (0.01), 2023 (0.01), war (0.01), 2024 (0.00), überschwemmungen (0.00), temperaturen (0.00), heute (0.00), zwischen (0.00), neue (0.00)	Berichte über Überschwemmungen und Temperaturen im Dezember und Januar	hochwasser (1011.07), mal (465.50), schuldenbremse (410.68), qt (396.77), flut (390.22), ahrtal (374.02), geld (371.19), deutschland (359.06), war (354.40), menschen (344.76)	Vergleiche zur anderen Lagen (bspw. Ahrtal)
... (0.04), 2024 (0.01), januar (0.01), sinken (0.01), sandsäcke (0.00), for (0.00), flutter (0.00), dresden (0.00), unternehmen (0.00), deutschen (0.00)	Maßnahmen und Beobachtungen (z. B. Sandsäcke, Pegelstände)	scholz (680.25), hochwasser (467.77), hochwassergebiet (418.57), olaf (332.11), bundeskanzler (304.92), sachsen (291.31), niedersachsen (258.85), spd (248.11), besuch (229.94), anhalt (228.18)	Politische Diskussionen
hochwasser (0.02), ... (0.01), mal (0.01), flut (0.01), immer (0.01), war (0.01), bauern (0.00), deutschland (0.00), alle (0.00), uns (0.00)	Rückblicke und Diskussionen über häufige Hochwasserereignisse	of (186.15), hochwasser (153.14), flutter (150.97), for (131.79), suche (128.54), qt (121.91), is (118.69), it (104.07), you (93.05), on (90.65)	Englische Meldungen
... (0.04), uhr (0.02), hochwasser (0.01), hochwassergebiet (0.01), landkreis (0.01), sachsen-anhalt (0.01), feuerwehr (0.01), einsatz (0.01), pegel (0.01), 12.01.2024 (0.00)	Spezifische Einsatzberichte von Feuerwehr und anderen Hilfsorganisationen	hochwasser (963.39), immer (371.87), gab (332.87), klimawandel (299.02), qt (268.49), pegel (259.53), deutschland (233.55), dresden (220.37), mal (217.49), wasser (212.05)	Diskussionen zu Hochwasser im Kontext vom Klimawandel
Postphase Weihnachtshochwasser			
... (0.03), flut (0.01), deutschland (0.01), gegen (0.00), immer (0.00), mal (0.00), hochwasser (0.00), war (0.00), uns (0.00), alle (0.00)	Diskussion über die allgemeinen Folgen des Hochwassers	01 (148.53), 2024 (132.63), magdeburg (121.83), suche (108.05), uhr (100.73), rothensee (90.42), cm (88.67), elbe (82.11), strombrücke (81.65), 45 (80.27)	Entwicklung der Lage mit örtlichem Bezug
... (0.02), flutter (0.01), for (0.01), you (0.01), with (0.00), nächsten (0.00), app (0.00), temperaturen (0.00), wind (0.00), that (0.00)	Englische Meldungen	of (98.31), flutter (91.08), 2024 (83.44), sturmflut (81.06), hamburg (78.69), for (77.83), 01 (73.26), is (64.12), uhr (57.00), hochwasser (55.97)	Englische Meldungen

Fortsetzung auf der nächsten Seite.

Tabelle 53: Ergebnisse der Themenmodellierung (Fortsetzung)

... (0.02), uhr (0.01), suche (0.01), elbe (0.01), entwicklung (0.01), magdeburg (0.01), pegelstand (0.01), tendenz (0.01), rothensee (0.01), 24h (0.01)	Pegelstand-Überwachung und Tendenzen an Flüssen (z. B. Elbe, Rothensee)	hochwasser (80.49), 2024 (59.30), flut (41.92), 01 (38.91), fluten (38.58), jahr (35.92), januar (34.81), war (33.29), niedersachsen (31.41), de (31.16)	Vergleiche zur anderen Lagen (bspw. Ahrtal)
... (0.04), hochwasser (0.01), uhr (0.01), 26.01.2024 (0.01), januar (0.01), 2024 (0.01), jahr (0.00), niedersachsen (0.00), schladming (0.00), feuerwehr (0.00)	Berichte und Nachwirkungen von Januar- Hochwasserereignissen	hochwasser (173.10), war (109.49), 2024 (105.71), mal (100.92), immer (94.56), uns (80.26), wasser (79.96), 01 (78.83), pegel (78.17), flut (76.02)	Lokale Pegelmessungen und kleinere Ereignisse in der Nachphase
... (0.02), pegel (0.01), 25.01.2024 (0.01), uhr (0.00), war (0.00), 23.01.2024 (0.00), 2024 (0.00), liegt (0.00), scholz (0.00), 24.01.2024 (0.00)	Lokale Pegelmessungen und kleinere Ereignisse in der Nachphase	hochwasser (136.23), 2024 (85.68), 01 (66.69), uhr (56.58), niedersachsen (44.00), deutschland (42.88), menschen (38.70), wetter (37.62), jahr (36.93), heute (35.27)	Aktuelle Hochwasserlage

D Technisch unterstützte Erstellung eines Psychosozialen Lagebildes des digitalen Raumes

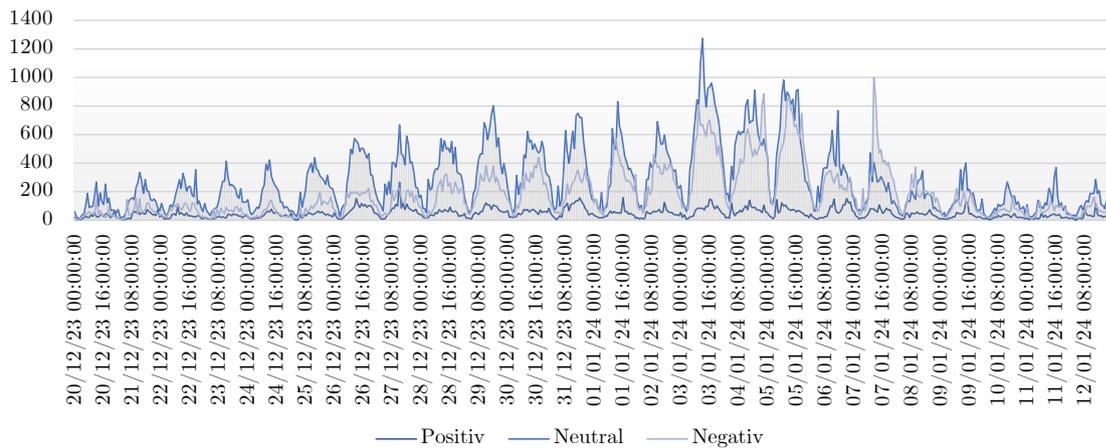
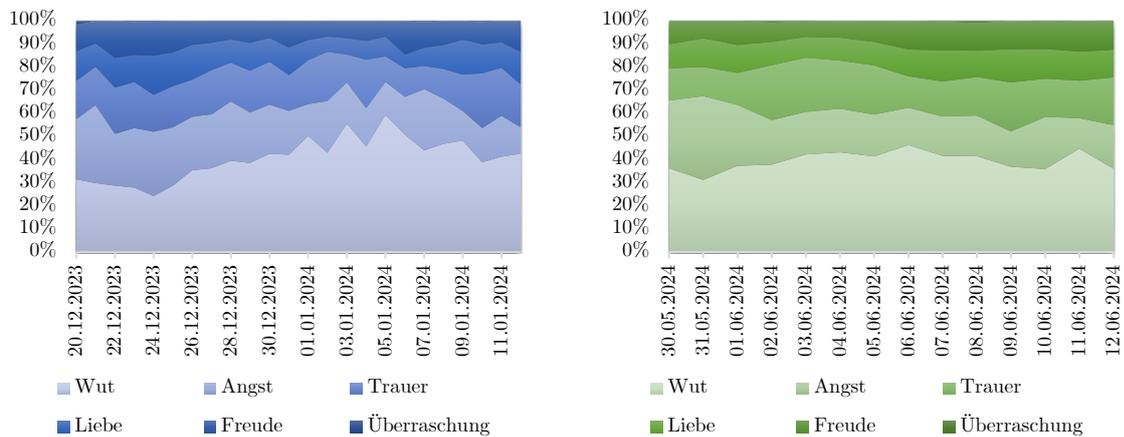


Abbildung 6: Zeitlicher Verlauf der Anzahl negativer, neutraler und positiver Posts in der Akutphase des Weihnachtshochwassers mit Talkwalker



(a) Akutphase Weihnachtshochwasser

(b) Akutphase Juni-Hochwasser

Abbildung 7: Zeitlicher Verlauf der Anzahl emotionaler Posts in den Akutphasen der betrachteten Fallstudien mit Talkwalker

D Technisch unterstützte Erstellung eines Psychosozialen Lagebildes des digitalen Raumes

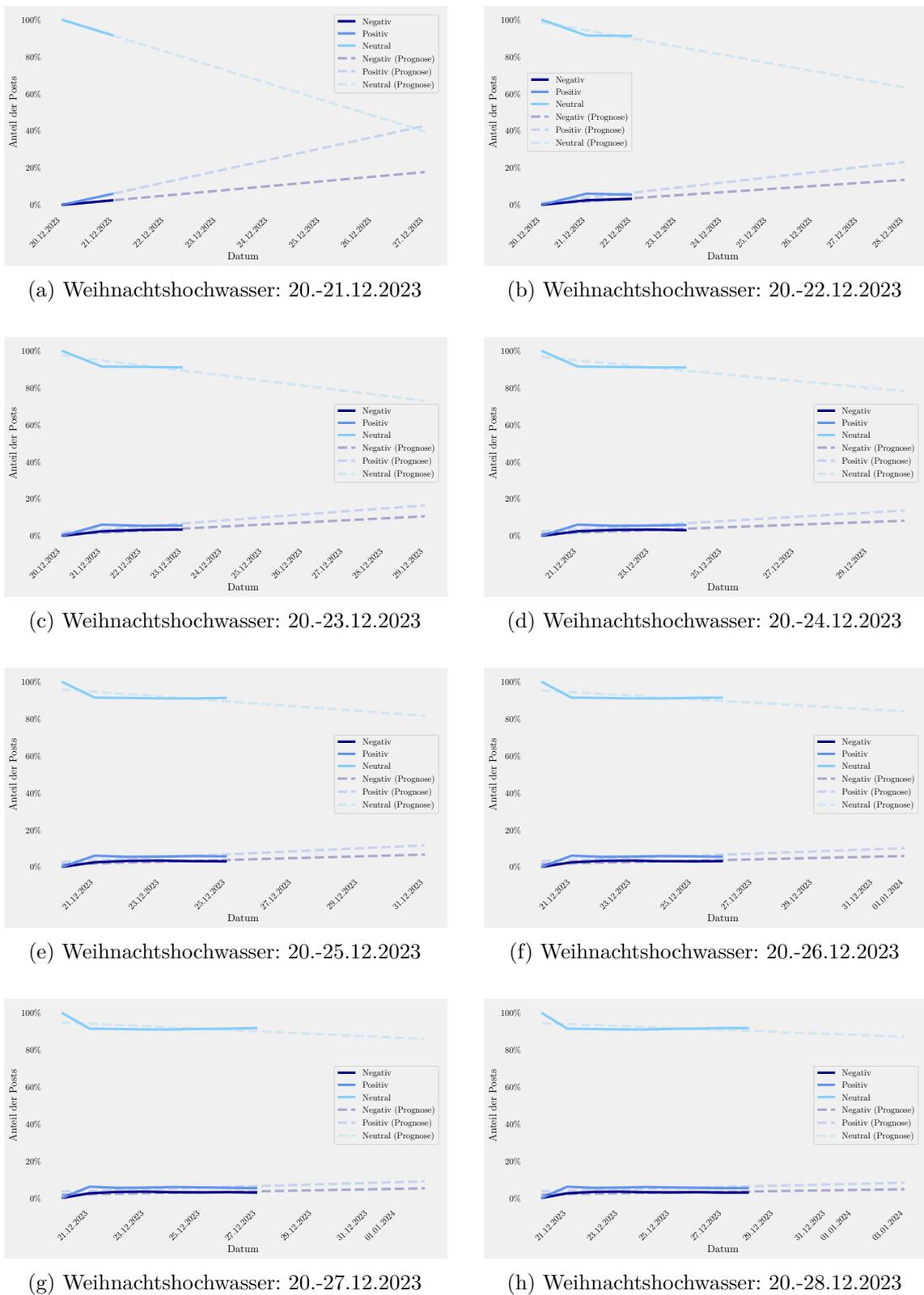
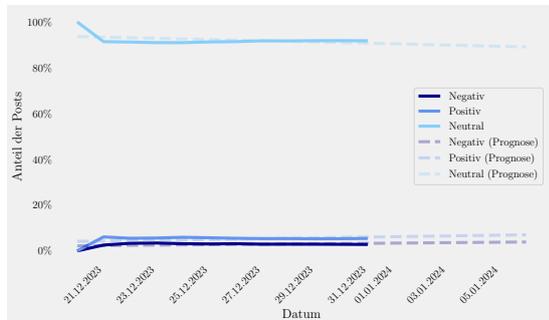


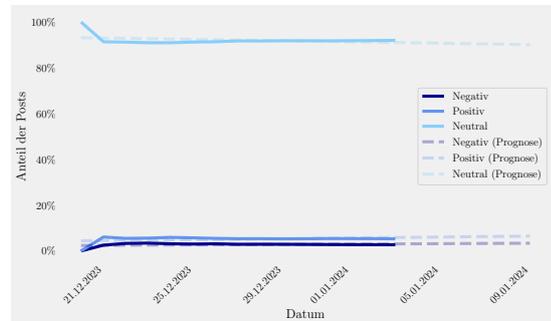
Abbildung 8: Verlauf des Sentimentanteils aller Posts des Weihnachtshochwassers mittels TextBlob vom 20.-28.12.2023

Die gestrichelte Linie kennzeichnet den prognostischen Verlauf mittels linearer Regression, basierend auf allen verfügbaren Daten.

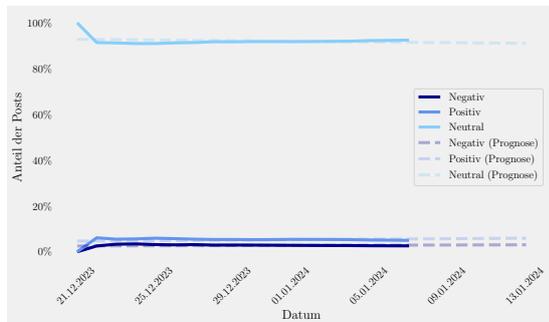
D Technisch unterstützte Erstellung eines Psychosozialen Lagebildes des digitalen Raumes



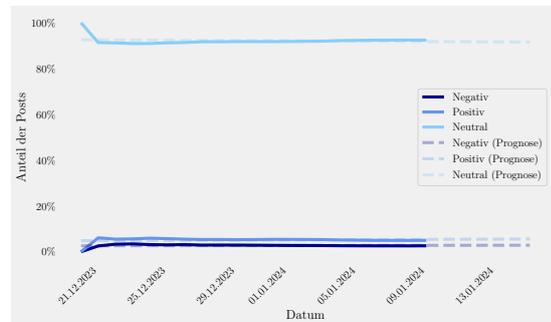
(a) Weihnachtshochwasser: 20.-31.12.2023



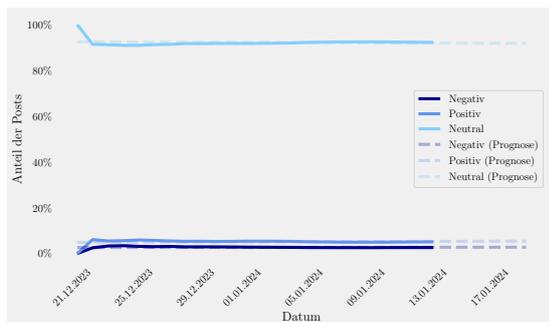
(b) Weihnachtshochwasser: 20.12.2023-03.01.2024



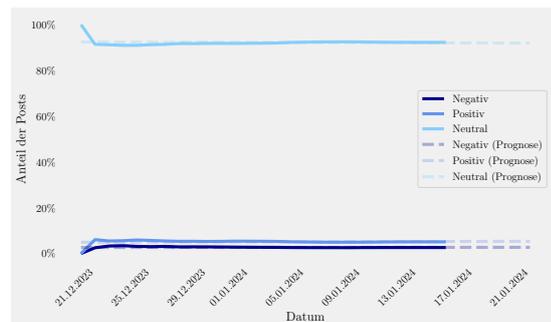
(c) Weihnachtshochwasser: 20.12.2023-06.01.2024



(d) Weihnachtshochwasser: 20.12.2023-09.01.2024



(e) Weihnachtshochwasser: 20.12.2023-12.01.2024

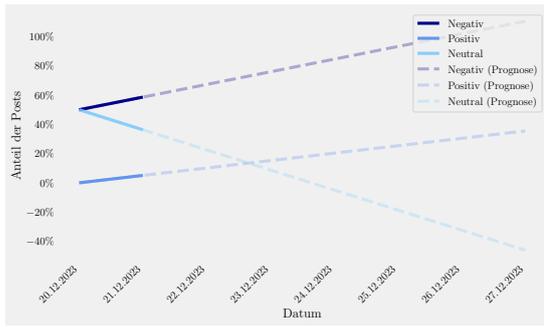


(f) Weihnachtshochwasser: 20.12.2023-15.01.2024

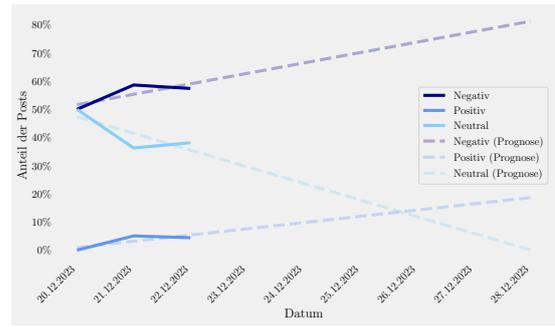
Abbildung 9: Verlauf des Sentimentanteils aller Posts des Weihnachtshochwassers mittels TextBlob vom 20.12.2023 bis 15.01.2024

Die gestrichelte Linie kennzeichnet den prognostischen Verlauf mittels linearer Regression, basierend auf allen verfügbaren Daten.

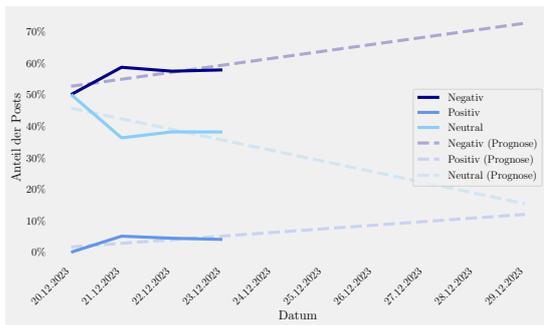
D Technisch unterstützte Erstellung eines Psychosozialen Lagebildes des digitalen Raumes



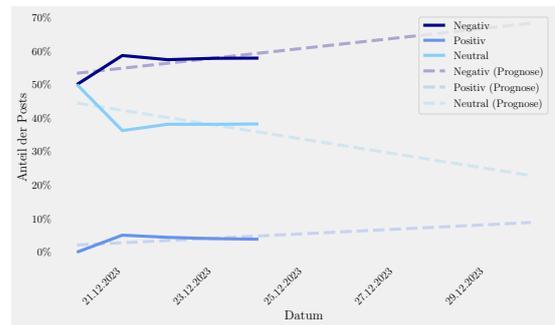
(a) Weihnachtshochwasser: 20.-21.12.2023



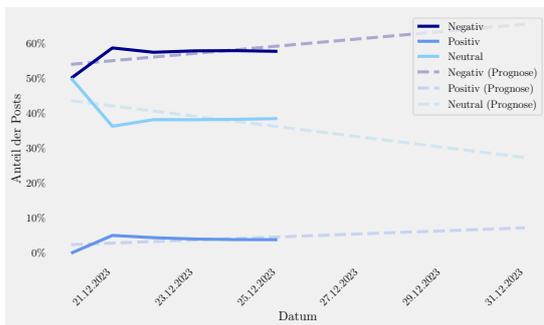
(b) Weihnachtshochwasser: 20.-22.12.2023



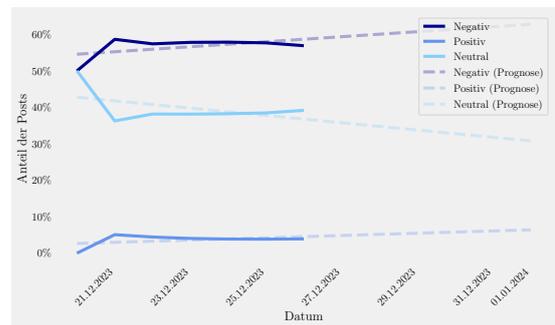
(c) Weihnachtshochwasser: 20.-23.12.2023



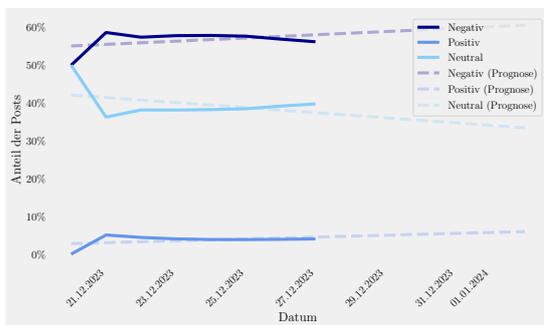
(d) Weihnachtshochwasser: 20.-24.12.2023



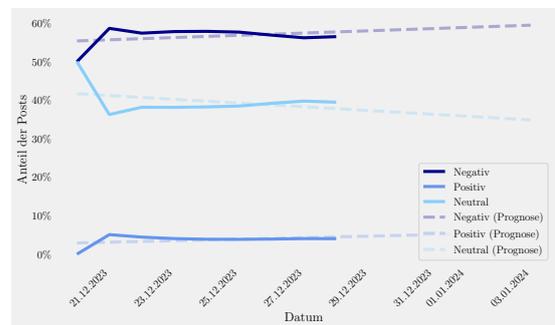
(e) Weihnachtshochwasser: 20.-25.12.2023



(f) Weihnachtshochwasser: 20.-26.12.2023



(g) Weihnachtshochwasser: 20.-27.12.2023

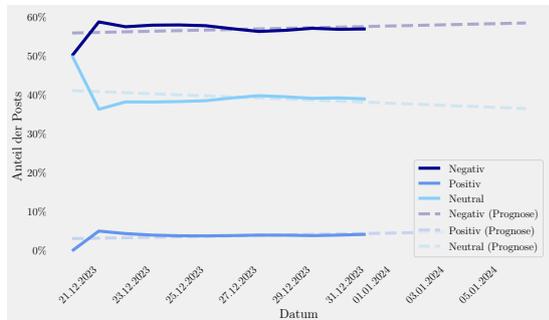


(h) Weihnachtshochwasser: 20.-28.12.2023

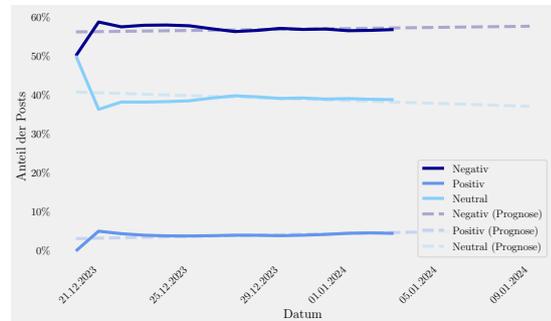
Abbildung 10: Verlauf des Sentimentanteils aller Posts des Weihnachtshochwassers mittels VADER vom 20.-28.12.2023

Die gestrichelte Linie kennzeichnet den prognostischen Verlauf mittels linearer Regression, basierend auf allen verfügbaren Daten.

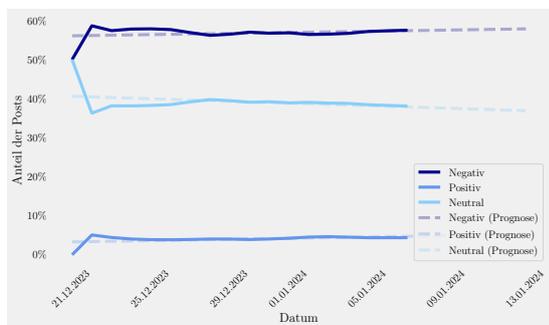
D Technisch unterstützte Erstellung eines Psychosozialen Lagebildes des digitalen Raumes



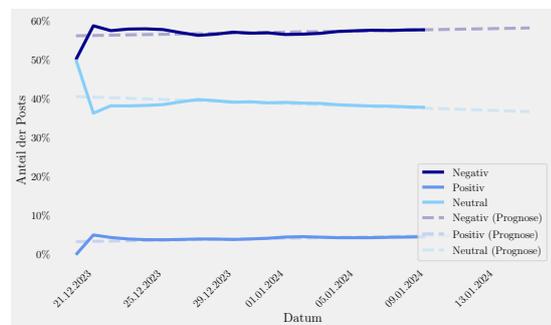
(a) Weihnachtshochwasser: 20.-31.12.2023



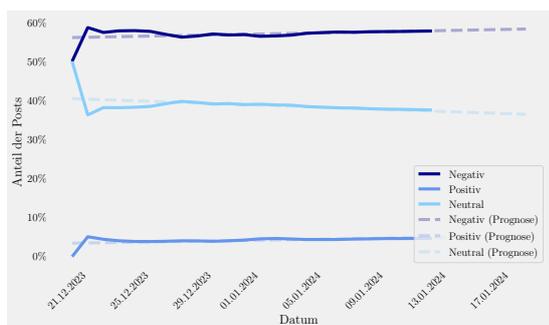
(b) Weihnachtshochwasser: 20.12.2023-03.01.2024



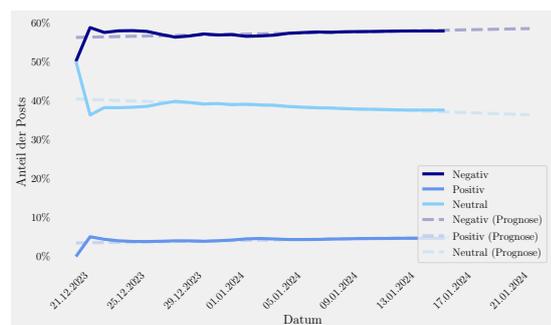
(c) Weihnachtshochwasser: 20.12.2023-06.01.2024



(d) Weihnachtshochwasser: 20.12.2023-09.01.2024



(e) Weihnachtshochwasser: 20.12.2023-12.01.2024

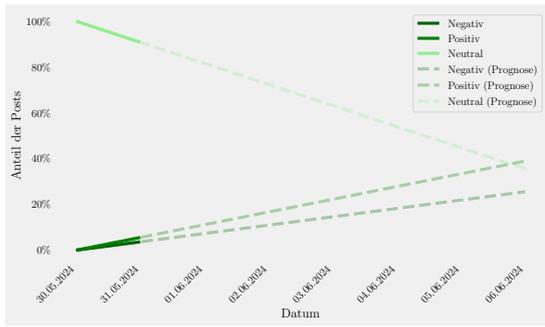


(f) Weihnachtshochwasser: 20.12.2023-15.01.2024

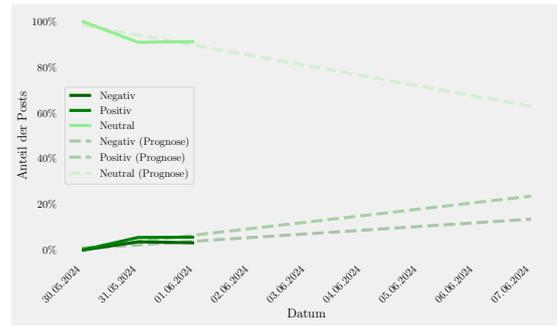
Abbildung 11: Verlauf des Sentimentanteils aller Posts des Weihnachtshochwassers mittels VADER vom 20.12.2023 bis 15.01.2024

Die gestrichelte Linie kennzeichnet den prognostischen Verlauf mittels linearer Regression, basierend auf allen verfügbaren Daten.

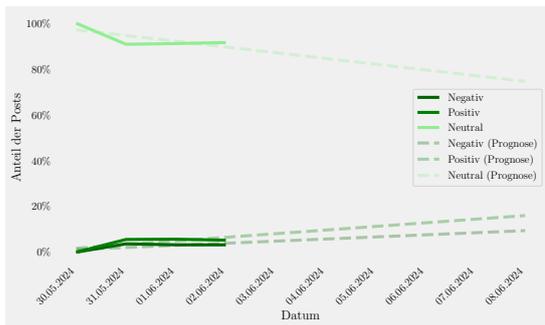
D Technisch unterstützte Erstellung eines Psychosozialen Lagebildes des digitalen Raumes



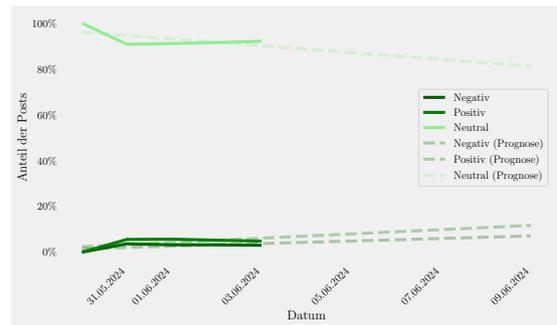
(a) Juni-Hochwasser: 30.-31.05.2024



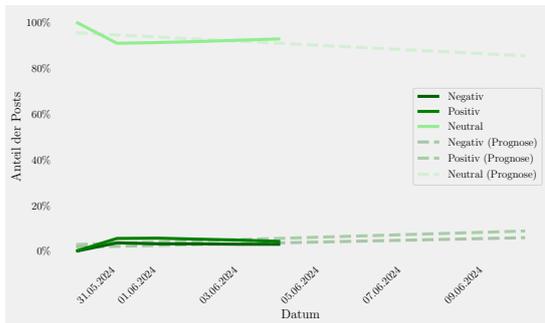
(b) Juni-Hochwasser: 30.05.-01.06.2024



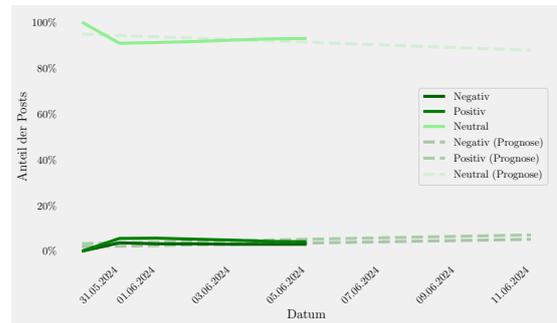
(c) Juni-Hochwasser: 30.05.-02.06.2024



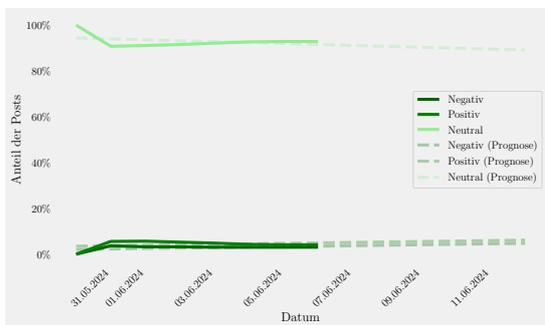
(d) Juni-Hochwasser: 30.05.-03.06.2024



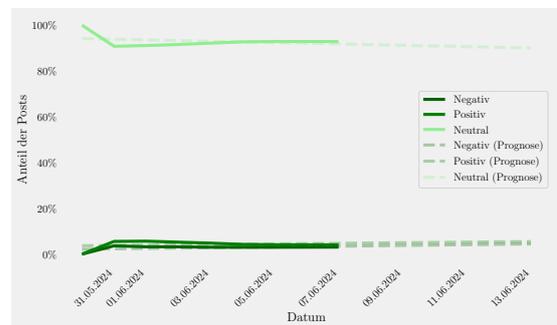
(e) Juni-Hochwasser: 30.05.-04.06.2024



(f) Juni-Hochwasser: 30.05.-05.06.2024



(g) Juni-Hochwasser: 30.05.-06.06.2024

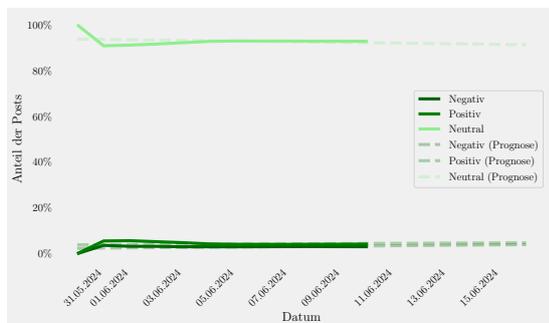


(h) Juni-Hochwasser: 30.05.-07.06.2024

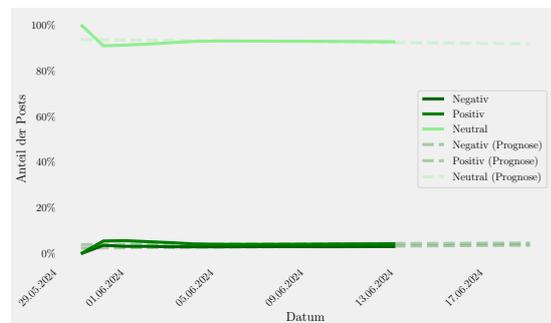
Abbildung 12: Verlauf des Sentimentanteils aller Posts des Juni-Hochwassers mittels TextBlob vom 30.05.-07.06.2024

Die gestrichelte Linie kennzeichnet den prognostischen Verlauf mittels linearer Regression, basierend auf allen verfügbaren Daten.

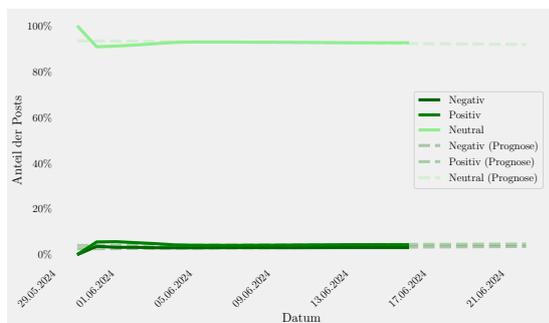
D Technisch unterstützte Erstellung eines Psychosozialen Lagebildes des digitalen Raumes



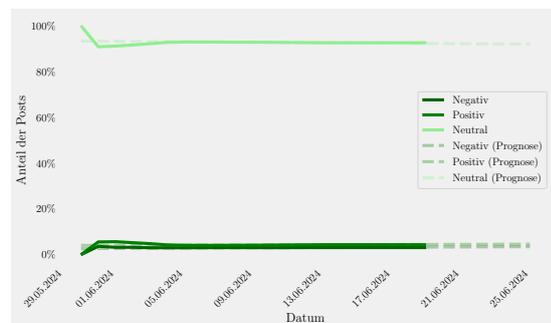
(a) Juni-Hochwasser: 30.05.-10.06.2024



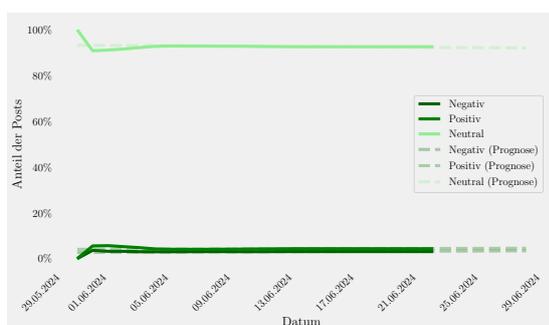
(b) Juni-Hochwasser: 30.05.-13.06.2024



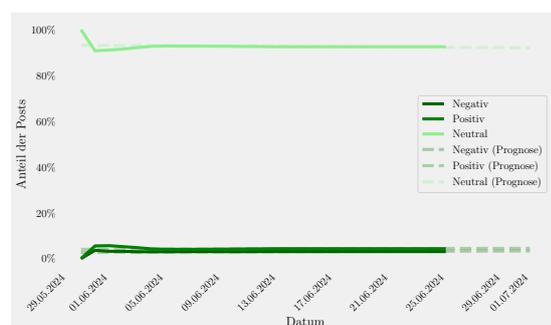
(c) Juni-Hochwasser: 30.05.-16.06.2024



(d) Juni-Hochwasser: 30.05.-19.06.2024



(e) Juni-Hochwasser: 30.05.-22.06.2024

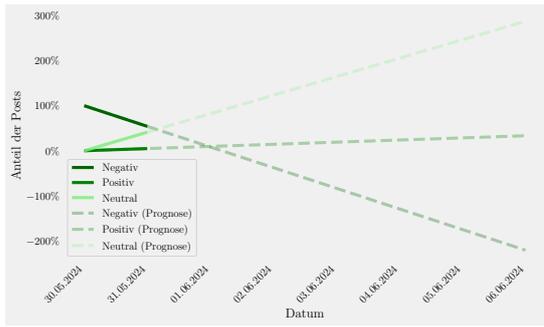


(f) Juni-Hochwasser: 30.05.-25.06.2024

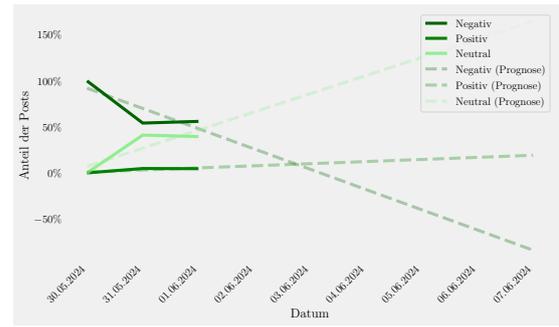
Abbildung 13: Verlauf des Sentimentanteils aller Posts des Juni-Hochwassers mittels TextBlob vom 30.05. bis 25.06.2024

Die gestrichelte Linie kennzeichnet den prognostischen Verlauf mittels linearer Regression, basierend auf allen verfügbaren Daten.

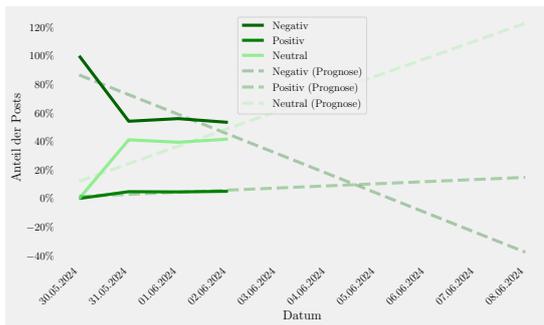
D Technisch unterstützte Erstellung eines Psychosozialen Lagebildes des digitalen Raumes



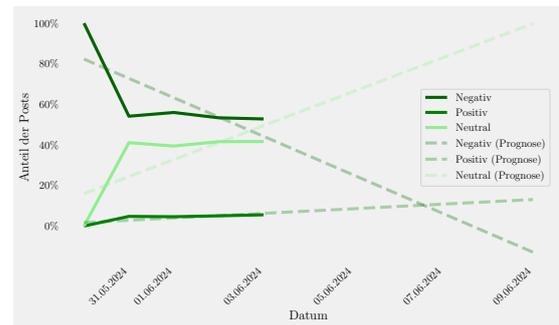
(a) Juni-Hochwasser: 30.-31.05.2024



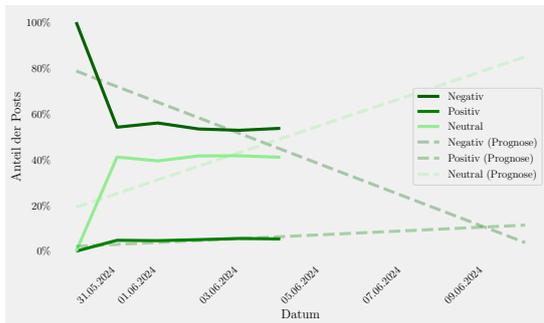
(b) Juni-Hochwasser: 30.05.-01.06.2024



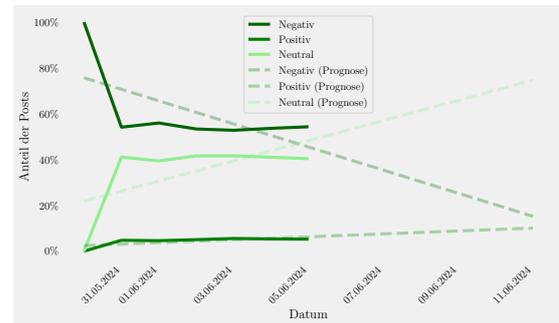
(c) Juni-Hochwasser: 30.05.-02.06.2024



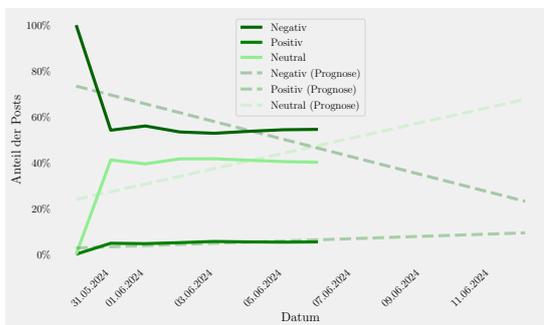
(d) Juni-Hochwasser: 30.05.-03.06.2024



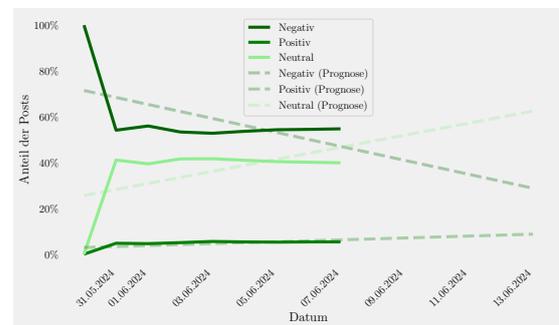
(e) Juni-Hochwasser: 30.05.-04.06.2024



(f) Juni-Hochwasser: 30.05.-05.06.2024



(g) Juni-Hochwasser: 30.05.-06.06.2024

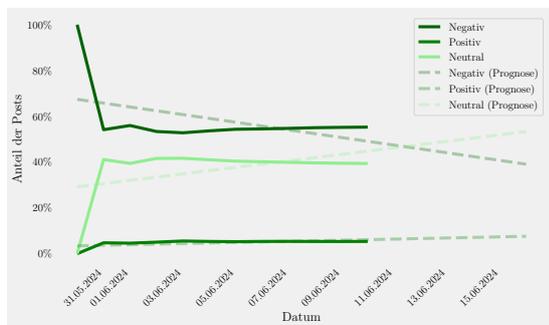


(h) Juni-Hochwasser: 30.05.-07.06.2024

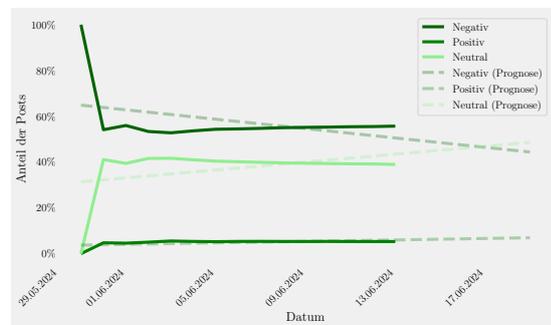
Abbildung 14: Verlauf des Sentimentanteils aller Posts des Juni-Hochwassers mittels VADER vom 30.05.-07.06.2024

Die gestrichelte Linie kennzeichnet den prognostischen Verlauf mittels linearer Regression, basierend auf allen verfügbaren Daten.

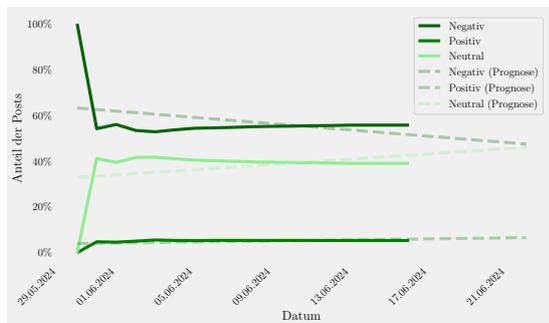
D Technisch unterstützte Erstellung eines Psychosozialen Lagebildes des digitalen Raumes



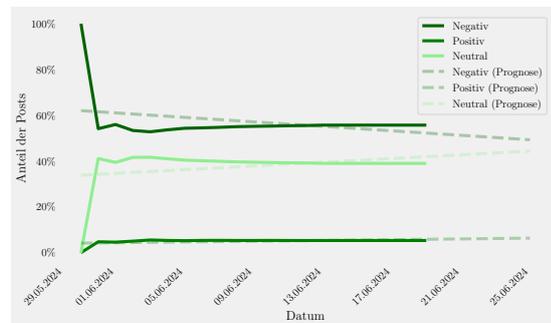
(a) Juni-Hochwasser: 30.05.-10.06.2024



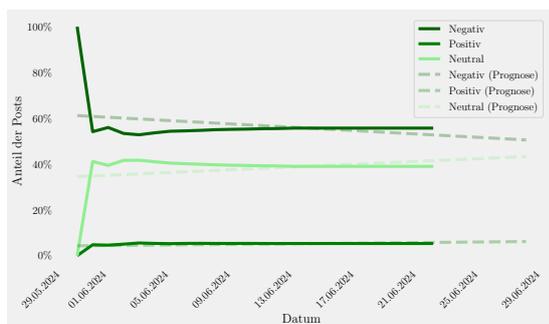
(b) Juni-Hochwasser: 30.05.-13.06.2024



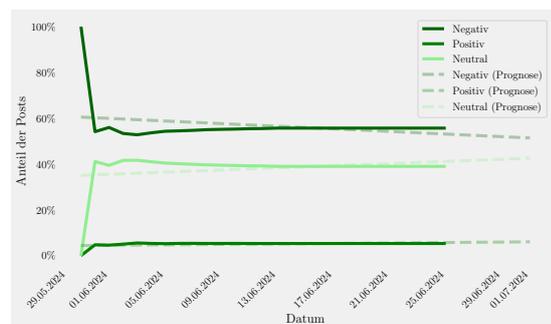
(c) Juni-Hochwasser: 30.05.-16.06.2024



(d) Juni-Hochwasser: 30.05.-19.06.2024



(e) Juni-Hochwasser: 30.05.-22.06.2024



(f) Juni-Hochwasser: 30.05.-25.06.2024

Abbildung 15: Verlauf des Sentimentanteils aller Posts des Juni-Hochwassers mittels VADER vom 30.05. bis 25.06.2024

Die gestrichelte Linie kennzeichnet den prognostischen Verlauf mittels linearer Regression, basierend auf allen verfügbaren Daten.

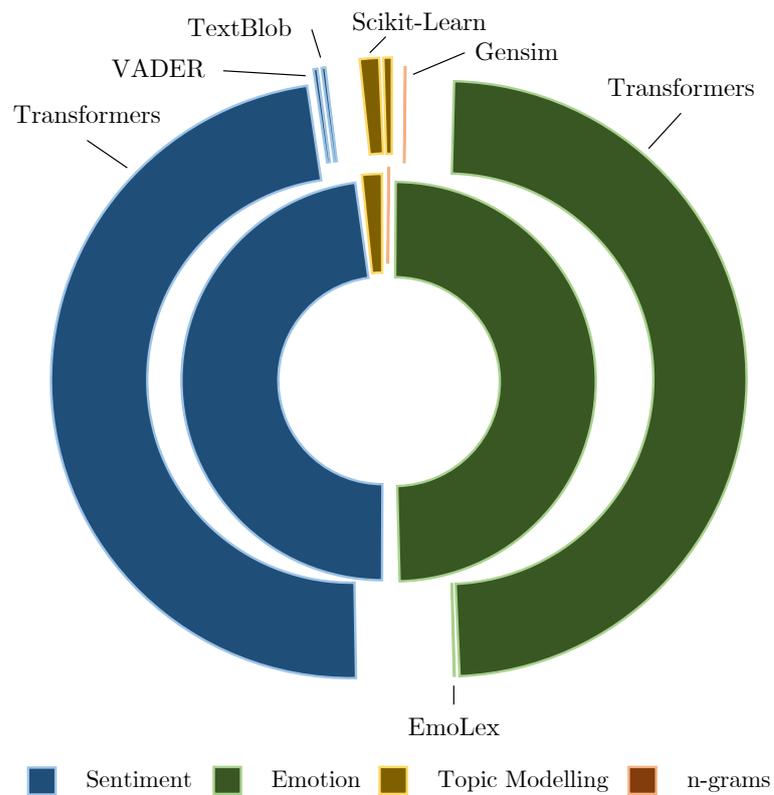


Abbildung 16: Zeitbedarfe der genutzten Algorithmen für die Emotions-, Sentiment-, n-gram- und Themenanalysen

D Technisch unterstützte Erstellung eines Psychosozialen Lagebildes des digitalen Raumes

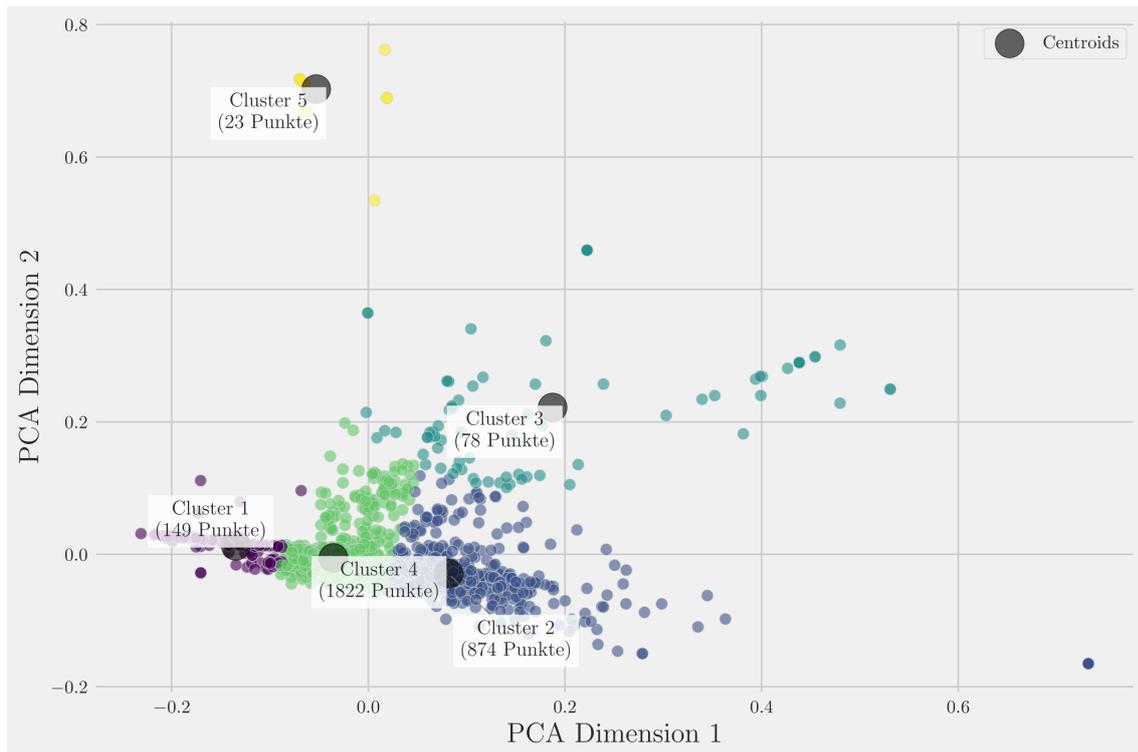


Abbildung 17: K-Means-Clustering-Ergebnisse der manuell codierten Posts aus dem Weihnachtshochwasser

Die Farbgebung der Datenpunkte zeigt die Zuordnung der codierten Posts im transformierten und auf zwei Dimensionen reduzierten Raum zu den Clustern 1 (lila Punkte): englische Meldungen, 2 (blaue): Hochwasser im Kontext vom Klimawandel, 3 (mintfarben): Aktuelle Hochwasserinformationen, 4 (grün): Allgemeine und politische Diskussionen zur Hochwassersituation und 5 (gelb): Ortsspezifische Entwicklungen (in Magdeburg, am Rothensee und an der Elbe). Die schwarzen transparenten Punkte kennzeichnen die Zentroide, die Datenpunkte, die die Clusterzentren repräsentieren.

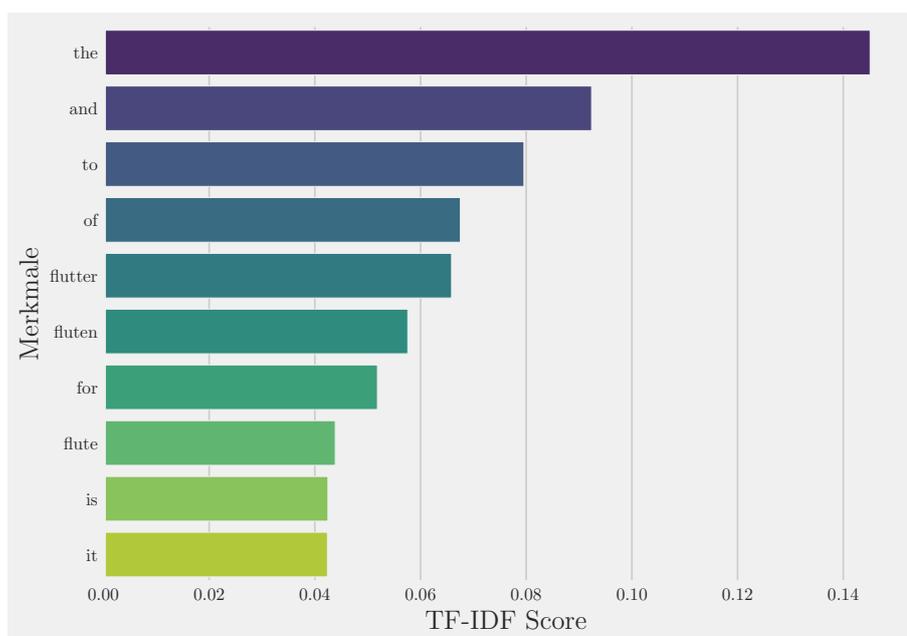


Abbildung 18: Frequentierte Wörter im Cluster 1 (149/2.946 Punkten; 5,1 %) der K-Means-Clustering-Ergebnisse der manuell codierten Posts aus dem Weihnachtshochwasser

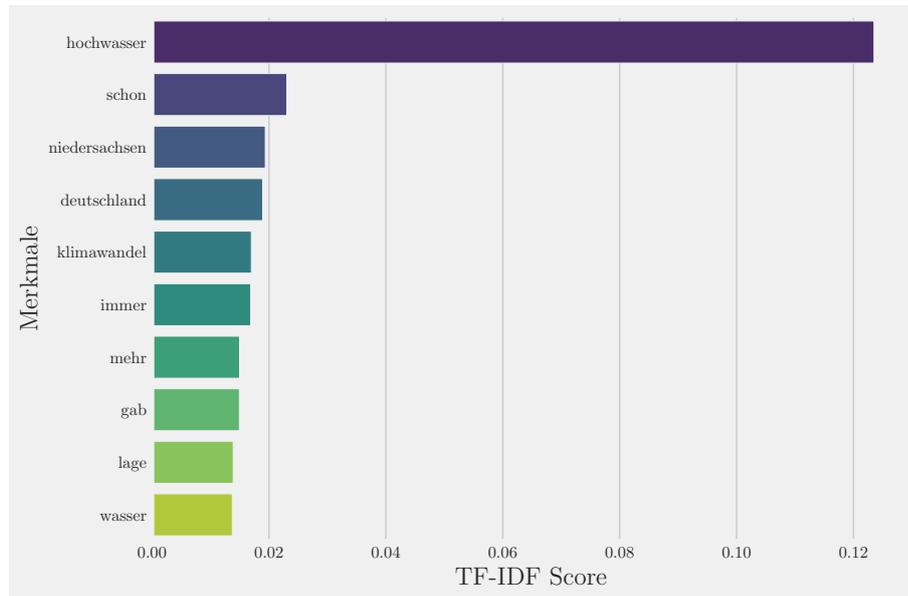


Abbildung 19: Frequentierte Wörter im Cluster 2 (874/2.946 Punkten; 29,7 %) der K-Means-Clustering-Ergebnisse der manuell codierten Posts aus dem Weihnachtshochwasser

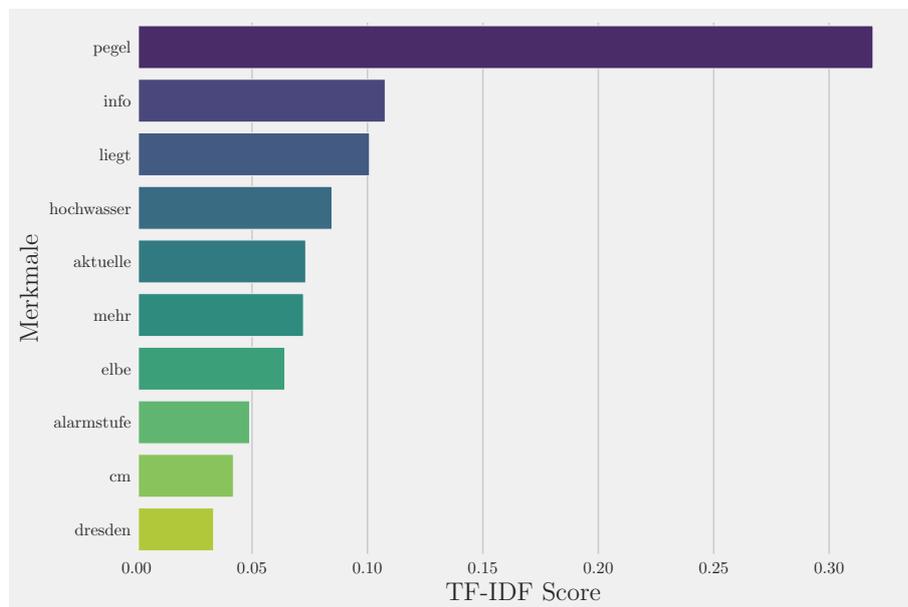


Abbildung 20: Frequentierte Wörter im Cluster 3 (78/2.946 Punkten; 2,7 %) der K-Means-Clustering-Ergebnisse der manuell codierten Posts aus dem Weihnachtshochwasser

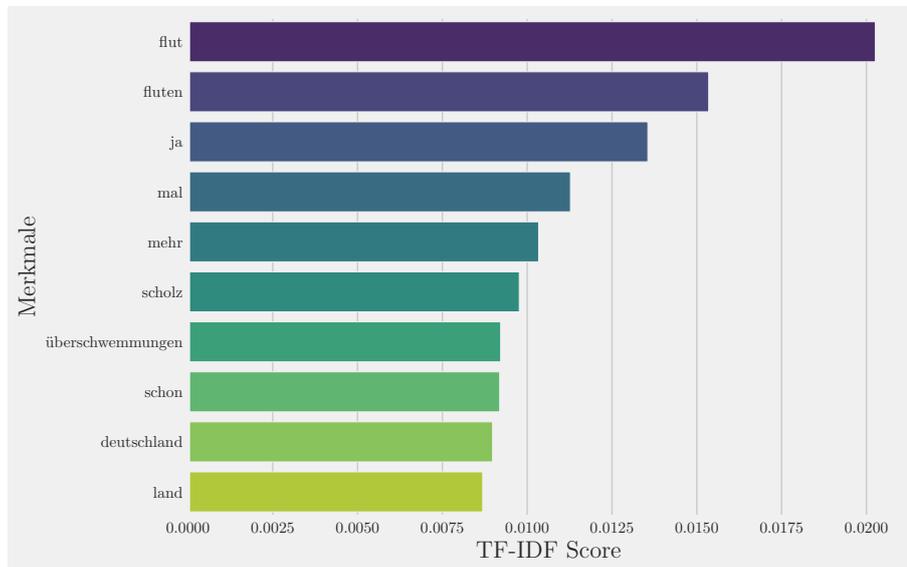


Abbildung 21: Frequentierte Wörter im Cluster 4 (1.822/2.946 Punkten; 61,9 %) der K-Means-Clustering-Ergebnisse der manuell codierten Posts aus dem Weihnachtshochwasser

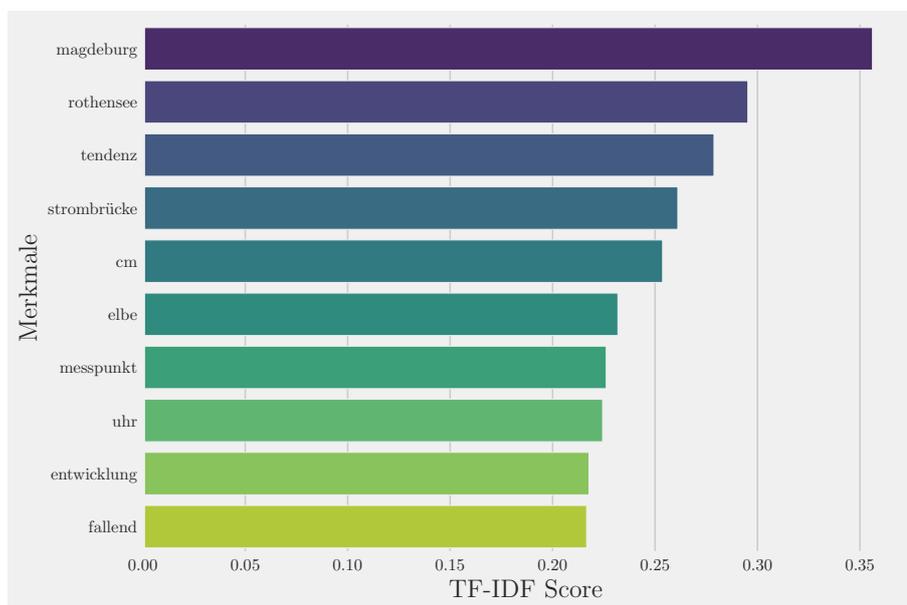


Abbildung 22: Frequentierte Wörter im Cluster 5 (23/2.946 Punkten; 0,8 %) der K-Means-Clustering-Ergebnisse der manuell codierten Posts aus dem Weihnachtshochwasser

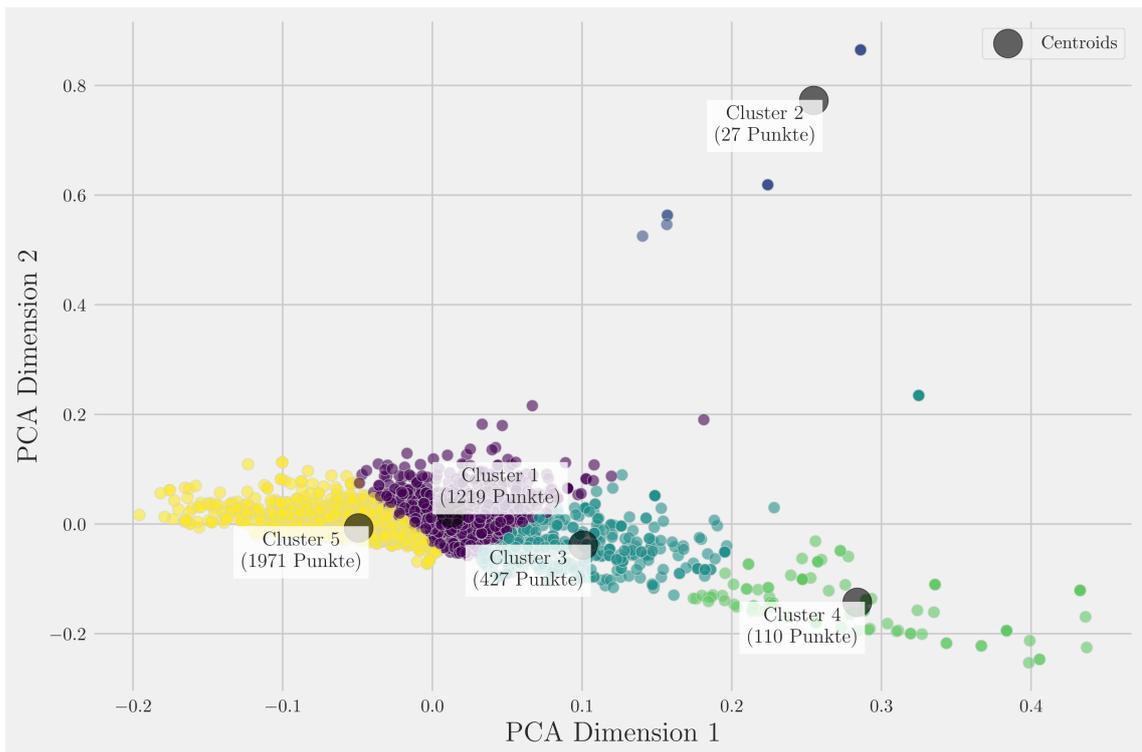


Abbildung 23: K-Means-Clustering-Ergebnisse der manuell codierten Posts aus dem Juni-Hochwasser

Die Farbgebung der Datenpunkte zeigt die Zuordnung der codierten Posts im transformierten und auf zwei Dimensionen reduzierten Raum zu den Clustern 1 (lila Punkte): Hochwasser im Kontext vom Klimawandel, 2 (blaue): Veränderte Prioritäten durch die Hochwassersituationen, 3 (mintfarben): Politische Diskussionen zur Hochwassersituation, 4 (grün): Politische Diskussionen gestrichenerer Maßnahmen und 5 (gelb): Ortsspezifische Entwicklungen (in Bayern). Die schwarzen transparenten Punkte kennzeichnen die Zentroide, die Datenpunkte, die die Clusterzentren repräsentieren.

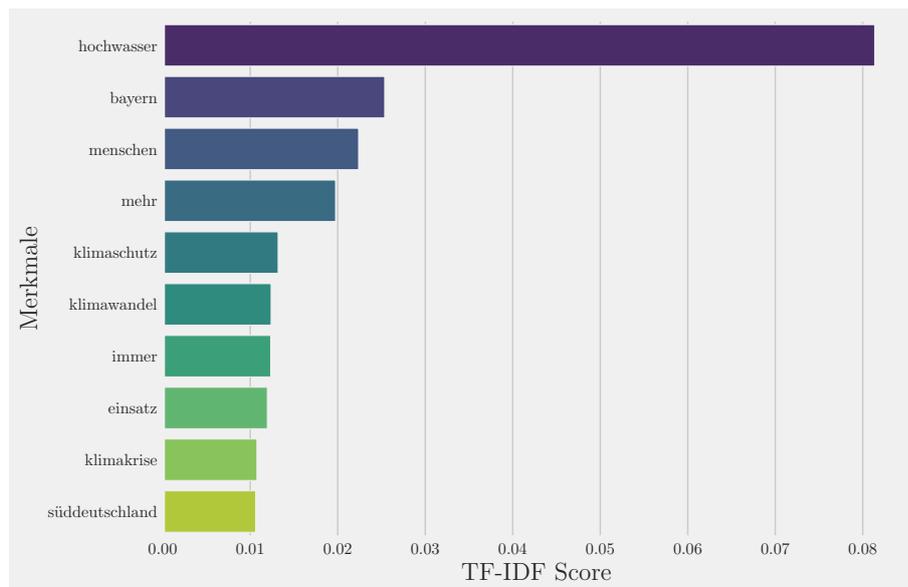


Abbildung 24: Frequentierte Wörter im Cluster 1 (1.219/3.754 Punkten; 32,5 %) der K-Means-Clustering-Ergebnisse der manuell codierten Posts aus dem Juni-Hochwasser

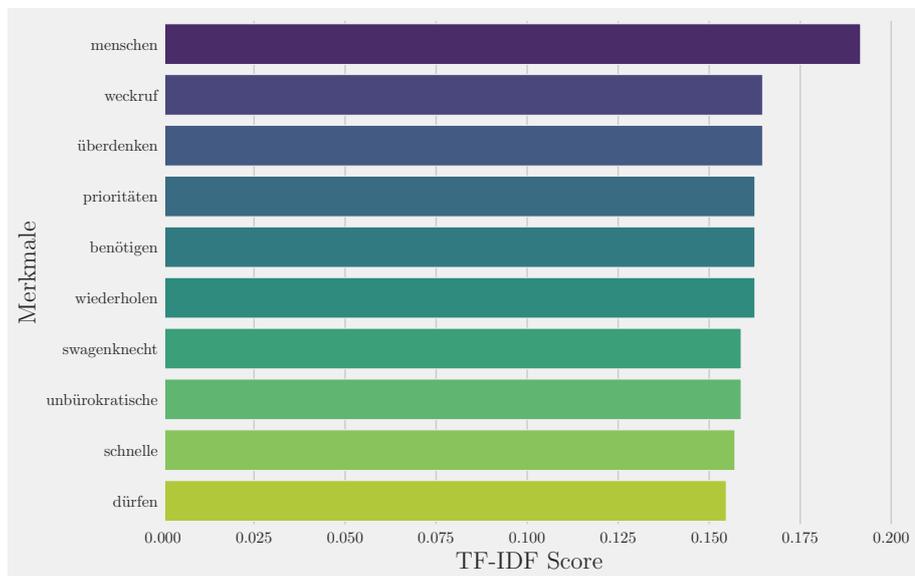


Abbildung 25: Frequentierte Wörter im Cluster 2 (27/3.754 Punkten; 0,7 %) der K-Means-Clustering-Ergebnisse der manuell codierten Posts aus dem Juni-Hochwasser

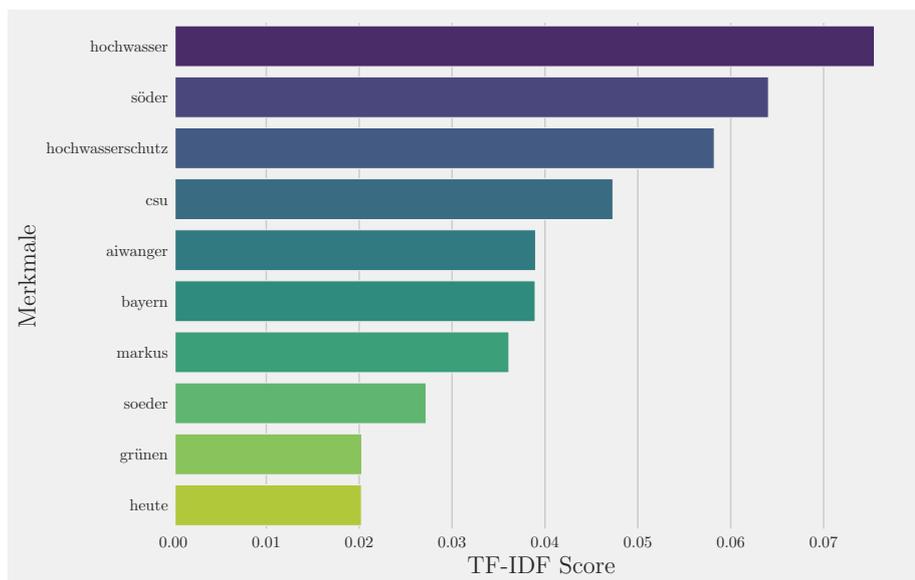


Abbildung 26: Frequentierte Wörter im Cluster 3 (427/3.754 Punkten; 11,4 %) der K-Means-Clustering-Ergebnisse der manuell codierten Posts aus dem Juni-Hochwasser

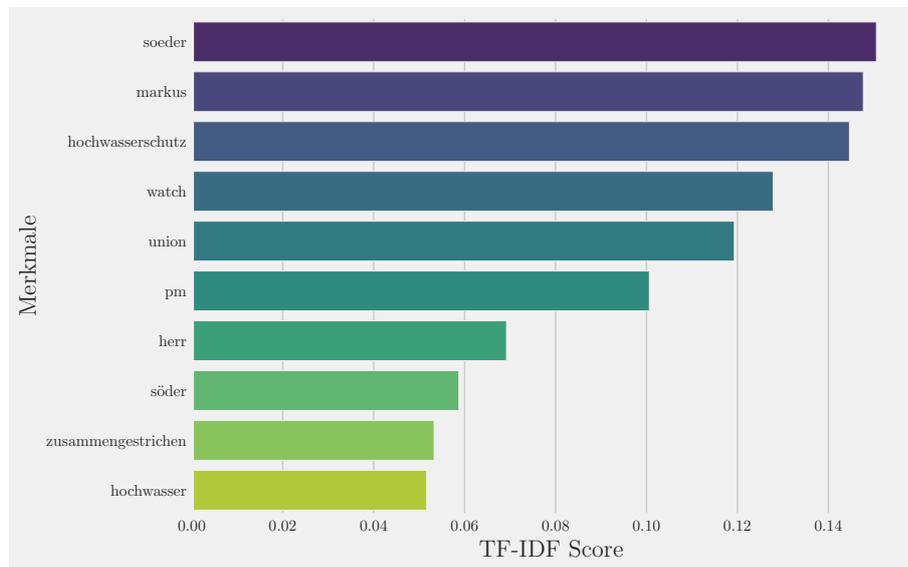


Abbildung 27: Frequentierte Wörter im Cluster 4 (110/3.754 Punkten; 2,9 %) der K-Means-Clustering-Ergebnisse der manuell codierten Posts aus dem Juni-Hochwasser

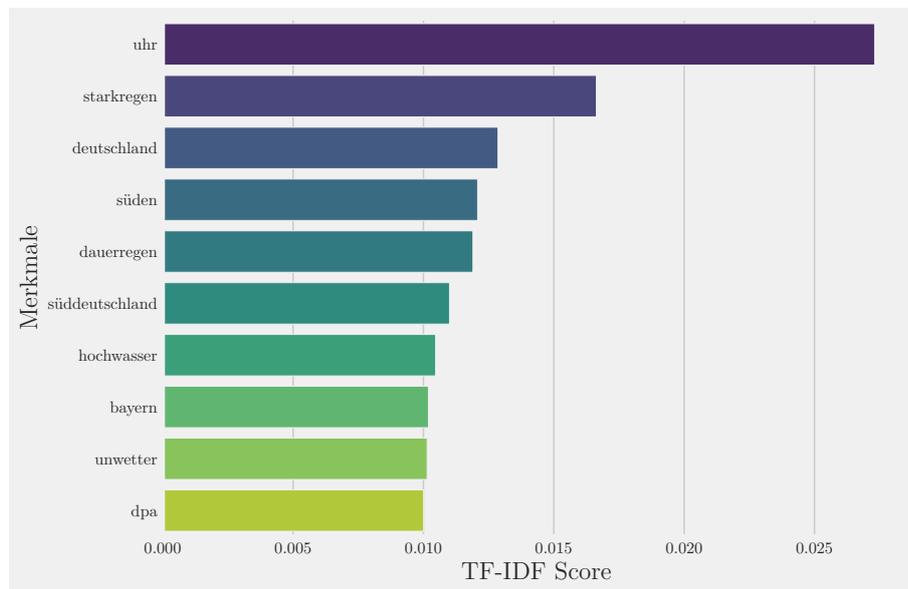
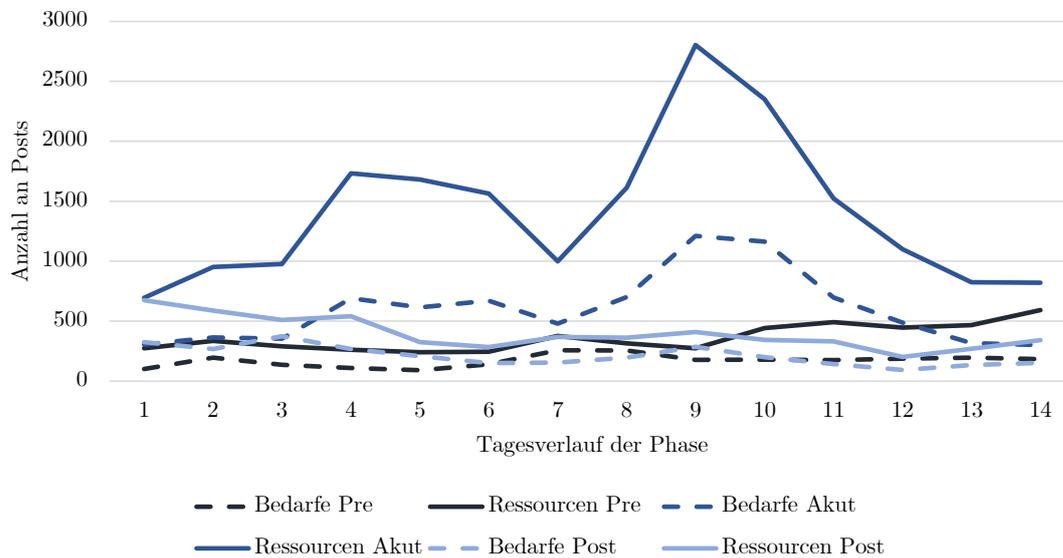
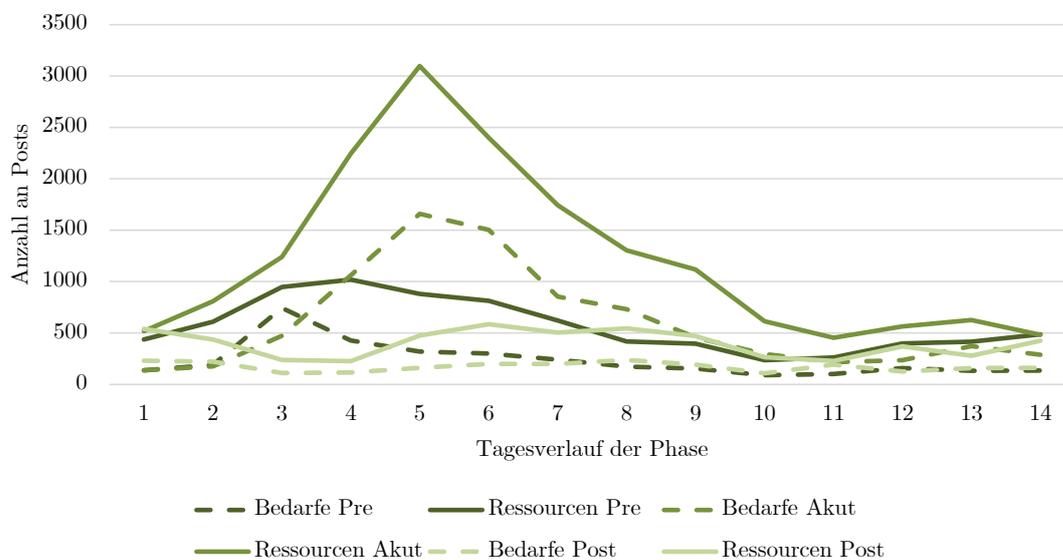


Abbildung 28: Frequentierte Wörter im Cluster 5 (1.971/3.754 Punkten; 52,5 %) der K-Means-Clustering-Ergebnisse der manuell codierten Posts aus dem Juni-Hochwasser



(a) Weihnachtshochwasser



(b) Juni-Hochwasser

Abbildung 29: Phasenvergleich der Anzahl an Posts mit Äußerungen von Bedürfnissen und Ressourcen

Die Daten des Weihnachtshochwassers wurden verschoben, sodass für diese Betrachtung die Akutphase nur vom 26.12.2023-08.01.2024 gewertet wurde, um gleich lange Intervalle der Phasen zu erhalten (jeweils 14 Tage).

D.4 Wortlisten zur Identifikation von Bedarfen und Ressourcen

Die Listen sind im Format für eine Verwendung mit Python dargestellt und wurden unter Zuhilfenahme von ChatGPT, Perplexity und Claude sowie einer eigenen Erweiterung erstellt:

bedarfe = [„brauche“, „braucht“, „suche“, „suchen“, „hätte gerne“, „brauchen“, „hätten gerne“, „unterstützung“, „hilfe“, „benötige“, „benötigen“, „brauche dringend“, „kann jemand“, „könnte jemand“, „jemand da“, „dringend“, „hilfe gesucht“, „suche hilfe“, „benötige hilfe“, „hilfe nötig“, „fehlend“, „es fehlt“, „bin allein“, „komme nicht weiter“, „notfall“, „kann mir jemand helfen“, „es mangelt an“, „bitte um hilfe“, „verzweifelt“, „in not“, „jemanden zum reden“, „sicherheit gesucht“, „wohnung gesucht“, „arbeitsplatz gesucht“, „job gesucht“, „kann jemand vermitteln“, „wer hat tipps“, „weiß nicht mehr weiter“, „fühle mich verloren“, „unterstützung gebraucht“, „habe keine lösung“, „suche rat“, „alleingelassen“, „suche trost“, „bin überfordert“, „jemand für mich da“, „brauche mehr“, „auf der suche nach“, „wer kann sagen“, „wäre dankbar für“, „wären dankbar für“, „hat jemand erfahrung mit“, „stehe vor einem problem“, „bin ratlos“, „brauche einen rat“, „wer kennt sich aus mit“, „suche dringend“, „bin am ende meiner kräfte“, „fühle mich hilflos“, „bin in einer zwickmühle“, „weiß nicht weiter“, „bin in einer schwierigen situation“, „brauche einen ausweg“, „wer kann weiterhelfen“, „suche nach lösungen“, „bin auf der suche nach alternativen“, „brauche einen neuanfang“, „suche nach möglichkeiten“, „seelische unterstützung“, „psychologische hilfe“, „emotionale unterstützung“, „mental überfordert“, „burnout“, „erschöpfung“, „depression“, „wer kennt sich aus“, „expertise gesucht“, „dringender rat“, „krisenfall“, „akute situation“, „sofort hilfe“, „möchte lernen“, „suche anleitung“, „brauche coaching“, „weiterbildung gesucht“, „suche mentor“, „lernen möchte“, „finanzielle not“, „existenzängste“, „wirtschaftliche hilfe“, „keine perspektive“, „keine einnahmen“, „überlebenskampf“, „gesundheitsproblem“, „medizinische beratung“, „therapie gesucht“, „suche heilmittel“, „alternative behandlung“, „gesundheitsorgen“, „isolation“, „einsamkeit“, „contact gesucht“, „gemeinschaft suche“, „networking“, „austausch gewünscht“, „suche gleichgesinnte“]

ressourcen = [„kann“, „könnte“, „biete“, „bieten“, „geld“, „budget“, „spende“, „spenden“, „großzügig“, „information“, „informationen“, „tipps“, „know-how“, „knowhow“, „zeit spenden“, „ehrenamt“, „hilfe anbieten“, „kontakte“, „netzwerk“, „empfehlungen“, „verbindungen“, „kontakte teilen“, „ressourcen bereitstellen“, „unterstützung bieten“, „potenzial“, „jemanden empfehlen“, „hilfeleistung“, „beratung“, „coaching“, „mentoring“, „material bereitstellen“, „platz anbieten“, „räume anbieten“, „technische hilfe“, „ausrüstung“, „geräte teilen“, „software teilen“, „community stärken“, „netzwerk erweitern“, „team bilden“, „möglichkeit schaffen“, „möglichkeiten teilen“, „zugang schaffen“, „ressourcen teilen“, „gemeinsam etwas bewegen“, „zeit investieren“, „energie spenden“, „unterstützung möglich“, „wer kann helfen“, „biete an“, „bieten an“, „kann helfen mit“, „können helfen mit“, „könnten helfen mit“, „könnte helfen mit“, „stelle zur verfügung“, „habe erfahrung in“, „kann unterstützen bei“, „teile gerne“, „kann beistehen“, „kapazitäten für“, „kann vermitteln“, „kenne jemanden, der“, „habe zugang zu“, „kann zur seite stehen“, „kann rat geben zu“, „kann begleiten bei“, „habe ressourcen für“, „kann wissen teilen über“, „kann kontakte herstellen zu“, „kann türen öffnen für“, „kann möglichkeiten aufzeigen“, „kann unterstützung leisten bei“, „digitale infrastruktur“, „cloud-zugang“, „server-ressourcen“, „technologische unterstützung“, „online-tools“, „webinare“, „dokumentationen“, „wissenschaftliche publikationen“, „forschungsdaten“, „expertenwissen“, „branchenkontakte“, „branchen-insights“, „konsultation“, „professionelles netzwerk“, „karrierecoaching“, „lagerplatz“, „transportmittel“, „büroinfrastruktur“, „coworking-space“, „laborausrüstung“, „produktionsmittel“, „mobilitätshilfe“, „crowdfunding“, „investoren“, „fördermittel“, „mikrokredit“, „sponsoring“, „finanzielle beratung“, „fundraising“, „mentale unterstützung“, „empathie“, „zuhörer“, „verständnis“, „community-support“, „peer-mentoring“, „erfahrungsaustausch“, „rechtliche beratung“, „administrative unterstützung“, „bürokratie-hilfe“, „formulare ausfüllen“, „juridische expertise“]