

FULL PAPER

Wissenssoziologische Telegram-Analyse. Einführung eines netzwerkorientierten Verfahrens zur Erhebung und Analyse der Social-Media-Kommunikation

Knowledge-sociological Telegram Analysis. Introducing a network-oriented procedure for collecting and analysing social media communication

Jörg Schoolmann & Ekkehard Coenen

Jörg Schoolmann (M.A.), Bauhaus-Universität Weimar, Fakultät Medien, Lehrstuhl für Kultur- und Mediensoziologie, Bauhausstraße 11, 99423 Weimar, Germany. Kontakt: joerg.schoolmann@proton.me. ORCID: <https://orcid.org/0009-0002-8523-6591>

Ekkehard Coenen (Dr. phil.), Bauhaus-Universität Weimar, Fakultät Medien, Lehrstuhl für Kultur- und Mediensoziologie, Bauhausstraße 11, 99423 Weimar, Germany. Kontakt: ekkehard.coenen@uni-weimar.de. ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-0860-0655>



Wissenssoziologische Telegram-Analyse. Einführung eines netzwerkorientierten Verfahrens zur Erhebung und Analyse der Social-Media-Kommunikation

Knowledge-sociological Telegram Analysis. Introducing a network-oriented procedure for collecting and analysing social media communication

Jörg Schoolmann & Ekkehard Coenen

Zusammenfassung: Soziale Medien sind heutzutage für Gemeinschaftsbildung, den gesellschaftlichen Austausch und die gesellschaftliche Selbstbeschreibung von hoher Relevanz. In ihnen formen sich gesellschaftliche Wissensverhältnisse und -politiken, welche einen Einfluss auf die Wirklichkeitskonstruktion haben. Insbesondere bei der Organisation von Protestbewegungen nimmt Telegram dabei eine Schlüsselposition ein. Bisher fehlen jedoch Methoden zur umfangreichen Erfassung der Kommunikation, Netzwerke und daran geknüpften Wissensproduktion und -vermittlung auf Telegram. Vor diesem Hintergrund stellen wir in diesem Aufsatz die Wissenssoziologische Telegram-Analyse vor – eine strukturierte Methode zur Datenerhebung auf Telegram für qualitative, quantitative und Mixed-Methods-Forschungen. Dieses Verfahren umfasst Datenerhebung mittels Schneeballverfahren und eine Kombination aus automatisierter Inhalts-, Netzwerks- und Wissenssoziologischer Diskursanalyse, mit denen die Kommunikationsmuster auf Telegram untersucht werden können. Verdeutlicht wird das Vorgehen anhand einer Analyse zur Kommunikation auf Telegram zum Ukraine-Krieg. Diese zeigt vier zentrale russische Propagandakanäle, die den daran geknüpften Diskurs und die Konstitution dieses Wissensfeldes beeinflussen. Dadurch wird deutlich, dass die Wissenssoziologische Telegram-Analyse wertvolle Einblicke in die Wissenskonstruktion und -verbreitung sowie die sozialen Beziehungen auf der Plattform bietet.

Schlagworte: Telegram, Datenerhebung, Netzwerkanalyse, Topic Modeling, Wissenssoziologische Diskursanalyse

Abstract: Nowadays, social media is highly relevant for community building, social exchange and social self-description. In them, knowledge relations and knowledge policies are formed that influence the construction of reality. Here, Telegram plays a crucial role in the organisation of protest movements. So far, there is a lack of methods for comprehensively capturing communication, networks and the associated production and dissemination of knowledge on Telegram. Against this background, we present the Knowledge-sociological Telegram Analysis – a structured method for data collection on Telegram suitable for qualitative, quantitative, and mixed-method research. This method comprises data collection through snowballing and a combination of automated content analysis, network analysis, and discourse analysis, with which the communication patterns on Telegram can be analysed. The procedure is illustrated using an analysis of Telegram's communication

about the war in Ukraine. This highlights four central Russian propaganda channels that influence the associated discourse and the constitution of this knowledge field. This makes it clear that the Knowledge-sociological Telegram Analysis offers valuable insights into the construction and dissemination of knowledge and social relationships on the platform.

Keywords: Telegram, data collection, network analysis, topic modeling, sociology of knowledge approach to discourse

1. Einleitung

Social-Media-Plattformen spielen heutzutage für die Gemeinschaftsbildung, den gesellschaftlichen Austausch und der gesellschaftlichen Selbstbeschreibung eine entscheidende Rolle. Auf ihnen wird das herkömmliche Verhältnis von Wissensproduzent*in und Rezipient*in aufgebrochen (González-Herrero & Smith, 2008), und es formen sich gesellschaftliche Wissensverhältnisse und -politiken, welche einen Einfluss auf die Wirklichkeitskonstruktion haben. Wissen wird durch sie geteilt, bewertet, kommentiert und diskreditiert. Dadurch ermöglichen Social-Media-Plattformen eine Aushandlung und Verbreitung von Wissensvorräten außerhalb institutionell geprägter Diskurse (Schroeder, 2018). Eine wichtige Rolle nimmt hierbei Telegram als eine zentrale Plattform zur Organisation, Vernetzung und Mobilisierung sozialer Bewegungen ein (Agur & Frisch, 2019; Curley et al., 2022; Herasimenka, 2019; Wijermars & Lokot, 2022). Sie wird bevorzugt verwendet, da sie nicht mit Regierungen oder Gerichten kooperiert (Frischlich et al., 2022), kaum eigene Regulationen von Inhalten durchführt (Zeng & Schäfer, 2021) und es – trotz einer zeitweisen Sperrung in Russland und Iran – den Nutzer*innen ermöglicht, Einschränkungen zu umgehen (Wijermars & Lokot, 2022).

Seit dem Deplattforming bekannter rechtsextremer Akteure auf herkömmlichen Social-Media-Plattformen, wie Reddit, YouTube und Facebook (Hoseini et al., 2023; Rogers, 2020; Urman & Katz, 2020), nutzen diese Telegram als zentrale Informationsquelle, Organisationsplattform und bevorzugtes Kommunikationsmittel (Garry et al., 2021; Gerster et al., 2021; Guhl & Davey, 2020; Müller, 2022; Rogers, 2020; Urman & Katz, 2020). Es handelt sich somit um eine Plattform, auf der rechtsideologische Wissensbestände kursieren. Um Einblicke in und Erkenntnisse über die Kommunikation, sozialen Beziehungen und Wirklichkeitskonstruktionen dieser Akteure zu erlangen, scheint es unumgänglich, sich mit deren Aktivitäten auf Telegram auseinanderzusetzen. Jedoch bietet die bisherige Forschung keine uns geeignet erscheinenden Methoden zur umfangreichen Datenerhebung und – insbesondere wissenssoziologischen – Analyse eines entsprechend umfassenden Datensatzes. Datenerhebungen werden meist stichprobenartig durchgeführt (Bader et al., 2023; Schulze et al., 2022) und Verbindungsnetzwerke (Curley et al., 2022; Urman & Katz, 2020; Zehrin & Domahidi, 2023) sowie Inhalte (Jost & Dogruel, 2023; Müller, 2022) verschiedener Kanäle werden getrennt voneinander und ohne Fokus auf die Wissensproduktion und -vermittlung analysiert.

In diesem Artikel stellen wir mit der Wissenssoziologischen Telegram-Analyse eine strukturierte Vorgehensweise zur Datenerhebung auf Telegram vor, die für

qualitative, quantitative und Mixed-Methods-Forschungsprojekte anwendbar ist. Diese ergänzen wir methodisch durch eine Netzwerk- und Wissenssoziologische Diskursanalyse, um die diskursive Erzeugung und Verbreitung von Wissen in überindividuellen Netzwerkstrukturen und einzelnen Beiträge komplementär zu analysieren. Auf diese Weise reagiert die Wissenssoziologische Telegram-Analyse auf zwei Problemlagen: Zum einen stellt sie eine Möglichkeit dar, wie explizit die Deutungsmuster, Wissensbestände und die daran geknüpften diskursiven Konstruktionen auf Telegram analysiert werden können. Zum anderen ermöglicht sie, dass diese Analyse auf einem umfassenden Datensatz beruht, der reflexiv den Verweisungslogiken auf der Online-Plattform folgt und somit ein kohärentes Wissensfeld widerspiegelt.

Hierfür werden wir im Folgenden zunächst auf die Limitationen der bisherigen Forschung zu Telegram eingehen. Insbesondere heben wir die Probleme hervor, die sich bei der Datenerhebung durch den Rückgriff auf Web-Crawler und die Telegram-API sowie bei der Datenanalyse durch die Verknüpfung von netzwerk- und diskursanalytischen Zugängen ergeben (Abschnitt 2). Anschließend gehen wir detailliert auf die Wissenssoziologische Telegram-Analyse ein, von der allgemeinen Annäherung an den Datensatz bis hin zur spezifischen Analyse, wobei automatisierte Inhalts- und Netzwerkanalysen zur Eingrenzung und Kontextualisierung des Forschungsgegenstandes dienen (Abschnitt 3.1). Daraufhin diskutieren wir die Netzwerk- und Wissenssoziologische Diskursanalyse. Im Zuge dessen stellen wir Topic-Modeling als eine Möglichkeit zur Aufdeckung thematischer Strukturen und versteckter Muster in großen Datensätzen vor, wovon ausgehend entsprechende Netzwerke und Diskurse auf Telegram analysiert werden können (Abschnitt 3.2). Darauf folgt ein Anwendungsbeispiel für den vorgestellten Ansatz, bezogen auf den Diskurs und die damit verbundene Wissenskonstruktion zum Ukraine Krieg im deutschsprachigen Telegram-Netzwerk (Abschnitt 4). Abschließend wird erläutert, dass das vorgestellte Verfahren eine Möglichkeit darstellt, den Wissenskulturen auf Telegram nachzugehen, d.h. Produktion und Verbreitung von Wissen auf dieser Online Plattform zu untersuchen (Abschnitt 5).

2. Limitationen der bisherigen Datenerhebung und -analyse zu Telegram-Netzwerken

Nach netzwerktheoretischen Grundsätzen verbinden sich soziale Akteure miteinander durch Beziehungen und Interaktionen, die Netzwerke bilden (Moreno, 1934; Simmel, 1908). Diese Beziehungsstrukturen können durch die Netzwerkanalyse detailliert untersucht werden, indem die Relationen der Akteure beleuchtet, in größere Netzwerkstrukturen eingebettet und analysiert werden (Jansen, 2006). In einem digitalen Beziehungsnetzwerk wie auf Telegram sind für die Vernetzung von Kanälen insbesondere Weiterleitungen von Relevanz (Burris et al., 2000; Caiani et al., 2012; O’Callaghan et al., 2013; Tateo, 2005; Urman & Katz, 2020; Zannettou et al., 2017; Zuev, 2010). Diese ermöglichen es Nutzer*innen, die Kanäle der Produzent*innen zu finden, neue Kanäle zu entdecken und Nachrichten zu verfolgen. Im Gegensatz zu anderen gängigen Social-Media-Plattformen

men gibt es auf Telegram jedoch keine algorithmischen Empfehlungen für Inhalte oder Kanäle. Auch die Suchfunktion ist eingeschränkt nutzbar und nicht auf Stichworte, sondern ganze Kanalnamen ausgelegt. Vor diesem Hintergrund sind Weiterleitungen von Kanälen ein wichtiges Mittel zur Entdeckung und Vernetzung von Inhalten.

Es liegen verschiedene Untersuchungen vor, die *den Inhalt und die Eigenschaften von bereits vorab festgelegten Telegram-Gruppen* analysieren (Bader et al., 2023; Müller, 2022; Schulze et al., 2022). Diese Einschränkung ermöglicht eine klare Zuordnung der untersuchten Kanäle, ignoriert jedoch die Logik des Forschungsfeldes, d.h. die dynamischen und sich ständig verändernden Netzwerk- und Gruppengefüge auf Social-Media-Plattformen (Crossley, 2010; Nooraie et al., 2018). Sättigung der Daten und Quantifizierung der Ergebnisse ist bei dieser beschränkten Auswahl an Akteur*innen nicht gegeben. Somit wird ein für eine tiefgehende Datenanalyse entscheidender Aspekt ausgeblendet und es können keine Aussagen über die Gemeinschaftsdynamik oder das Gesamtnetzwerk getroffen werden. Um repräsentative Ergebnisse zu erzielen, müssen die Analysen festgelegter Kanäle auf das umgebende Netzwerkgefüge quantifiziert werden (Bader et al., 2023). Nur so können Diskurse umfassender erhoben, Dunkelfelder in der Datenerhebung reduziert (Schulze et al., 2022) und ein tiefgehendes Verständnis über Machtpositionen, Verteilungsmechanismen und Reichweite von Diskursen getroffen werden.

Ein geeigneter Ansatz ist es, ein Netzwerk miteinander verbundener Kanäle über eine begründete Initialauswahl zu erheben und dieses im Kontext des Gesamtnetzwerks zu analysieren. Dabei sollten neu entdeckte und weniger bekannte Kanäle miteinbezogen werden, um ein umfassenderes und genaueres Bild der Kommunikationsstrukturen auf Telegram zu erhalten. Es existieren kaum systematische Methoden der Datenerhebung, Empfehlungen oder Best-Practice-Verfahren für die Erfassung noch Studien zur Kommunikation und Vernetzung von Protagonist*innen eines Gesamtnetzwerks auf Telegram (vgl. Bader et al. 2023; Koos 2021). Zur Erhebung wird entweder ein Web-Crawler (Nobari et al., 2017) oder eine Datenabfrage via Python zur Programmierschnittstelle (API¹) (Baumgartner et al., 2020; Urman & Katz, 2020; Zehring & Domahidi 2023) verwendet. Bei beiden Verfahren werden Kanäle aufgerufen, deren Nachrichten heruntergeladen, die weitergeleiteten Nachrichten und deren Autor*innen ausgewertet und Beziehungsnetzwerke erstellt. Beide Verfahren, Datenerhebung durch Web-Crawler und Rückgriff auf die Telegram-API, haben ihre methodischen Limitationen.

*Web-Crawler*² verwenden die Telegram Desktop-App und können dadurch auf Daten zugreifen, die für Nutzer*innen ebenfalls zugänglich sind. Problematisch an Web-Crawlern ist jedoch, dass die Datenerhebung unvollständig und fehleran-

- 1 Eine API (Application Programming Interface) ermöglicht es Softwareanwendungen miteinander zu kommunizieren und interoperieren. Die Telegram-API ermöglicht es, auf die Funktionalitäten der Telegram-Plattform zuzugreifen und diese in eigene Applikationen zu integrieren, wie etwa das Senden und Empfangen von Nachrichten oder das Abrufen von Benutzer*innendaten.
- 2 Ein Web-Crawler ist ein automatisiertes Skript, das systematisch Webseiten oder spezifische Internetressourcen analysiert, deren Inhalte abrufen und speichert.

fällig sein kann. Werden nur die Nachrichten eines Kanals heruntergeladen, können zwar die Namen der Kanäle ausgelesen werden, die weitergeleitet wurden. Diese ermöglichen jedoch keine eindeutige Identifikation durch *unique identifier*, da die Kanal-Administrator*innen jederzeit die Möglichkeit haben, den eigenen Namen zu ändern. Der Name eines weitergeleiteten Kanals trifft zwar zum Zeitpunkt des Herunterladens eines Nachrichtendatensatzes zu. Bei Zusammenführung von Nachrichten und Weiterleitungen eines Kanals mit weiteren Kanälen, Suche nach Namen weitergeleiteter Kanäle oder Erstellung eines Beziehungsnetzwerk, kann es sein, dass der Kanalname geändert wurde. Eine Weiterleitung könnte somit nicht mehr einem einzigartigen Kanal zugeordnet werden. Somit kann der Name eines Kanals in verschiedenen Datenerhebungsiterationen variieren.

Eine *Datenabfrage via Telegram-API* ermöglicht eine automatisierte und schnelle Erhebung von bereits bekannten Kanälen (Khaund et al., 2021). Durch das Herunterladen und Auswerten entsprechender Nachrichten können Channel_IDs ausgelesen und dadurch in einem Schneeballverfahren umfangreiche Datensätze erhoben werden (Baumgartner et al., 2020).³ Zur Datenerhebung wird die Funktion `get_input_entity()`⁴ benötigt. Diese ermöglicht das Aufrufen eines Kanals und – durch weitere Funktionen – das Herunterladen und Auswerten von Nachrichten sowie die Erhebung von Metadaten. Sie ist jedoch auf 200 Anfragen pro Tag und pro Nutzer*in limitiert. Darüber hinaus kann innerhalb einer Anfrage nur eine begrenzte Menge an Nachrichten pro Stunde ausgewertet werden, um die Autor*innen einer weitergeleiteten Nachricht herauszufinden. Eine schnelle Datenerhebung und -analyse ist somit nicht möglich.

Da Weiterleitungen für die Einordnung von Inhalten auf Telegram zentral sind, erfordert es ein interpretatives Analyseverfahren, das Inhalte im Kontext des umgebenden Netzwerks und der Akteure betrachtet. Es bedarf eines hermeneutischen Verfahrens, welches die notwendigen Sinnzusammenhänge der Daten fokussiert und auf interaktionsstrukturelle Aspekte reagiert (s. a. Hitzler, 2020). Es gibt Ansätze Social-Media-Plattformen netzwerk- und diskursanalytisch zu untersuchen, vor dem Hintergrund wechselseitiger Besingung von Netzwerken und Diskursen (Crossley, 2010). Die *Netzwerkanalyse* (Gamper, 2020; Hollstein, 2006; Jansen, 2006) untersucht (1) Akteure und ihre Relationen, (2) deren individuelle Eigenschaften und (3) Netzwerkmetriken zur Dichte und Regelmäßigkeit von Verbindungen und sich daraus bildende Muster und Strukturen. Die Netzwerkanalyse ist theoretisch neutral und für die Kombination mit anderen Ansätzen geeignet. Sie will „die Entstehung bzw. Veränderung von Strukturen über individuelles Handeln [...] erklären“ (Jansen, 2006: 13). Die *Wissenssoziologische Diskursanalyse* (Keller, 2011a, 2011c) befasst sich hingegen mit strukturierten Kommunikationszusammenhängen – den Diskursen –, durch die normativen Wertvorstellungen und Wissensordnungen produziert, verteilt und ausgehandelt werden. Sie geht aus der Wissenssoziologie von Peter L. Berger und Thomas

3 Der bisher umfangreichste Datensatz, der durch die API-Schnittstelle erhoben wurde, stammt von La Morgia, Mei und Mongardini (2023). Er umfasst 120.979 öffentliche Kanäle und 498.320.597 verfasste Nachrichten.

Luckmann (1969) hervor, welche die gesellschaftliche Konstruktion des Alltagswissens in den Vordergrund rückt. Ergänzt wird diese Perspektive um die Diskurstheorie von Michel Foucault (1971, 1981), durch die insbesondere Machtverhältnisse und soziale Strukturen in den Blick geraten. Für eine treffende Diskursanalyse ist eine „Kartographie wichtiger [...] Sprecher einer Diskursarena“ (Keller, 2013: 51) von entscheidender Bedeutung. Bisher gibt es jedoch keine adäquate Umsetzung, die diesem Anspruch bei einer Untersuchung der diskursiven Konstruktion von Wissen auf Telegram gerecht wird.

Durch die Verknüpfung von Netzwerk- und (Wissenssoziologischer) Diskursanalyse können überindividuelle Strukturen und Machtverhältnisse mit der Interpretation von Diskursen verbunden werden (Brodovskaya, 2020; Laaksonen et al., 2017; Sumiala et al., 2016; Wiertz & Schopper, 2019). Beispielsweise wurden so bereits (auch auf Telegram besonders aktiven) rechtsextreme Akteure auf verschiedenen Plattformen analysiert.⁴ Solche Analysen sind funktional und produzieren wichtige Erkenntnisse, beschränken sich jedoch meist auf geringe Datenmengen und können das Gesamtnetzwerk auf der jeweiligen Plattform nur teilweise abbilden. Sie führen somit blinde Flecken mit sich: Das untersuchte Wissensfeld wird meist nur an seinen Zentren ausgeleuchtet, während die Peripherien im Dunkeln bleiben. Welche Wissensbestände abseits der Kanäle zentraler Akteure zirkulieren, kann vor diesem Hintergrund nicht analysiert werden. Zudem wird der entsprechende Methodenmix meist nicht hinreichend spezifiziert und reflektiert.

Interpretative Methoden, wie die Wissenssoziologische Diskursanalyse oder hermeneutische Sequenzanalysen (Akremi et al. 2018), und quantitative Methoden, wie die Textklassifizierung oder das Topic-Modeling, können sich gegenseitig ergänzen. Ergebnisse interpretativer Analysen können durch quantitative Methoden validiert werden (Buehling & Heft, 2023). Bedeutungen und Kontexte quantitativer Ergebnisse lassen sich wiederum durch interpretative Analysen verstehen und erklären. Ergänzende Sequenz- und Diskursanalysen ermöglichen eine tiefgehendere Interpretation und Bewertung identifizierter Themen und Muster. Für eine umfassende Analyse auf Telegram ist daher die Kombination quantitativer und interpretativer Ansätze ratsam (Kiess & Wetzel, 2023; Matlach & Hammer, 2024; Wich et al., 2022; Willaert et al., 2022).

3. Wissenssoziologische Telegram-Analyse

Im Folgenden stellen wir die Wissenssoziologische Telegram-Analyse vor, die auf zuvor genannte Limitationen der Datenerhebung und -analyse reagiert. Dabei gehen wir auf die Datenerhebung ein (3.1) und stellen die Verknüpfung von Netzwerk- und Wissenssoziologischer Diskursanalyse vor (3.2).

⁴ Die Untersuchungen zeigten, dass diese dezentral organisiert sind und Social-Media-Plattformen als Kommunikationsmittel zur politischen Mobilisierung, zur systematischen Verbreitung rechtsextremer Wertvorstellungen und zur Beeinflussung gesamtgesellschaftlicher Diskurse nutzen (Froio & Ganesh, 2018; Klein & Muis, 2019; Urman & Katz, 2020).

Mit der Wissenssoziologischen Telegram-Analyse berücksichtigen wir die beschriebenen Einschränkungen bei der Datenerhebung. Sie ermöglicht eine schnelle Erfassung umfangreicher Datensätze und erlaubt durch Verschaltung von Netzwerk- und Wissenssoziologischer Diskursanalyse die Untersuchung erhobener Daten und daran geknüpften Wissens- und Wirklichkeitskonstruktionen. Das vorgestellte Verfahren ermöglicht die systematische Analyse der Inhalte und Verbindungen von Akteur*innen auf Telegram innerhalb des sie umgebenden Netzwerks. Ziel ist eine umfassende und integrierte Analyse von sozialen Netzwerken und Diskursen durch die Verknüpfung von automatisierte Inhaltsanalyse, Netzwerkanalyse und die Wissenssoziologische Diskursanalyse. Hierdurch können tiefere Einblicke in die Wissenspolitiken, Strukturen und Dynamiken der Kommunikation auf Telegram gewonnen werden.

3.1 Datenerhebung auf Telegram

Telegram dient der Vernetzung und dem inhaltlichen Austausch. Wissenserzeugung und -vermittlung erstreckt sich somit über die kommunikativen Netzwerke. Ein umfassender Datensatz sollte Inhalte verschiedener Akteur*innen erfassen und diese in netzwerkartige Verbindungen zwischen Akteur*innen einbetten können. Der Untersuchungsgegenstand wird nicht im Voraus festgelegt, sondern ergibt sich dynamisch aus einem umfassenden Datensatz, der zunächst breit angelegt und dann datengetrieben eingegrenzt wird. Die spezifischen Eingrenzungskriterien entstehen auf reflexive Weise einzig aus den erhobenen Daten selbst. Die Datenerhebung auf Telegram benötigt folgende Schritte: Der Untersuchungsgegenstand muss durch Ausformulierung, welche Akteur*innen und Inhalte auf Telegram auf Grundlage der Forschungsfrage von Interesse sind, festgelegt werden (3.1.1). Basierend darauf wird eine Ausgangsliste aus Telegram-Kanälen zusammengestellt, die als Grundlage für die Datenerhebung dient (3.1.2). Mit der Liste wird durch Schneeballverfahren eine Aufschlüsselung weitergeleiteter Kanäle erhoben (3.1.3). Nach vorher festgelegten Kriterien wird diese bereinigt und zur weiteren Datenerhebung bzw. -analyse verwendet (3.1.4).

3.1.1 Festlegung des Untersuchungsgegenstands

Vor der Datenerhebung muss festgelegt werden, welche Akteur*innen und Inhalte für die Forschungsfrage relevant sind. Dadurch wird es möglich, eine Ausgangsliste aus Kanälen für das Schneeballverfahren zu erstellen. Eine zielgerichtete Datenerhebung wird durch Ausschließen bestimmter Akteursgruppen von der Analyse unterstützt.

Eine Vorauswahl zu untersuchender Kanäle kann den Datensatz beschränken und begründet sich durch Vorannahmen über das Feld. Die Ausgangsstichprobe kann sich potenziell stark auf den erhobenen Datensatz auswirken. Die Identifikation relevanter Kanäle beruht auf subjektiven Kriterien, wie Popularität, Themenfokus oder Kanalaktivität. Diese Kriterien werden durch die Forscher*in festgelegt und bedürfen einer ständigen Reflexion, um mögliche Verzerrungen im Datenmaterial zu minimieren. Zudem kann die Netzwerkdynamik selbst sich auf

den Datensatz auswirken: Die sich verändernden Zugriffsmöglichkeiten auf Kanäle (u.a. Löschen von Inhalten, Umstellen von Gruppen auf privat) können nicht nur die Datenerhebung erschweren, sondern auch die Analyse verzerren, da zentrale Akteur*innen oder Diskursstränge möglicherweise nicht erfasst werden. Neu auftretende Akteur*innen oder unvorhergesehene Netzwerkveränderungen während der Erhebungsphase können zu einer unvollständigen Abbildung tatsächlicher Interaktionsdynamiken führen. Ein begrenzter Untersuchungszeitraum kann langfristige Netzwerkveränderungen nur unzureichend abbilden und so zu einer verzerrten Analyse führen, die tatsächlichen Netzwerkstrukturen und -interaktionen nicht gerecht wird. Daher ist eine ständige Reflexion über die gewählten Forschungsschritte von zentraler Bedeutung. Durch eine möglichst umfassende und weitreichende Datenerhebung und eine darauffolgende, aus den Daten begründete Einschränkung, kann das komplexe Telegram-Netzwerk besser erfasst werden. Eine iterative Anpassung der Erhebungsmethoden ermöglicht es, dynamische Veränderungen innerhalb des Netzwerks zu berücksichtigen. Der Vergleich der Netzwerkstrukturen zu unterschiedlichen Zeiträumen kann dies ergänzen, um eine genauere und repräsentativere Darstellung der Kommunikationsstrukturen auf Telegram zu erzielen.

Telegram umfasst vier Kommunikationsformen, die unterschiedliche Informationen liefern. Alle sind durch Weiterleitungen erfassbar und können in Bezug zueinander gesetzt werden. Für die Datenerhebung muss entschieden werden, auf welche Kommunikationsform(-en) und auf welche Akteursgruppen sich die Analyse fokussiert.

Durch (1) *Direktnachrichten* können private Nutzer*innen verschlüsselt miteinander kommunizieren. Diese Kommunikation ist nur erfassbar, wenn sie in öffentlichen Kanälen oder Gruppen geteilt wurde. (2) *Gruppen*, öffentlich oder privat, ermöglichen Diskussionen von bis zu 200.000 Mitglieder*innen. Jede*r hat die Möglichkeit, Beiträge weiterzuleiten und Inhalte zu kommentieren. (3) *Öffentliche Kanäle* bieten kuratierte Inhalte, die von Einzelpersonen oder Gruppen erstellt, verwaltet und redaktionell betreut werden. Diese können Beiträge produzieren, aber auch Inhalte von einzelnen Nutzer*innen, Gruppen oder anderen öffentlichen Kanälen weiterleiten. Diesen Kanälen kann eine unbegrenzte Anzahl von Nutzer*innen folgen. Ihre Inhalte sind kuratiert und werden ähnlich einem Newsfeed konsumiert und kommentiert. (4) *Kommentare zu öffentlichen Nachrichten* werden von Nutzer*innen verfasst. Diese können durch Administrator*innen des jeweiligen Kanals gelöscht werden.

Weiter kann die verwendete Sprache festgelegt werden (vgl. Wich et al., 2022). Dies erleichtert die spätere quantitative und interpretative Datenauswertung, da für einige Auswertungsskripte bestimmte Sprachkenntnisse vorausgesetzt werden. Des Weiteren kann die verwendete Sprache Hinweise auf adressierte Regionen bzw. Sprachräume geben. Zudem werden auf Telegram keine Verortungen einzelner Kanäle in den Metadaten gespeichert. Der eigene Wohnort wird von Akteur*innen selten preisgegeben, da die Plattform gerade wegen des Anonymitätsversprechens genutzt wird. Daher kann nur die Sprache als Anhaltspunkt für regionsspezifische Forschungsinteressen genutzt werden.

Ein weiterer für die Auswahl wichtiger Faktor stellt die Relevanz der Kanäle innerhalb des Beziehungsnetzwerks dar. Durch das Schneeballverfahren werden nur Kanäle erfasst, deren Inhalte weitergeleitet wurden. Diese Weiterleitungen erhöhen – neben einer Verbindung zwischen zwei Kanälen – ebenfalls die Relevanz eines Kanals für ein Netzwerk. Dabei bleibt jedoch unberücksichtigt, dass die Weiterleitungsdynamik stark durch soziale Faktoren beeinflusst sein kann, wie z. B. durch gezielte Koordinierungen innerhalb geschlossener Gruppen oder Netzwerke, die bestimmte Inhalte systematisch verbreiten. Diese Relevanz wird durch die Klassifikation der Kanäle in unterschiedliche Typen ermittelt, basierend auf der Häufigkeit von Weiterleitungen und der Art bereitgestellter Inhalte. Ein unvollständiges Schneeballverfahren, welches nicht alle verbindenden Kanäle einer Zielgruppe von Interesse erfasst, läuft Gefahr, selten weitergeleitete Kanäle zu übersehen und so Ergebnisse zu verzerren. Dabei können Kanäle in Aggregatoren, die viele weitergeleitete Nachrichten verbreiten, und Quellen, die überwiegend originäre Inhalte erzeugen, voneinander unterschieden werden (vgl. Jost et al. 2023). Diese Differenzierung ermöglicht eine umfassende Analyse der Bedeutung verschiedener Kanäle im Netzwerk. Es bleibt zu berücksichtigen, dass die Festlegung der Relevanzkriterien – wie die Mindestanzahl an Weiterleitungen – subjektiv ist und möglicherweise relevante Kanäle ausschließt, die nicht den definierten Kriterien entsprechen. Bei der Datenerhebung kann ein Grenzwert festgelegt werden, ab dem ein Kanal als relevant für das Netzwerk betrachtet wird. Kanäle können dadurch ab einer festgelegten Anzahl an eingehenden, ausgehenden oder insgesamt Weiterleitungen in den Datensatz integriert werden. Dies ermöglicht die gezielte Aufnahme von Kanälen mit einer bestimmten Reichweite, die sowohl klein als auch groß sein kann. Sie sollte jedoch mindestens auf zwei Weiterleitungen von unterschiedlichen Kanälen festgelegt werden, um singuläre Nutzer*innen und Kanäle mit kaum einer nennenswerten Reichweite auszublenden.

3.1.2 Durchführung einer Datenerhebung auf Telegram mittels Schneeballverfahrens

Zur Datenerhebung sollte ein Web-Crawler mit Abfragen an die API-Schnittstelle ergänzt werden, um die genannten Nachteile der einzelnen Erhebungsformen auszugleichen. Dadurch können zentrale Informationen zum Inhalt und Vernetzung auf Telegram erhoben werden, die in Tabelle 1 aufgeschlüsselt werden. Beide nutzen eine ähnliche Vorgehensweise zur Datenerhebung. Der zentrale Nachteil wichtiger Funktionen der API-Schnittstelle – nur 200 Anfragen pro Tag – kann durch manuelles oder mit einem Web-Crawler automatisiertes Herunterladen der Nachrichten aus der Telegram-Desktop-App umgangen werden. Heruntergeladene Datensätze sind strukturiert und ermöglichen Zugriff durch Datenauswertungsskripte.

In den heruntergeladenen Datensätzen befindet sich der *unique identifier* eines Kanals, die `Channel_ID`. Zusammen mit der `Message_ID` kann durch nicht-limitierte API-Abfragen der *unique identifier* des Kanals ermittelt werden, in dem die Nachricht im Original verfasst wurde. Durch dieses Vorgehen ist das Erstellen eines umfangreichen Netzwerks auf Grundlage weitergeleiteter Nachrichten ohne quantitative Einschränkungen bei der Datenerhebung möglich. Einzig die Abfrage

weiterer Metadaten unterliegt einer limitierten API-Abfrage. Diese ist, anders als die Funktion `.get_input_entity()`, auch über die Bot-API möglich. Bots sind automatisierte Programme, die gemäß vordefinierten Skripten innerhalb der Telegram-Plattform agieren und spezifische Aufgaben ausführen können; die Bot-API bietet spezielle Funktionen für die Interaktion mit Benutzer*innen und ermöglicht das Umgehen von Abfragelimitierungen durch die Erstellung mehrerer Bots.

Tabelle 1. Darstellung der Datenpunkte und entsprechender Erhebung durch Web-Crawler und API-Schnittstelle

Datenpunkt	Beschreibung	Erhebungsmethode
Channel		
ID	unique identifier des Kanals	Web-Crawler
Title	Titel des Kanals, veränderbar	Web-Crawler
Type	Einordnung als Nutzer*in, Gruppe oder Kanal	Web-Crawler
Username	@-Handle, ebenfalls ein unique Identifier	Limitierte API-Abfrage
Description	Beschreibungstext des Kanals	Limitierte API-Abfrage
Photo	Profilfoto des Kanals	Limitierte API-Abfrage
Date	Erstellungsdatum des Kanals	Limitierte API-Abfrage
participants_count	Anzahl der Follower*innen oder Gruppenmitglieder*innen	Limitierte API-Abfrage
Message (oder Media)		
ID	unique Identifier der Nachricht	Web-Crawler
Date	Datum der Veröffentlichung	Web-Crawler
Type	Art des medialen Inhalts	Web-Crawler
From/From_ID	Channel_ID des Kanals, der die Nachricht beinhaltet	Web-Crawler
Author	Titel des Kanals, der die Nachricht im Original verfasst hat	Web-Crawler
Message	Inhalt der Nachricht	Web-Crawler
Media	Fotos, Videos, Dokumente, Audiodateien usw. als Inhalt	Web-Crawler
Forwarded.From_ID	Unique Identifier des Autoren einer Nachricht	Unlimitierte API-Abfrage
Replies.Count	Anzahl der Kommentare	Limitierte API-Abfrage
Views	Anzahl der Aufrufe	Limitierte API-Abfrage
Forwards	Anzahl der Weiterleitungen	Limitierte API-Abfrage

Die Datenerhebung erfolgt durch mehrere Iterationen, wobei jede Iteration dieselben Arbeitsschritte beinhaltet und der Erweiterung des Netzwerks durch neue Kanäle dient. In unserer Erhebungsmethode erfolgt Auswahl und Herunterladen der Kanäle durch die Telegram-Desktop-App mittels eines Web-Crawler-Skripts. Dabei wird eine spezifische Einschränkung auf die Sprache der Inhalte als Hauptkriterium für die Relevanz der Kanäle vorgenommen. Zudem werden einmalig erfasste Kanäle ausgeschlossen, um sicherzustellen, dass die Daten von relevanten Akteur*innen stammen und nicht von privaten Nutzer*innen, die sporadisch Inhalte teilen. Die heruntergeladenen Daten werden durch Python-Skripte sortiert und den Vorgaben entsprechend angepasst und bereinigt. Anschließend wird die API-Schnittstelle von Telegram zur Erfassung des originalen Verfassers einer weitergeleiteten Nachricht verwendet. Nach der abgeschlossenen Erhebung werden weitere Metadaten durch die limitierte API-Abfrage der Bot-API erfasst und eingefügt.

Vor Beginn der Iteration wird durch die Forscher*innen ein Dokument mit allen für das Netzwerk relevanten Kanalinformationen („Kanalliste“) angelegt. Dieses Dokument besteht aus einer Initialliste begründet ausgewählter Telegram-Kanäle, die den Ausgangspunkt des iterativen Schneeballverfahrens (Baltar & Brundet, 2012; Johnson, 2014) bilden. Damit diese Ausgangsliste keinen zu großen Einfluss auf das Sample nimmt und dieses verzerrt (vgl. Urman & Katz, 2022), wird mit einer diversifizierten Kanalliste gearbeitet (vgl. Jost et al., 2023; Schulz et al., 2022; Zehring & Domahidi, 2023). Dadurch können vor allem dichte Netzwerke umfassend erhoben werden (Curley et al., 2022). Ein Risiko zur Verzerrung bleibt bestehen, da die Auswahl notwendigerweise auf Vorannahmen basiert, um die Relevanz von Kanälen zu bestimmen. Kanäle die auch über mehrere Ecken keine Verbindung zu der Ausgangsliste aufweisen, können somit nicht erfasst werden. Durch die vorgestellte Datenerhebungsmethode, die eine schnelle und umfassende Datenerhebung ohne bisherige Beschränkungen ermöglicht, sind wir jedoch nicht an eine Stop-Condition gebunden. Die automatisierte Datenerhebung kann so lange weitergeführt werden, bis keine neuen Kanäle dazukommen, und das Netzwerk vollumfänglich erfasst und jede mögliche Verbindung, die in Verbindung zur Ausgangsliste zu setzen ist, erhoben wurde. In einem weiteren Dokument werden die erhobenen Verbindungen zwischen den Kanälen gesammelt („Weiterleitungsliste“).

Jede Iteration durchläuft folgende Arbeitsschritte:

1. *Abruf*: Die Kanalliste wird aufgerufen. Kanäle, die seit der letzten Iteration neu (oder zu Beginn der Datenerhebung die Kanäle aus der Initialliste) hinzugefügt wurden, werden mittels Web-Crawler aufgerufen und alle verfassten Nachrichten werden heruntergeladen.
2. *Auswertung*: Aus diesem Datensatz werden die weitergeleiteten Nachrichten ermittelt, ausgewertet und durch nicht limitierte API-Abfrage mittels Channel_ID und der dazugehörigen Message_ID der *unique identifier* des Originalautoren erhoben.
3. *Vernetzung*: Die erhobenen Verbindungen werden in die Weiterleitungsliste eingetragen. Diese erfasst, wie oft ein Kanal einen anderen Kanal weitergeleitet hat.
4. *Bereinigung*: Die erhobenen Kanäle und Verbindungen werden durch vorher festgelegte Kriterien bereinigt. Hierfür wird erstens die Weiterleitungsliste aufgerufen und alle Weiterleitungen werden ausgezählt. Sowohl Kanäle, die bei bisherigen Iterationen aufgrund zu geringer Weiterleitungen nicht erfasst wurden als auch neu dazugekommene Kanäle werden ausgewertet. Jeder Kanal, der den festgelegten Grenzwert an eingehenden Weiterleitungen überschritten hat, wird für einen Eintrag in die Kanalliste in Betracht gezogen und heruntergeladen. Zweitens wird festgestellt, ob es sich um eine*n Einzelnutzer*in, eine Gruppe oder einen öffentlichen Kanal handelt. Dies kann in den heruntergeladenen Inhalten unter dem Punkt ‚type‘ erfasst werden. Drittens wird die verwendete Sprache in einem Kanal mit dem Python-Plug-In *spaCy* (Srinivasa-Desikan, 2018; Vasiliev, 2020) ausgewertet werden. Dies ermöglicht die prozentuale Auflistung der verwendeten Sprachen, um die Zielgruppe des Kanals und Relevanz für das Forschungsinteresse zu bestimmen.

5. *Integration:* Alle Kanäle, die nach der Bereinigung übrigbleiben, entsprechen den festgelegten Erhebungskriterien. Diese werden in die Kanalliste eingefügt und dienen in der nächsten Iteration zur weiteren Erhebung des Netzwerks. Iterationen können so lange weitergeführt werden, bis keine für das Netzwerk relevant erachtete Kanäle neu dazukommen.

Losgelöst von der Zusammenstellung des Netzwerks und dem Download der Nachrichten können durch Anfragen an die Bot-API die Metadaten der Kanäle aus der Kanalliste ermittelt werden. Eine Trennung beider Erhebungen hat den Vorteil, dass die Zusammenstellung und Bearbeitung des Datensatzes losgelöst von den Limitierungen der Telegram-API ist und eine schnelle Datenerhebung ermöglicht wird.

3.2 Netzwerk- und Wissenssoziologische Diskursanalyse

Zur Erschließung des Gesamtdatensatzes ist ein Vorgehen vom Allgemeinen ins Spezielle sinnvoll. Man kann sich dem Datensatz offen annähern und während der Analyse das konkrete Forschungsinteresse aus ersten Analyseergebnissen begründen und vertiefen. Es ist auch möglich, den Gegenstand, dem das Forschungsinteresse gilt, im Gesamtdatensatz zu erschließen und im Verhältnis dazu zu verorten. Die Verknüpfung der Methoden ermöglicht einen dynamischen Analyseprozess, bei dem zunächst allgemeine Kommunikationsstrukturen durch die Netzwerkanalyse aufgedeckt werden. Daraufhin wird die automatisierte Inhaltsanalyse genutzt, um zentrale Themen und Diskurse zeitlich und inhaltlich einzugrenzen. Abschließend dient die Wissenssoziologische Diskursanalyse der gezielten hermeneutischen Auslegung der erhobenen Daten. Diese Kombination erlaubt eine detaillierte Untersuchung der Verflechtung von Wissensbeständen und ihrer Verbreitung auf Telegram. Durch den Umfang des erhobenen Datensatzes wird sichergestellt, dass keine wichtigen Sprecher*innen in der Diskursarena ausgeblendet werden und blinde Flecken in der Datenanalyse entstehen.

Inhalte werden durch Skripte zur automatisierten Inhaltsanalyse erschlossen, Kanäle und Cluster in einem Netzwerk werden hingegen durch die Netzwerkanalyse erfasst. Die erschlossenen Inhalte können auf Kanäle, Cluster und das Netzwerk projiziert werden, um zu verstehen, ob Inhalte und Cluster korrelieren und wie sich Inhalte über das Netzwerk verbreiten. Diese Methodenkombination ermöglicht eine präzise Analyse der Diskurspositionen sowie der Rolle von Clustern und Kanälen in Wissensproduktion und -vermittlung. Im Folgenden wird umrissen, wie automatisierte Inhalts- und Netzwerkanalysen zur Eingrenzung und Kontextualisierung des Forschungsgegenstandes genutzt werden können. Durch abgestimmte Abfolge der Methoden – erst automatisierte Inhaltsanalyse, dann Netzwerkanalyse und schließlich Wissenssoziologische Diskursanalyse – wird ein tiefgehendes Verständnis über die Entstehung und Verbreitung zentraler Wissensbestände auf Telegram erreicht. Die automatisierte Inhaltsanalyse hebt diskursive Kernthemen hervor, während die Netzwerkanalyse aufdeckt, wie Diskursstrukturen und Wissensbestände innerhalb von Telegram durch Schlüsselkanäle und -cluster erzeugt, verteilt und stabilisiert werden. Schwerpunkte, die anschließend in der wissenssoziologischen Diskursanalyse gesetzt und in ideologische oder nar-

rative Kontexte eingebettet werden, werden somit nicht von außen an der Forschungsfeld herangetragen, sondern ergeben sich reflexiv aus den kommunikativen Zusammenhängen innerhalb des untersuchten Gesamtnetzwerkes. Hierdurch wird es möglich, relevantes von weniger relevantem Wissen zu unterscheiden und somit spezifische Wissenspolitiken in den Telegram-Netzwerken zu analysieren. Durch den hier vorgeschlagenen Methodenmix entsteht somit ein detailliertes Bild des Diskursnetzwerks und darin zu verortender Wissensbestände, welche über eine isolierte Anwendung der einzelnen Methoden hinausgeht.

3.2.1 Automatisierte Inhaltsanalyse

Skripte zur automatisierten Inhaltsanalyse bieten verschiedene Möglichkeiten, einen Datensatz zu erschließen. Ein oft genutzter Ansatz ist das Zählen und Auflisten textueller Elemente, um mögliche Kommunikationsmuster und entsprechende Entwicklungen aufzudecken (Lazer et al., 2009). Die Quantifizierung der Verwendung von spezifischen Textelementen ermöglicht Identifikation und Verbreitung von Themenschwerpunkten und Inhalten, die für den jeweiligen Untersuchungsgegenstand wichtig sind (Boyd & Crawford, 2012; Ruths & Pfeffer, 2014). Hierbei liefert die Zählung verschiedener Textelemente vielseitige Informationen:

Zum einen können die *Zeitpunkte*, an denen Nachrichten verfasst wurden, ausgezählt und aufgelistet werden. Dadurch kann ein Überblick darüber geschaffen werden, zu welchen Zeitpunkten vermehrt oder weniger geschrieben wurde. Die zeitliche Analyse von Nachrichtenhäufigkeiten auf Telegram kann als Indikator für diskussionswürdige Ereignisse im Netzwerk dienen, die häufig in Echtzeit oder in engen zeitlichen Abfolgen auf bestimmte Anlässe reagieren. Zeiträume, in denen viel geschrieben wurde, können dadurch eingegrenzt werden und als Indikator für diskussionswürdige Ereignisse gelten. Bei einer Reduzierung des Datensatzes auf Nachrichten zu einem bestimmten Themenbereich kann so auch die Entwicklung und Intensität eines Diskurses erfasst werden.

Eine Zählung der *verwendeten Links* bietet einen Einblick in die Netzwerkumgebung und Internetseiten, die für Nutzer*innen auf Telegram relevant sind. Links werden oft als Quelle für getätigte Aussagen verwendet (Jiang & Wilson, 2018). Sie können somit auch als Hinweis auf für Nutzer*innen vertrauenswürdige Quellen dienen und Hinweise zur Informationsbeschaffung geben. Im Kontext von Telegram lässt sich die Kombination der Methoden besonders effektiv nutzen, um Einblicke in Struktur und Verbreitung von Informationen und Meinungen zu gewinnen. Beispielsweise ermöglicht die automatisierte Inhaltsanalyse der Linkverwendung die Identifikation externer Quellen, die für Nutzer*innen relevant und vertrauenswürdig erscheinen. Diese Informationen lassen sich in einer Netzwerkanalyse visualisieren, um zu erkennen, welche Kanäle oder Cluster verstärkt auf dieselben Quellen zurückgreifen. So können Diskurs-Cluster erfasst werden, die auf eine gemeinsame Wissensbasis oder ähnliche ideologische Positionen hindeuten, was im Rahmen einer Diskursanalyse weiterführend interpretiert werden kann. Hashtags werden auf Telegram zur Struktur eigener Beiträge verwendet. Klicken Nutzer*innen innerhalb eines Kanals auf einen Hashtag, werden alle weiteren Beiträge des Kanals mit diesem Hashtag aufgelistet. Dadurch wird

der Inhalt des Kanals geordnet und es kann ein Hinweis auf einen Themenschwerpunkt geliefert werden. Eine Zählung der Hashtags gibt somit Informationen über für das Netzwerk relevante Themenbereiche.

Eine Zählung der *verwendeten Begriffe* liefert ebenfalls Hinweise auf die Wissensvermittlung, die sich in dem erhobenen Netzwerk ereignet. Hierfür kann das Verfahren des Natural Language Processing (NLP) (Bird et al., 2009) mit der Programmiersprache Python genutzt werden. Dabei werden Nachrichten eingelesen und vorverarbeitet. Wortarten werden identifiziert, lemmatisiert sowie auf ihre Grundform reduziert, und es wird eine Häufigkeitsanalyse durchgeführt. Folgend kann die Häufigkeit einzelner Worte oder Wortkombinationen berechnet werden. Mit der NLTK-Bibliothek⁵ kann mit Python auch eine Named Entity Recognition (NER) ausgeführt werden, welche die Häufigkeit der Nennung von Personen, Organisationen oder geopolitischen Entitäten wie Länder oder Städte ausgezählt.

Das *Topic-Modeling* ermöglicht die Erhebung versteckter thematischer Strukturen in großen Datensätzen (Blei et al., 2003; DiMaggio et al., 2013). Für das Topic-Modeling wird davon ausgegangen, dass die regelmäßige Nutzung bestimmter Wortgruppen durch verschiedene Akteur*innen ein Muster bildet, das auf einen Themenbereich hinweist. Diese Wortgruppen werden erhoben und zu einer Gruppe aus häufig gemeinsam auftretenden Begriffen zusammengeführt. Diese Gruppe spiegelt ein Thema wider, welches durch die Forscher*innen erschlossen und beschrieben werden kann. Auch ermöglicht diese Analyse die Auswahl besonders repräsentativer Nachrichten für einen bestimmten Diskurs. Eine weitere Analyse und Bestimmung von Inhalten wird dadurch vereinfacht. Diese Zählungen liefern Hinweise auf mögliche diskursive Schwerpunkte im Datensatz, die in der Wissenssoziologischen Diskursanalyse berücksichtigt werden.

3.2.2 Netzwerkanalyse

Die Netzwerkanalyse (Gamper, 2020; Hollstein, 2006; Jansen, 2006) erfasst Knoten, die durch Verbindungen ein Netzwerk bilden. Diese können analysiert werden, um „Kausalaussagen zu der Wirkung von Beziehungen auf die Akteure (oder umgekehrt) zu treffen oder die Akteure und ihre Beziehungen beschreiben zu können“ (Gamper, 2020: 111). Dabei schaffen verschiedene Netzwerkmetriken Erkenntnisse über die Beschaffenheit, Cluster, Macht- und Verteilerpositionen. Metriken wie die Betweenness-Centrality und die Eigenvektor-Centrality sind besonders aussagekräftig, um die Vermittler- und Einflusspositionen innerhalb eines Netzwerks auf Telegram zu identifizieren. Die *Eigenvektor-Centrality* misst die Bedeutung eines Knotens, basierend auf der Bedeutung der Nachbarknoten. Ein hoher Wert verweist auf wichtige Knoten im Netzwerk, die mit anderen wichtigen Knoten in Beziehung stehen. Dadurch wird nicht nur der quantitative Wert, sondern auch die Wichtigkeit der Verbindungen berücksichtigt (Gamper, 2020).

5 Die Natural Language Toolkit (NLTK) ist eine umfangreiche Python-Bibliothek zur Verarbeitung natürlicher Sprache. Sie bietet Werkzeuge für Aufgaben wie Textanalyse, Tokenisierung und semantische Interpretation.

Die *Betweenness-Centrality* misst hingegen Knoten, die besonders oft auf dem kürzesten Verbindungsweg zwischen allen Knoten im Netzwerk liegen. Knoten mit einem hohen Wert vermitteln über strukturelle Löcher (Burt, 2004; Kilduff & Tsai, 2003) und können die Informationsverteilung beeinflussen (Borgatti et al., 2009; Gamper, 2020).

Diese beiden Metriken ermöglichen es, zentrale Akteure zu analysieren, deren Netzwerkposition möglicherweise Diskursmuster prägt und die als potenzielle Verteiler spezifischer Inhalte agieren. Die Diskursanalyse kann durch die Betrachtung solcher Schlüsselakteure ergänzt werden, indem deren Diskursstrategien und Inhalte im Telegram-Netzwerk untersucht werden. Der *Netzwerkdurchmesser* zeigt die maximale Anzahl an Schritten, die benötigt wird, um von einem Knoten zu einem anderen innerhalb des Netzwerks zu gelangen. Die *mittlere Pfadlänge* zeigt den durchschnittlichen Abstand zwischen allen Knoten an. Beide liefern Hinweise auf die Konnektivität und Effizienz der Informationsverbreitung im Netzwerk.

Der *Degree* gibt für jeden einzelnen Knoten an, mit wie vielen weiteren Knoten dieser verbunden ist. Wird der Degree gewichtet, kann er auch die Intensität der Verbindung erfassen. Auf Telegram würde ein hoher gewichteter Degree bspw. auf eine hohe Anzahl an Weiterleitungen durch einen anderen Kanal hinweisen. Die *Degree Centrality* berechnet die Wichtigkeit eines einzelnen Knoten für das gesamte Netzwerk, indem die maximale Anzahl an Verbindungen innerhalb eines Netzwerks mit dem Wert des Knoten abgeglichen wird. Dadurch kann eine Auflistung der Kanäle getroffen werden, die mit der höchsten Anzahl unterschiedlicher anderer Kanäle verbunden sind. Auf einer Social-Media-Plattform ist eine hohe Degree Centrality gleichbedeutend mit höherer Glaubwürdigkeit (Wiederer, 2007) und Machtposition im Netzwerk (Jansen, 2006), da diese Knoten viele andere Knoten erreichen und damit potenziell schneller das gesamte Netzwerk abdecken können. Durch die Degree Centrality lassen sich vernetzte Akteur*innen im Telegram-Netzwerk bestimmen, deren Diskurse besonders weite Verbreitung finden. Diese strukturelle Bedeutung kann in der Diskursanalyse als Indikator genutzt werden, einflussreiche Themen oder Narrative zu analysieren, die durch diese Akteur*innen verbreitet und stabilisiert werden.

Ebenfalls können sich *Cluster* bilden, die für Gemeinschaften aus Knoten stehen, die mehr miteinander als mit anderen Knoten kommunizieren (ebd.) und oftmals gemeinsame Merkmale besitzen, die als Grund für den intensiven Kontakt gelten können. Berechnet werden sie mit Hilfe eines Community Detection Algorithmus (Buehling & Heft, 2023; Uрман & Katz, 2022). Cluster bieten weitere Informationen über die Netzwerkstruktur und können Erkenntnisse über Informationsflüsse ergeben. Zudem können Cluster separat durch Datenanalyse-Skripte untersucht und verglichen werden, um Schwerpunkte und Eigenschaften zu erheben. Die Identifikation von Clustern durch die Netzwerkanalyse liefert gezielte Anhaltspunkte für die Diskursanalyse. Cluster spiegeln oft thematische Gemeinschaften wider, die sich um spezifische Themen oder Ideologien formieren. Die Diskursanalyse dieser Cluster könnte aufzeigen, wie spezifische Inhalte in Telegram-Communities aufgenommen und verbreitet werden und welche Argumentationsmuster zur Identitätsbildung dieser Communities und deren Wissensbe-

ständen beitragen. Zwischen verschiedenen Clustern können sich *strukturelle Löcher* bilden, die weniger ausgeprägte Verbindungen zwischen einzelnen Clustern beschreiben. Knoten in diesen strukturellen Löchern können dadurch eine zentrale Position in der Informationsverteilung zwischen verschiedenen Clustern einnehmen (Burt, 2004; Kilduff & Tsai, 2003).

3.2.3 Wissenssoziologische Diskursanalyse

Ergebnisse der automatisierten Inhaltsanalyse und Netzwerkanalyse ermöglichen eine aus den Daten begründete Identifizierung von Kanälen und Inhalten, die für eine interpretative Analyse wichtig sind (Aranda et al., 2021; Blätte et al., 2018; Jacobs & Tschöschel, 2019; Kantner & Overbeck, 2020; Törnberg & Törnberg, 2016). Durch Kombination dieser Verfahren können inhaltlich und strukturell zentrale Elemente des Telegram-Netzwerks gezielt identifiziert und einordnet werden. Relevanzen in der Kommunikation des erhobenen Netzwerkes werden dadurch hervorgehoben. Diese Vorarbeit erlaubt die gezielte Auswahl von Nachrichten, die das Forschungsinteresse widerspiegeln und sich gleichzeitig auf zentrale Inhalte des Gesamtnetzwerks beziehen. Dadurch wird es möglich, sowohl die Bedeutung einzelner Nachrichten als auch ihrer Verbreitung im Netzwerk als integrale Bestandteile des Diskurses zu verstehen. Die ausgewählten Nachrichten können im Kontext des gesamten Netzwerks analysiert und eingeordnet werden. Durch die Kombination der automatisiert-inhaltsanalytischen und netzwerkanalytischen Vorarbeit wird die Auswahl relevanter Nachrichten gezielt verankert: Es können Nachrichten untersucht werden, die im Netzwerk als thematisch und strukturell einflussreich gelten, was eine besonders fundierte Diskursanalyse ermöglicht. Der Mehrwert des methodischen Zusammenwirkens zeigt sich durch die Verknüpfung struktureller Position und inhaltlicher Themen. Bei der Reduktion kann aber auch darauf geachtet werden, dass er repräsentativ für die zentralen Themen und Akteur*innen im Netzwerk bleibt, um eine aussagekräftige interpretative Analyse zu gewährleisten.

Mit einer Wissenssoziologischen Diskursanalyse und dem dazugehörigen Methodenrepertoire (Keller, 2011c, 2013) kann verstanden werden, wie Wissensvorräte und soziale Normen im Diskurs auf Telegram produziert, verbreitet und gefestigt werden. Diskurse können synchron und diachron auf zentrale Themen, Argumentationsmuster und ideologische Positionen untersucht werden. Dadurch wird es möglich, jene Prozesse auf Telegram zu verstehen und zu erklären, wie diese durch gesellschaftliche Ordnungen und Machtverhältnisse stabilisiert oder verändert werden. Auch die sozialen und politischen Funktionen von Diskursen auf dieser Plattform können untersucht werden – insbesondere deren Beitrag zur Legitimation von Macht sowie Mobilisierung von online vernetzten Akteur*innen. Dies wird durch Kategorisierung, Kodierung und Interpretation von Mustern im Datenmaterial geschafft.

Zunächst bedarf es hierzu der Identifikation von Diskursfragmenten, d.h. Aussagen, Begriffen oder spezifischen Textstellen, die potenziell relevante Wissensbe-

stände und soziale Konstruktionen offenlegen.⁶ Auf Telegram können das bspw. häufig verwendete Begriffe, Memes, Argumentationsmuster oder Hashtags sein. Diese strukturellen Gemeinsamkeiten in verschiedenen Nachrichten können Argumentationsstrukturen, narrative Muster und diskursive Strategien offenlegen, die zur Konstruktion und Aufrechterhaltung bestimmter Wirklichkeitsdeutungen und Machtverhältnisse beitragen. Dabei ist das Ziel, festzustellen, wie in den Netzwerk-Interaktionen Wissen über ein zentrales Thema geformt, vermittelt und verbreitet wird. Anschließend können die Wissensordnungen und impliziten wie expliziten Diskursregeln analysiert werden. Von besonderer Relevanz ist die Frage, wer sich im Netzwerk äußern darf, wie Meinungen bewertet und welche Positionen als legitim anerkannt oder marginalisiert werden; wodurch letztlich auch Machtstrukturen und Wissensordnungen aufgedeckt werden. Indem rekonstruiert wird, wie Gruppen sich innerhalb des erhobenen Gesamtnetzwerkes selbst definieren und welche Weltbilder sie vertreten, kann analysiert werden, wie spezifische ‚Wahrheiten‘ und Wirklichkeitskonstruktionen kommunikativ geformt werden (Keller, 2011b). Schließlich werden die gefundenen Ergebnisse gesellschaftlich kontextualisiert, indem die Rolle, die Telegram bei der Verbreitung der Diskurse spielt, diskutiert wird. Die Wissenssoziologische Diskursanalyse ermöglicht es somit, die Entstehung und Verbreitung von (Gegen-)Öffentlichkeiten auf Telegram in Bezug auf größere politische und kulturelle Entwicklungen zu verstehen. Zugleich erlaubt es dieses Verfahren, der Produktion und Verbreitung von Wissen in Telegram-Netzwerken nachzugehen, was insbesondere für die Untersuchung von Verschwörungstheorien, Falschinformationen und alternativen Narrativen relevant scheint, die in großem Umfang auf dieser Plattform zirkulieren.

4. Beispielanalyse: Der Diskurs zum Ukraine-Krieg im deutschsprachigen Telegram-Netzwerk

Im Folgenden stellen wir eine exemplarische Anwendung der Wissenssoziologischen Telegram-Analyse vor, die den Fokus auf die gesellschaftlichen Konstruktionen und diskursiven Strukturen legt, welche durch Kanäle und Nachrichten auf der Plattform gebildet werden. Diese Strukturen sind nicht nur Ausdruck individueller Meinungen, sondern das Ergebnis der Typisierung, Bedeutungszuschreibung und Legitimierung von Wissen, die in sozialen Interaktionen und Diskursen verankert sind (vgl. Keller, 2011a; 2013; Reichertz, 2000). Unser Forschungsinteresse bestand in der Erfassung und Analyse diskursiver Positionierungen zu verschiedenen politischen Themen durch (ultra-)rechte deutschsprachige Kanäle auf Telegram und dem Wissen, was im Zuge dessen hervorgebracht, konstruiert und in Umlauf gebracht wird. Dieses sehen wir als Ergebnis eines kontinuierlichen Aushandlungsprozesses, welcher durch soziale, ideologische und politische Kräfte geprägt wird. Mit der automatisierten Inhaltsanalyse haben wir den Ukraine-Krieg als zentrales Thema innerhalb eines größeren diskursiven Rahmens im Jahr 2022 bestimmen können. Dies zeigt, wie politische Ereignisse nicht isoliert, son-

6 Für eine detaillierte Darlegung des Verfahrens der Wissenssoziologischen Diskursanalyse siehe Keller (2011c).

dern im Kontext bestehender Wissensordnungen und Diskursformationen wahrgenommen und diskutiert werden. Daher haben wir uns auf die Frage konzentriert, welche Kanäle den Ukraine-Krieg mit welchen Inhalten diskursiv verhandeln und welche Wirklichkeitskonstruktionen daraus resultieren.

Für die Datenerhebung haben wir eine Initialliste aus 33 einschlägig bekannten, in der rechten Szene aktiven, deutschsprachigen Kanälen zusammengestellt (vgl. Anhang 1). In insgesamt neun Iterationen konnte so ein Gesamtdatensatz für das Jahr 2022 erhoben werden, der aus 7.999 deutschsprachigen, mindestens dreimal weitergeleiteten, öffentlichen Kanälen auf Telegram besteht. Diesen Datensatz haben wir durch eine Stichwortliste aus Begriffen, die sich auf den Ukraine-Krieg beziehen (Ukraine, Russland, Putin, Selenskyj, Donbass, Krim etc., vgl. Anhang 2), reduziert, um einen ergänzenden Teildatensatz zu erstellen, der aus Kanälen, Nachrichten und Weiterleitungen zum Ukraine-Krieg besteht. Beides wurde mittels automatisierter Inhalts- und Netzwerkanalyse untersucht. Die Ergebnisse dienen der Strukturierung und Reduzierung des Datensatzes auf Kanäle und Nachrichten für die Wissenssoziologische Diskursanalyse⁷ (vgl. Aranda et al. 2021; Jacobs & Tschötschel 2019; Törnberg & Törnberg 2016). Dabei haben wir uns auf zehn Kanäle festgelegt (vgl. Anhang 4), die die Themencluster und damit die politische Stimmung auf Telegram darstellen und – festgelegt durch die Netzwerkmetriken der Eigenvector- und Betweenness-Centrality sowie der Followeranzahl – eine hohe Relevanz innerhalb des Netzwerks besitzen.⁸ Aus diesem Sample haben wir eine zufällige Auswahl von Nachrichten erhoben, die die Aktivität über das Jahr 2022 darlegt und mit den 500 am meisten weitergeleiteten Nachrichten zum Ukraine-Krieg-Diskurs ergänzt. So konnte ein Datenkorpus aus insgesamt 5.500 Nachrichten zur Diskursanalyse zusammengestellt werden.

Der Gesamtdatensatz umfasst 7.999 Kanäle mit insgesamt 728.479 Verbindungen und 21.696.458 Nachrichten, davon sind 8.660.420 Nachrichten weitergeleitet. Der Teildatensatz zum Ukraine-Krieg enthält 7.475 Kanäle, von denen 4.897 aktiv im Ukraine-Diskurs vernetzt sind. Dieser Teildatensatz beinhaltet 127.936 Verbindungen und 4.106.202 Nachrichten, wobei 659.673 dieser Nachrichten Weiterleitungen sind.

Die automatisierte Inhaltsanalyse lieferte uns mehrere Hinweise auf die Zentralität des Diskurses zum Ukraine-Krieg. Die diskursive Struktur um den Ukraine-Krieg stellt dabei einen geschlossenen Wissensraum dar, der sowohl bestimmte Deutungen der Realität etabliert als auch alternative Sichtweisen marginalisiert oder ausschließt (vgl. Habermas, 2021). Eine *Auswertung der Anzahl verfasster Nachrichten* zeigt, dass mit dem Beginn des Angriffskriegs auf die Ukraine am 24. Februar 2022 die Anzahl der Nachrichten deutlich anstieg. Am Tag des Angriffs wurden insgesamt 32.833 Nachrichten verfasst. Dieser Wert blieb bis in den März konstant hoch, fiel dann etwas ab und stieg im September mit der Bekanntmachung einer weiteren russischen Teilmobilisierung und einer Großoffensive wieder

7 Der genutzte Leitfaden zur Datenerhebung und -analyse findet sich unter Anhang 3.

8 Die Kanäle sind: „Deutsch-Russische-Freundschaft“, „Eva Herman Offiziell“, „Folge dem Plan“, „Freie Medien“, „Freie Sachsen“, „Immer Frei“, „Mäcke macht gute Laune“, „Markus Haintz DE“, „Neues aus Russland“ und „we are the News“.

an. Die am meisten verwendeten *Hashtags* im Gesamtdatensatz sind #Ukraine (36.588) und #Russland (27.173), eine Auswertung der *Wortverwendungen* zeigt, dass führende Politiker Russlands, der Ukraine und Deutschland häufig genannt werden, militärische Organisationen und westliche Bündnisse (EU, NATO, UNO), Geheimdienste (CIA) und Parteien (SPD, Grüne) besonders präsent sind. Eine Auswertung des *Topic-Modelings* ergab, dass das größte und von den meisten Kanälen genutzte Thema eine Wortgruppe aus Begriffen mit Kriegsbezug ist (Waffen, Verteidigung, Donbass, Atombombe, Weltordnung, Putin etc.).

Die Netzwerkanalyse des Gesamtdatensatzes ergab, dass es sich hierbei um ein stark fragmentiertes Netzwerk handelt, das jedoch durch zentral vernetzte Akteure zusammengehalten wird. Diese Akteure übernehmen eine Schlüsselrolle in der Produktion und Verbreitung von Wissen, das wiederum die Deutungsmuster und Wissensbestände innerhalb des Netzwerks prägt. Dies bestätigt Ergebnisse aus Studien mit anderem Länderschwerpunkt (vgl. Froio & Ganesh 2018; Klein & Muis 2019; Uрман & Katz 2020). Das Netzwerk besteht aus sechs größeren Themenclustern. Für diese Cluster sind Personen des öffentlichen Lebens aus der rechten Szene oder alternative Medien am relevantesten, weshalb diese Kanäle die höchste Eigenvektor-Centrality erzielen. Diese Kanäle sind auch über die Cluster hinweg eng mit den wichtigsten Kanälen vernetzt und können so das Netzwerk zusammenhalten. Eine Gegenüberstellung des Netzwerkdurchmessers, der größtmöglichen Entfernung zweier Kanäle im Netzwerk, und der mittleren Pfadlänge, der durchschnittlichen Entfernung zwischen zwei Kanälen, bestätigt dies. Der Netzwerkdurchmesser beträgt 12, die mittlere Pfadlänge 3,176. Trotz des großen Netzwerkdurchmessers sind durch die stark vernetzten, zentral verorteten Kanäle durchschnittlich nur drei Weiterleitungen nötig, um das gesamte Netzwerk zu erreichen.

Im Gesamtnetzwerk wurden sechs Cluster aus Kanälen algorithmisch erhoben, die enger miteinander als mit anderen Kanälen verbunden sind. Deren Inhalte korrelieren mit Ergebnissen aus dem Topic-Modeling, wodurch den einzelnen Clustern Themenschwerpunkte zugeordnet werden konnten (für eine grafische Darstellung siehe Abb. 1). Innerhalb eines Clusters werden somit Wissensvorräte und Deutungsmuster geteilt. Die sechs Cluster umfassen 89.09 % des Netzwerks mit 7.126 Kanälen. Kanäle außerhalb dieser Cluster sind oft gering vernetzt und konzentrieren sich auf spezielle Themen wie linke Politik oder den Weltraum.

Abbildung 1. Gesamtnetzwerk mit farblicher Markierung der einzelnen Cluster:
 Covid-19 (Türkis), Spiritualität (Orange), Verschwörungserzählungen (Pink),
 Russland(propaganda) (Grün), Direktdemokratie (Braun), Alternative Medien (Rosa)



Die Wissensbestände und Deutungsmuster, die durch die Cluster ausgebildet und legitimiert werden, zeigen folgende inhaltliche Schwerpunkte auf:

1. *Covid-19*: Hier werden Themen wie Impfpflicht, Ernährung und „Alternative zur Schulmedizin“ verhandelt. Das Cluster besteht aus Kanälen, die an der Organisation von Protestbewegungen gegen die Corona-Maßnahmen mitgewirkt haben. Zusätzlich lässt sich beobachten, dass diese Kanäle Deutungsmuster etablieren, die die Maßnahmen als Ausdruck einer übergeordneten Kontrolle darstellen und alternative Wissensordnungen propagieren.
2. *Spiritualität*: Schwerpunkte sind Horoskope, Magie, Fabelwesen, Lichtnahrung oder andere spirituelle Themen. Die größten Kanäle sind monothematisch und sammeln kleinere, die jeweiligen Inhalte ergänzende Kanäle um sich. Diese Netzwerke fördern eine Weltanschauung, die Wissensbestände aus verschiedenen kulturellen und historischen Kontexten vereint und somit hybride Wissenswelten schafft.
3. *Verschwörungserzählungen*: Präsent sind verschiedene Erzählungen über Q-Anon, eine New World Order, die flache Erde oder den kommenden Weltuntergang. Hier werden auffällig mehr Inhalte weitergeleitet und Follower dazu aufgefordert, sich selbst auf eine Wahrheits- und Wissenssuche zu begeben. Die Analyse zeigt, dass diese Erzählungen oftmals auf diskursive Strategien zurückgreifen, die sich auf emotionale Mobilisierung und narrative Simplifizierung stützen.

4. *Russland(propaganda)*: Verschiedene Kanäle übersetzen russische Nachrichten ins Deutsche, teilen Kriegsberichte aus russischer Perspektive und kritisieren westliche Staaten. Ein Fokus liegt auf Augenzeug*innenberichten von militärischen Manövern und Kriegshandlungen im Ukraine-Krieg. Diese Kanäle nutzen gezielt audiovisuelle Inhalte, um Authentizität und Nähe zu erzeugen, während sie alternative Wirklichkeitskonstruktionen festigen.
5. *Direktdemokratie*: Verschiedene politische Akteur*innen wollen Individuen zur politischen Willensbildung und Entscheidungsgewalt ermächtigen und Streiks für mehr Direktdemokratie organisieren. Die Kanäle zeigen eine Tendenz, politische Prozesse durch die Perspektive einer umfassenden Bürgerbeteiligung zu rekonstruieren, wobei sie etablierte Wissensordnungen kritisch hinterfragen.
6. *Alternative Medien*: Kanäle produzieren und teilen im Stil einer Nachrichtenplattform mediale Inhalte, Augenzeug*innenberichte und Artikel herkömmlicher Medien. Diese Kanäle werden intensiv von anderen Clustern geteilt und oft einheitlich als Legitimationsquelle für (Hintergrund-)Informationen genutzt. Dabei bedienen sie sich häufig diskursiver Praktiken, die traditionelle journalistische Normen gezielt unterwandern, um alternative Deutungsmuster zu fördern.

Im Teilnetzwerk zum Ukraine-Krieg ist ein ähnlich fragmentiertes Netzwerk zu finden. Die Kanäle werden ebenfalls durch wenige, zentral vernetzte Kanäle zusammengehalten. Der Unterschied ist jedoch, dass im Zentrum dieses Wissensdiskurses vier inhaltlich abgestimmte, russlandfreundliche (Propaganda-)Kanäle stehen – „Neues aus Russland“, „Russländer & Friends“, „Bürgerinitiative für Frieden“ und „Deutsch-Russische-Freundschaft“ –, denen eine Finanzierung durch die russische Regierung unterstellt wird (vgl. Tagesschau, 2023, 2. Januar; Timmermann, 2023). Diese Kanäle agieren nicht nur als Informationsvermittler, sondern auch als Akteure, die politische und ideologische Wissensordnungen produzieren, verbreiten und verfestigen. Diese Kanäle haben hohe Followerzahlen, den höchsten Eigenvektor- und die höchste Betweenness-Centrality, was bedeutet, dass sie eine entscheidende Rolle in der Vermittlung von Informationen und Verbindung wichtiger Kanäle einnehmen.

Auch die reichweitenstärksten Kanäle aus sechs verschiedenen Clustern im Gesamtnetzwerk verbreiten vermehrt deren Inhalte. Es ist zu erwarten, dass bei einer Fokussierung auf den Ukraine-Krieg vor allem Kanäle, die sich ausschließlich mit diesem Thema befassen, häufig geteilt werden. Überraschend ist jedoch, dass die vier von der russischen Regierung finanzierten Kanäle von 41,8 % der anderen Kanäle im Netzwerk geteilt werden. Von insgesamt 659.673 weitergeleiteten Nachrichten zum Ukraine-Krieg stammen 150.389 Nachrichten – also 22,8 % – ursprünglich von diesen vier zentralen Kanälen.

Die Wissenssoziologische Diskursanalyse der 5.500 für das Teilnetzwerk repräsentativen Nachrichten verweist auf eine spezifische Wissenspolitik: Der Diskurs auf der Plattform polarisiert stark und bietet wenig Meinungsvielfalt. Diese Polarisation ist kein Zufall, sondern Teil eines ideologischen Kampfs, in dem verschiedene Wissensordnungen um die Deutungshoheit über gesellschaftliche Wirklichkeit ringen (vgl. Alvesson & Sköldbberg, 2009; Frandsen & Johansen, 2016). Indem über den Krieg überwiegend einseitig und homogen geschrieben wird,

kommt es zur Konstruktion eines in weiten Teilen geschlossenen Weltbildes. Deutungsmuster und Wissensbestände, die diesem Bild entgegenstehen werden entweder nicht aufgegriffen oder wenn, dann nur, um hinterfragt zu werden. Zwei Medienformate dominieren die Kommunikation: Visuelle Berichterstattung über kriegsgerische Handlungen mit Bild- und Videomaterial und eine ausführliche Diskussion samt spekulativer Theoriebildung über Ereignisse und deren geopolitischen Auswirkungen. Hierbei lässt sich der Diskurs auf vier Deutungsmuster und Wirklichkeitskonstruktionen verdichten:

(1) Russische Soldaten werden als „Friedenstruppen“ beschrieben, die die „Befreiung“ unrechtmäßig besetzter Gebiete und die Wiederherstellung eines souveränen „russischen Reiches“ anstreben. Videoaufnahmen zeigen, wie sie „Frauen und Kinder“ retten. Ukrainische Soldaten werden als impulsive, „[b]lutige Schlächter“ beschrieben, die Zivilisten foltern, vergewaltigen und hinrichten. Russische Angriffe seien präzise und nur auf militärische Ziele gerichtet, während die Ukraine als der wahre Aggressor dargestellt wird. Russland sei eine ehrenwerte „Befreiungsarmee“, die sich gegen eine globale Elite im Westen stellt.

(2) Die Ukraine wird als „Terrorregime“ dargestellt, kontrolliert von „Nazis“ und „rechtsradikalen Asow-Söldnern“. Bilder von Soldaten mit Hakenkreuz-Tattoos sollen dies beweisen. Der Westen und die NATO werden als die wahren Kriegstreibenden dargestellt, die den „Dritten Weltkrieg“ provozieren wollen. Deutschland wird als „Vasallenregime“ beschrieben, das von ausländischen Mächten kontrolliert wird. Die westlichen Medien seien „gleichgeschaltet“, betreiben angeblich „Gehirnwäsche“ und verbreiten „antirussische Propaganda“. Soziale Medien seien die letzte Quelle für Wahrheit und Freiheit, um „neue Visionen ins Bewusstsein der Menschen [zu] pflanzen“.

(3) Als Feindbild wird die populistische Erzählung einer „Elite“, eines „Deep State“ oder der „zionistische[n] Anwaltsbrut“ genannt. Diese Akteure würden im Verborgenen agieren, um die Bevölkerung durch Krisen zu kontrollieren. Es wird vor einer bevorstehenden „neuen Weltordnung“ und der „Enteignung der Bevölkerung“ gewarnt. Telegram wird als Plattform gefeiert, die die große „Inszenierung“ und „Show“ erkennt, die „geheimen Pläne der westlichen Elite“ aufdeckt und „Putin der Bestie den endgültigen Todesstoß versetzt“. Die sich in „Geiselschaft“ befindende Bevölkerung „verarme“. Setzt sich diese zur Wehr, werde sie „verfolgt, bestraft, gejagt“. Nur das „tapfere“ Russland kann sich mit den Verbündeten „Brasilien, Indien, China und Südafrika“ die „dystopische Zukunft“ abwehren.

(4) Um Putin wird ein Personenkult geschaffen. Er verkörpere den „wahren“ Volkswillen, sei ein „Genie der Geo-Politik“ und der „lichtvolle Anführer der Welt“. Er sei der tapfere Gegenspieler des „Euro-Atlantismus“ und verfolge eine „der brilliantesten geopolitischen Strategien der Geschichte“. Meme-Compilation-Videos stellen ihn als Superhelden, im Boxring gegen Selenskyj oder auf einem Bären reitend dar. Russland wird als stark und stabil dargestellt, während Selenskyj als „Marionette“ und „Schauspieler“ denunziert wird, dessen „Tage gezählt“ seien.

Daraus ergibt sich, dass Telegram 2022 zur Verbreitung von pro-russischen Positionen genutzt wird. Diese münden in eine entsprechende Wissenspolitik, in der russlandkritische Äußerungen diskursiv abgewertet werden. Dabei zeigt sich,

dass sich pro-russische Narrative gezielt in bestimmten Netzwerkclustern verstärken und dadurch eine eigene Diskursordnung etablieren können. Durch systematische Datenerhebung auf Telegram konnte der Teildiskurs treffend in die Netzwerksphäre eingeordnet werden. Um Inhalte auf Telegram zu verstehen, ist eine Einordnung der Inhalte in übergeordnete Netzwerkbeziehungen notwendig. Nur so können Reichweite und Diskursbeeinflussung einzelner Inhalte erfasst und analysiert werden. Die Kombination von strukturellen Beziehungen und inhaltlichen Mustern kann Einblicke in Dynamiken der Wissensverteilung digitaler Netzwerke bieten. Diese Dynamiken legen nahe, dass Netzwerke nicht nur Inhalte verbreiten, sondern auch spezifische Wissensordnungen schaffen, die maßgeblich zur Diskursgestaltung beitragen. Damit wird deutlich, wie Wissen und Deutungsmuster produziert werden und Diskurse sich verändern.

Dieses Anwendungsbeispiel zeigt, dass die Wissenssoziologische Telegram-Analyse dazu beitragen kann, komplexe Kommunikations- und Netzwerkstrukturen in digitalen Räumen zu erfassen. Sie ermöglicht es somit, Dynamiken und Auswirkungen spätmoderner Sozialer Medien auf öffentliche Diskurse und soziale Bewegungen zu verstehen. Die Wissenssoziologische Telegram-Analyse erlaubt es, der Verbreitung rechtsideologischer Inhalte, entsprechender Wissensordnungen und daran geknüpften Radikalisierungsprozessen nachzuspüren und diese auszuleuchten. Darüber hinaus bietet sie ein methodisches Werkzeug, um die Wechselwirkungen zwischen diskursiven Inhalten und technologischen Plattformarchitekturen zu untersuchen. Sie ist ein Verfahren, mit dem es möglich wird, die parallelen diskursiven Räume zu beforschen, in denen Gruppen ihre oppositionellen Interpretationen, Identitäten und Bedürfnisse formulieren. So wird sichtbar, wie soziale Medien Räume für diskursive Fragmentierung schaffen, die wiederum Einfluss auf gesellschaftliche Diskurse haben.

5. Die Erforschung von Wissenskulturen auf Telegram

Die hier vorgestellte Wissenssoziologische Telegram-Analyse lässt sich als ein Verfahren beschreiben, mit dem der kommunikativen Konstruktion von Wissen nachgegangen wird, die in einem unregulierten, meist geschlossenen Diskursraum erfolgt. Das Anwendungsbeispiel hat dies in Bezug auf rechtsideologische Netzwerke und ihren Deutungsmustern veranschaulicht. Darüber hinaus gibt es aber noch weitere Wissenskulturen, die auf Telegram vorgefunden werden können: Die Online-Plattform dient zum Beispiel in autoritären Staaten als wichtiges Kommunikationsmittel, mit dem sich Oppositionelle vernetzen und austauschen (Wijermars & Lokot, 2022). Gleichzeitig ist sie ein Raum, in dem staatlich gelenkte Akteure strategisch Informationen verbreiten, um die öffentliche Meinungsbildung zu beeinflussen. Telegram hat sich insbesondere während der Covid-19-Pandemie zu einem zentralen Medium für die Verbreitung von Verschwörungsideologien entwickelt (Curley et al., 2022) und ist ein Ort, an dem wissenschaftlicher Austausch und Wissenschaftskommunikation erfolgen kann (Böcker et al., 2023). Zudem ist Telegram ein Werkzeug für hybride Akteur*innen, die wissenschaftliche wie auch populistische Diskurse miteinander verknüpfen, um Glaubwürdigkeit zu erzeugen. Telegram dient sowohl progressiven als auch regressiven sozia-

len Bewegungen zur Informationsverbreitung, Mobilisierung und Konstruktion von Gegenöffentlichkeiten (Bader et al., 2023). Es gibt Gruppen, die als Sprach- und Kulturgemeinschaften fungieren, als Peer-Learning- und Bildungsgemeinschaften, Programmier-Communities und Netzwerke, die sich zu Gesundheit, Alternativmedizin und Wellness austauschen. In all diesen Fällen bilden sich *Wissenskulturen* aus (Knoblauch, 2014: 246ff.), die beeinflussen, wie Menschen Wissen erfahren, verbreiten und interpretieren.

Durch Kombination automatisierter Inhaltsanalyse, Netzwerkanalyse und Wissenssoziologischer Diskursanalyse lassen sich jene Wissenskulturen, d.h. jene „Praktiken, Mechanismen und Prinzipien“ untersuchen, die „in einem Wissensgebiet bestimmen, *wie wir wissen, was wir wissen*“ (Knorr Cetina, 2002: 11). Indem das Hauptaugenmerk auf Diskursfragmente, Wirklichkeitsdeutungen, Wissensordnungen und Diskursregeln gelegt wird (Keller, 2011b), geht das hier vorgestellte Verfahren über die bloße Verschaltung von Inhalts- und Netzwerkanalyse hinaus. Es ermöglicht, der Herausbildung von Wissenspolitiken und -verteilungen auf Telegram nachzuspüren und somit auch – vor dem Hintergrund einer fundierten wissenssoziologischen Perspektive – die Wirklichkeitskonstruktionen in den Netzwerken zu verstehen und erklären. Zugleich geht das vorgestellte Verfahren über die bloße Anwendung der Wissenssoziologischen Diskursanalyse hinaus. Es setzt einen Weg der Datenerhebung und -analyse voran, durch die ein möglichst umfangreiches Sampling erstellt werden kann, welches durch die automatisierte Inhalts- und Netzwerkanalyse aufgrund der Relevanzen reduziert wird, die durch das Forschungsfeld gesetzt werden – durch die quantitative Auswertung der Beziehungen zwischen den Kanälen und des Teilens von Nachrichten. Die Wissenssoziologische Telegram-Analyse ist nicht der einzige Weg, um die Kommunikationsgemeinschaften auf Telegram zu untersuchen; es handelt sich jedoch um ein Verfahren, durch das ein umfassender Blick auf die Netzwerkkommunikation durch eine wissenssoziologische Perspektivierung gebrochen wird und somit neuartige Erkenntnisse bereithält.

Literaturverzeichnis

- Akreml, L., Baur, N., Knoblauch, H., & Traue, B. (2018). *Handbuch Interpretativ forschen* [Handbook of interpretative research methods]. Beltz Juventa.
- Alvesson, M., & Skoldberg, K. (2009). *Reflexive methodology: New vistas for qualitative research*. Sage. <https://doi.org/10.1080/14767333.2012.656893>
- Aranda, A. M., Sele, K., Etchanchu, H., Guyt, J. Y., & Vaara, E. (2021). From big data to rich theory: Integrating critical discourse analysis with structural topic modeling. *European Management Review*, 18(3), 197–214. <https://doi.org/10.1111/emre.12452>
- Agur, C., & Frisch, N. (2019). Digital disobedience and the limits of persuasion: Social media activism in Hong Kong's 2014 umbrella movement. *Social Media + Society*, 5(1), 205630511982700. <https://doi.org/10.1177/2056305119827002>
- Bader, K., Müller, K. F., & Rinsdorf, L. (2023). Zwischen Staatskepsis und Verschwörungsmythen. Eine Figurationsanalyse zur kommunikativen Konstruktion von Gegenöffentlichkeiten auf Telegram [Between state scepticism and conspiracy myths: A figurational analysis of the communicative construction of counter-publics on Tele-

- gram]. *Medien & Kommunikationswissenschaft*, 71(3–4), 248–265. <https://doi.org/10.5771/1615-634x-2023-3-4-248>
- Baltar, F., & Brunet, I. (2012). Social research 2.0: Virtual snowball sampling method using Facebook. *Internet Research*, 22(1), 57–74. <https://doi.org/10.1108/10662241211199960>
- Baumgartner, J., Zannettou, S., Squire, M., & Blackburn, J. (2020). The Pushshift Telegram dataset. *Proceedings of the international AAAI conference on web and social media*, 14, 840–847. <https://doi.org/10.1609/icwsm.v14i1.7348>
- Berger, P. L., & Luckmann, T. (1969). *Die gesellschaftliche Konstruktion der Wirklichkeit. Eine Theorie der Wissenssoziologie* [The social construction of reality: A treatise in the sociology of knowledge]. Fischer.
- Bird, S., Klein, E., & Loper, E. (2009). *Natural language processing with Python*. O'Reilly.
- Blei, D. M., Ng, A. Y., & Jordan, M. I. (2003). Latent dirichlet allocation. *Journal of machine Learning research*, 3, 993–1022.
- Blätte, A., Behnke, J., Schnapp, K. U., & Wagemann, C. (Hrsg.) (2018). *Computational social science. Die Analyse von Big Data [Computational social science: The analysis of big data]*. Nomos. <https://doi.org/10.5771/9783845286556>
- Böcker, R., Mandl, T., Mitera, H., & Schmidt, F. (2023). Wissenschaftskommunikation und Informationsverhalten während der COVID-19-Pandemie. Eine Analyse von Umfragedaten und Interviews [Science communication and information behavior during the COVID-19 pandemic: An analysis of survey data and interviews]. *Information – Wissenschaft und Praxis*, 74(1), 31–41. <https://doi.org/10.1515/iwp-2022-2248>
- Borgatti, S. P., Mehra, A., Brass, D. J., & Labianca, G. (2009). Network analysis in the social sciences. *science*, 323(5916), 892–895. <https://doi.org/10.1126/science.1165821>
- Boyd, D., & Crawford, K. (2012). Critical questions for big data: Provocations for a cultural, technological, and scholarly phenomenon. *Information, Communication & Society*, 15(5), 662–679. <https://doi.org/10.1080/1369118x.2012.678878>
- Brodovskaya, E., Dombrovskaya, A., Azarov, A., & Karzubov, D. (2020). Ukrainian information flows in the Crimean segment of social media: Social network analysis. In A. Chugunov, I. Khodachek, Y. Misnikov & D. Trutnev (Hrsg.), *Communications in computer and information science* (S. 441–451). Springer. https://doi.org/10.1007/978-3-030-39296-3_32
- Buehling, K., & Heft, A. (2023). Pandemic protesters on Telegram: How platform affordances and information ecosystems shape digital counterpublics. *Social Media + Society*, 9(3). <https://doi.org/10.1177/20563051231199430>
- Burris, V., Smith, E., & Strahm, A. (2000). White supremacist networks on the internet. *Sociological Focus*, 33(2), 215–235. <https://doi.org/10.1080/00380237.2000.10571166>
- Burt, R. S. (2004). Structural holes and good ideas. *American Journal of Sociology*, 110(2), 349–399. <https://doi.org/10.1086/421787>
- Caiani, M., Della Porta, D., & Wagemann, C. (2012). *Mobilizing on the extreme right Germany, Italy, and the United States*. Oxford University Press. <https://doi.org/10.1093/acprof:oso/9780199641260.001.0001>
- Crossley, N. (2010). The social world of the network: Combining qualitative and quantitative elements in social network analysis. *Sociologia*, 1, 1–34. <https://doi.org/10.2383/32049>
- Curley, C., Siaper, E., & Carthy, J. (2022). Covid-19 protesters and the far right on Telegram: Co-conspirators or accidental bedfellows? *Social Media + Society*, 8(4), 1–15. <https://doi.org/10.1177/20563051221129187>
- DiMaggio, P., Nag, M., & Blei, D. (2013). Exploiting affinities between topic modeling and the sociological perspective on culture: Application to newspaper coverage of U.S. gov-

- ernment arts funding. *Poetics*, 41(6), 570–606. <https://doi.org/10.1016/j.poetic.2013.08.004>
- Foucault, M. (1971). *Die Ordnung der Dinge. Eine Archäologie der Humanwissenschaften* [The order of things: An archaeology of the human sciences]. Suhrkamp.
- Foucault, M. (1981). *Archäologie des Wissens* [The archaeology of knowledge]. Suhrkamp.
- Frandsen, F. & Johansen, W. (2016): *Organizational crisis communication: A multivocal approach*. Sage.
- Frischlich, L., Schatto-Eckrodt, T., Völker, J., & Döring, M. (2022). *Rückzug in die Schatten? Die Verlagerung digitaler Foren zwischen Fringe Communities und „Dark Social“ und ihre Implikationen für die Extremismusprävention* [Retreat into the shadows? The shift of digital forums between fringe communities and „dark social“ and its implications for extremism prevention]. Bonn International Centre for Conflict Studies.
- Ganesh, B., & Froio, C. (2018). The transnationalisation of far right discourse on Twitter. *European Societies*, 21(4), 513–539. <https://doi.org/10.1080/14616696.2018.1494295>
- Gamper, M. (2020). Netzwerkanalyse – eine methodische Annäherung [Network analysis: A methodological approach]. In A. Klärner, M. Gamper, S. Keim-Klärner, L. Moor, H. von der Lippe & N. Vonneilich (Hrsg.), *Soziale Netzwerke und gesundheitliche Ungleichheiten* (S. 109–133). Springer VS.
- Garry, A., Walther, S., Rukaya, R., & Mohammed, A. (2021). QAnon conspiracy theory: Examining its evolution and mechanisms of radicalization. *Journal for Deradicalization*, 26, 152–216.
- Gerster, L., Kuchta, R., Hammer, D., & Schwieter, C. (2021). Stützpfeiler Telegram: Wie Rechtsextreme und Verschwörungsideolog:innen auf Telegram ihre Infrastruktur ausbauen [Telegram as a pillar: How right-wing extremists and conspiracy ideologues are expanding their infrastructure on Telegram]. *Institute for Strategic Dialogue (ISD)*. https://www.isdglobal.org/wp-content/uploads/2021/12/ISD-Germany_Telegram.pdf
- González-Herrero, A., & Smith, S. (2008). Crisis communications management on the web: How internet-based technologies are changing the way public relations professionals Handle Business Crises. *Journal Of Contingencies and Crisis Management*, 16(3), 143–153. <https://doi.org/10.1111/j.1468-5973.2008.00543.x>
- Guhl, J., & Davey, J. (2020). A safe space to hate: White supremacist mobilisation on Telegram. *Institute for Strategic Dialogue*. <https://www.isdglobal.org/wp-content/uploads/2020/06/A-Safe-Space-to-Hate2.pdf>
- Habermas, J. (2021). Überlegungen und Hypothesen zu einem erneuten Strukturwandel der politischen Öffentlichkeit [Considerations and hypotheses regarding a renewed structural change in the political public sphere]. In M. Seeliger & S. Seignani (Hrsg.): *Ein neuer Strukturwandel der Öffentlichkeit?* (S. 470–500). Nomos. <https://doi.org/10.5771/9783748912187-470>
- Herasimenka, A. (2019). *Political organisation, leadership and communication in authoritarian settings: Digital activism in Belarus and Russia* [Doctoral dissertation, University of Westminster]. Westminster Research.
- Hitzler, R. (2020). Zentrale Merkmale interpretativer Sozialforschung [Central features of interpretative social research]. In R. Hitzler, J. Reichertz & N. Schröer (Hrsg.), *Kritik der Hermeneutischen Wissenssoziologie* (S. 82–98). Beltz Juventa.
- Hollstein, B. (2006). Qualitative Methoden und Netzwerkanalyse – ein Widerspruch? [Qualitative methods and network analysis: A contradiction?] In B. Hollstein & F. Straus (Hrsg.), *Qualitative Netzwerkanalyse* (S. 11–35). VS Verlag für Sozialwissenschaften.
- Hoseini, M., Melo, P., Benevenuto, F., Feldmann, A., & Zannettou, S. (2023). On the globalization of the QAnon conspiracy theory through Telegram. In *Proceedings of the*

- 15th ACM Web Science Conference 2023 (S. 75–85). Association for Computing Machinery. <https://doi.org/10.48550/arxiv.2105.13020>
- Jacobs, T., & Tschörschel, R. (2019). Topic models meet discourse analysis: A quantitative tool for a qualitative approach. *International Journal of Social Research Methodology*, 22(5), 469–485. <https://doi.org/10.1080/13645579.2019.1576317>
- Jansen, D. (2006). *Einführung in die Netzwerkanalyse. Grundlagen, Methoden, Forschungsbeispiele* [Introduction to network analysis: Basics, methods, research examples]. VS Verlag für Sozialwissenschaften.
- Jiang, S., & Wilson, C. (2018). Linguistic signals under misinformation and fact-checking: Evidence from user cComments on social media. *Proceedings of the ACM on Human-Computer Interaction*, 2 (CSCW), 1–23. <https://doi.org/10.1145/3274351>
- Johnson, T. P. (2014). Snowball sampling: introduction. In N. Balakrishnan, T. Colton, B. Everitt, W. Piegorisch, F. Ruggeri & J. L. Teugels (Hrsg.), *Wiley StatsRef: Statistics reference online* (S. 1–3). Wiley. <https://doi.org/10.1002/9781118445112.stat05720>
- Jost, P., & Dogruel, L. (2023). Radical mobilization in times of crisis: Use and effects of appeals and populist communication features in Telegram channels. *Social Media + Society*, 9(3). <https://doi.org/10.1177/20563051231186372>
- Jost, P., Heft, A., Buehling, K., Zehring, M., Schulze, H., Bitzmann, H., & Domahidi, E. (2023). Mapping a dark space: Challenges in sampling and classifying non-institutionalized actors on Telegram. *M&K Medien & Kommunikationswissenschaft*, 71(3–4). 212–229. <http://dx.doi.org/10.5771/1615-634X-2023-3-4-212>
- Kantner, C., & Overbeck, M. (2020). Exploring soft concepts with hard corpus-analytic methods. In N. Reiter, A. Pichler & J. Kuhn (Hrsg.), *Reflektierte algorithmische Textanalyse. Interdisziplinäre(s) Arbeiten in der CRETA-Werkstatt* (S. 169–189). De Gruyter. <https://doi.org/10.1515/9783110693973-008>
- Keller, R. (2011a). *Diskursforschung. Eine Einführung für SozialwissenschaftlerInnen* [Discourse research: An introduction for social scientists]. VS Verlag für Sozialwissenschaften. <https://doi.org/10.1007/978-3-531-92085-6>
- Keller, R. (2011b). The sociology of knowledge approach to discourse (SKAD). *Human Studies*, 34(1). 43–65. <https://doi.org/10.1007/s10746-011-9175-z>
- Keller, R. (2011c). *Wissenssoziologische Diskursanalyse. Grundlegung eines Forschungsprogramms* [The sociology of knowledge approach to discourse: Establishing a research program]. 3. Auflage. VS Verlag für Sozialwissenschaften. <https://doi.org/10.1007/978-3-531-92058-0>
- Keller, R. (2013). Zur Praxis der Wissenssoziologischen Diskursanalyse [On the practice of discourse analysis in the sociology of knowledge]. In R. Keller & I. Truschkat (Hrsg.), *Methodologie und Praxis der Wissenssoziologischen Diskursanalyse. Band 1: Interdisziplinäre Perspektiven* (S. 27–68). Springer VS.
- Khaund, T., Hussain, M. N., Shaik, M., & Agarwal, N. (2021). Telegram: Data collection, opportunities and challenges. In J. A. Lossio-Ventura, J. C. Valverde-Rebaza, E. Díaz, E. & H. Alatrística-Salas (Hrsg.), *Information management and big data* (S. 513–526). Springer VS.
- Kiess, J., & Wetzel, G. (2023). EFBI digital report 2023-3. *EFBI*. https://efbi.de/files/efbi/pdfs/Digital%20Reports/2023_EFBI_Digital%20Report_2023_3.pdf
- Kilduff, M., & Tsai, W. (2003). *Social networks and organizations*. Sage.
- Klein, O., & Muis, J. (2018). Online discontent: Comparing Western European far-right groups on Facebook. *European Societies*, 21(4), 540–562. <https://doi.org/10.1080/14616696.2018.1494293>
- Knoblauch, H. (2014). *Wissenssoziologie* [Sociology of knowledge]. 3., überarbeitete Auflage. UVK und Lucius.

- Knorr Cetina, K. (2002). *Wissenskulturen. Ein Vergleich naturwissenschaftlicher Wissensformen* [Knowledge cultures: An exploration of epistemic practices in the natural sciences]. Suhrkamp.
- Koos, S. (2021). Konturen einer heterogenen „Misstrauensgemeinschaft“: Die soziale Zusammensetzung der Corona-Proteste und die Motive ihrer Teilnehmer:innen [Contours of a heterogeneous „distrust community“: The social composition of the corona virus protests and the motivations of their participants]. In S. Reichardt (Hg.), *Die Misstrauensgemeinschaft der „Querdenker“: Die Corona-Proteste aus kultur- und sozialwissenschaftlicher Perspektive* (S. 67–90). Campus.
- Laaksonen, S., Nelimarkka, M., Tuokko, M., Marttila, M., Kekkonen, A., & Villi, M. (2017). Working the fields of big data: Using big-data-augmented online ethnography to study candidate–candidate interaction at election time. *Journal of information technology & politics*, 14(2), 110–131. <https://doi.org/10.1080/19331681.2016.1266981>
- La Morgia, M., Mei, A., & Mongardini, A. M. (2023). TGDataset: A collection of over one hundred thousand Telegram channels. *arXiv preprint*. arXiv:2303.05345. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2303.05345>
- Lazer, D., Pentland, A., Adamic, L., Aral, S., Barabási, A., Brewer, D., Christakis, N., Contractor, N., Fowler, J., Gutmann, M., Jebara, T., King, G., Macy, M., Roy, D., & Van Alstyne, M. (2009). Computational social science. *Science*, 323(5915), 721–723. <https://doi.org/10.1126/science.1167742>
- Matlach, P., & Hammer, D. (2024). The German far right online: A longitudinal study. *Isdglobal*. www.isdglobal.org/wp-content/uploads/2024/01/the-german-far-right-online-a-longitudinal-study1.pdf
- Müller, P. (2022). Extrem rechte Influencer*innen auf Telegram: Normalisierungsstrategien in der Corona-Pandemie [Extreme right-wing influencers on Telegram: Normalization strategies in the Corona pandemic]. *Zeitschrift für Rechtsextremismusforschung/ZRex*, 2(1), 91–109. <https://doi.org/10.3224/zrex.v2i1.06>
- Müller, A., Reshadatmand, N., & Neshati, M. (2017). Analysis of Telegram, an instant messaging service. In *Proceedings of the 2017 ACM on Conference on Information and Knowledge Management* (S. 2035–2038). Association for Computing Machinery. <https://doi.org/10.1145/3132847.3133132>
- Nooraie, R. Y., Sale, J. E. M., Marin, A., & Ross, L. E. (2018). Social network analysis: An example of fusion between quantitative and qualitative methods. *Journal of Mixed Methods Research*, 14(1), 110–124. <https://doi.org/10.1177/1558689818804060>
- O’Callaghan, D., Greene, D., Conway, M., Carthy, J., & Cunningham, P. (2013). An analysis of interactions within and between extreme right communities in social media. In M. Atzenmueller, A. Chin, D. Helic & A. Hotho (Hrsg.), *Ubiquitous social media analysis: Third international workshops MUSE 2012, Bristol, UK, September 24, 2012, and MSM 2012, Milwaukee, WI, USA, June 25, 2012, Revised selected papers* (S. 88–107). Springer. <https://doi.org/10.48550/arxiv.1206.7050>
- Reichert, J. (2000). Objektive Hermeneutik und hermeneutische Wissenssoziologie [Objective hermeneutics and hermeneutic sociology of knowledge]. In: F. Uwe, E. von Kardorff & I. Steinke (Hrsg.): *Qualitative Sozialforschung. Ein Handbuch* (S. 514– 524). Rowohlt.
- Rogers, R. (2020). Deplatforming: Following extreme Internet celebrities to Telegram and alternative social media. *European Journal of Communication*, 35(3), 213–229. <https://doi.org/10.1177/0267323120922066>
- Ruths, D., & Pfeffer, J. (2014). Social media for large studies of behavior. *Science*, 346(6213), 1063–1064. <https://doi.org/10.1126/science.346.6213.1063>

- Schroeder, R. (2018). *Social theory after the internet: Media, technology, and globalization*. London: UCL Press. <https://doi.org/10.2307/j.ctt20krxdr>
- Schulze, H., Hohner, J., Greipl, S., Girghuber, M., Desta, I., & Rieger, D. (2022). Far-right conspiracy groups on fringe platforms: a longitudinal analysis of radicalization dynamics on Telegram. *Convergence*, 28(4), 1103–1126. <https://doi.org/10.1177/13548565221104977>
- Srinivasa-Desikan, B. (2018). *Natural language processing and computational linguistics: A practical guide to text analysis with Python, Gensim, spaCy, and Keras*. Packt Publishing Ltd.
- Sumiala, J. M., Tikka, M. M. T., Huhtamäki, J., & Valaskivi, K. (2016). #JeSuisCharlie: Towards a multi-method study of hybrid media events. *Media And Communication*, 4(4), 97–108. <https://doi.org/10.17645/mac.v4i4.593>
- Tagesschau (2023, 2. Januar). Trotz EU-Sanktionen. Wie finanzieren sich Putin-Propagandisten? [How do Putin propagandists finance themselves?] *Tagesschau*. <https://www.tagesschau.de/faktenfinder/kontext/russland-propaganda-finanzierung-101.html>
- Tateo, L. (2005). The Italian extreme right online network: An exploratory study using an integrated social network analysis and content analysis approach. *Journal of Computer-mediated Communication*, 10(2). <https://doi.org/10.1111/j.1083-6101.2005.tb00247.x>
- Timmermann, S. (2023). Hintergrund. Ein Jahr Krieg in der Ukraine: Wie Desinformation zu einer mächtigen Waffe wurde [Background. One year of war in Ukraine: How disinformation became a powerful weapon]. *Correctiv*. <https://correctiv.org/faktencheck/hintergrund/2023/02/24/ein-jahr-krieg-in-der-ukraine-wie-desinformation-zu-einer-maechtigen-waffe-wurde/>
- Törnberg, A., & Törnberg, P. (2016). Muslims in social media discourse: Combining topic modeling and critical discourse analysis. *Discourse, Context & Media*, 13, 132–142. <https://doi.org/10.1016/j.dcm.2016.04.003>
- Urman, A., & Katz, S. (2020). What they do in the shadows: Examining the far-right networks on Telegram. *Information, Communication & Society*, 25(7), 904–923. <https://doi.org/10.1080/1369118x.2020.1803946>
- Urman, A., & Katz, S. (2022). Online publicity and outcomes of individual politically salient criminal cases in an authoritarian regime: Evidence from Russia. *Political Research Exchange*, 4(1). <https://doi.org/10.1080/2474736X.2022.2095920>
- Vasiliev, Y. (2020). *Natural language processing with Python and spaCy: A practical introduction*. No Starch Press.
- Wiederer, R. (2007). *Zur virtuellen Vernetzung des internationalen Rechtsextremismus* [On the virtual networking of international right-wing extremism]. Springer VS.
- Wich, M., Gorniak, A., Eder, T., Bartmann, D., Çakici, B. E., & Groh, G. (2022). Introducing an abusive language classification framework for Telegram to investigate the German hater community. *Proceedings of the International AAAI Conference on Web and Social Media*, 16, 1133–1144. <https://doi.org/10.1609/icwsm.v16i1.19364>
- Wiertz, T., & Schopper, T. (2019). Theoretische und methodische Perspektiven für eine Diskursforschung im digitalen Raum [Theoretical and methodological perspectives for discourse research in the digital space]. *Geographische Zeitschrift*, 107(4), 254–281. <https://doi.org/10.25162/gz-2019-0008>
- Wijermars, M., & Lokot, T. (2022). Is Telegram a „harbinger of freedom“? The performance, practices, and perception of platforms as political actors in authoritarian states. *Post-Soviet Affairs*, 38(1–2), 125–145. <https://doi.org/10.1080/1060586x.2022.2030645>
- Willaert, T., Peeters, S., Seijbel, J., & Van Raemdonck, N. (2022). Disinformation networks: A quali-quantitative investigation of antagonistic Dutch-speaking Telegram channels. *First Monday*, 27(5). <https://doi.org/10.5210/fm.v27i5.12533>

Zannettou, S., Caulfield, T., De Cristofaro, E., Kourtellis, N., Leontiadis, I., Sirivianos, M., Stringhini, G., & Blackburn, J. (2017). The web centipede: understanding how web communities influence each other through the lens of mainstream and alternative news sources. In *Proceedings of the 2017 Internet Measurement Conference (IMC '17)* (S. 405–417). Association for Computing Machinery. <https://doi.org/10.1145/3131365.3131390>

Zehring, M. & Domahidi, E. (2023). German corona protest mobilizers on Telegram and their relations to the far right: A network and topic analysis. *Social Media + Society*, 9(1), 1–12. <https://doi.org/10.1177/20563051231155106>

Zeng, J., & Schäfer, M. S. (2021). Conceptualizing „dark platforms“: Covid-19-related conspiracy theories on 8kun and Gab. *Digital Journalism*, 9(9), 1321–1343. <https://doi.org/10.1080/21670811.2021.1938165>

Zuev, D. (2010). The movement against illegal immigration: Analysis of the central node in the Russian extreme-right movement. *Nations And Nationalism*, 16(2), 261–284. <https://doi.org/10.1111/j.1469-8129.2010.00430.x>

Anhang

Anhang 1. Ausgangsliste aus 33 einschlägig bekannten, in der rechten Szene aktiven, deutschsprachigen Kanälen

Id	@-Handle	Zugehörigkeit	Follower	Beschreibung	Erhebungs durchlauf	Erhebungszeitraum	Begründung für die Auswahl des Kanals
Erfurt zeigt Gesicht	@ErfurtzeigtGesicht	Corona-Protestbewegung	6237	Wir, als überparteiliche Bürgerbewegung, setzen uns für die Interessen der Bürger, GEGEN die irrsinnigen Corona-Maßnahmen und den Rot-Rot-Grünen Politikwahnsinn in Thüringen ein. Offizieller Kanal von Axel Schlimper! Lieder, Vorträge und Reden! Und auch Vorträge zum Thema Atlantis!	1	24.12.2022	Ist ein "islamfeindliches Bündnis" (vgl. Wierzioch 2022), welches auf Demonstrationen mit gesichert rechtsextremen Akteuren des Compact-Magazins oder dem rechtsextremen Flügel der AfD auftritt.
SCHLIMPER gehts immer!	@AxelSchlimper	Einzelperson	3168	Bei Anfragen bitte Deutscher_Lichtkrieger@protonmail.com kontaktieren!!	1	24.12.2022	Kanal des bekannten Rechtsextremisten und Holocaust-Leugner Axel Schlimper (vgl. Tagesschau 2023b; Thüringer Allgemeine 2023)
MARKmobil	@MARKmobil	Alternative Medien	86346	MARKmobil ist werbefrei und lebt nur dank Eurer Spenden. Mark Hegewald Medien IBAN: CZ92 2010 0000 0020 0178 0546 BIC: FIOBCZPPXXX info@markmobil.eu Impressum: markmobil.eu/impressum.html	1	24.12.2022	Verbreitet Verschwörungserzählungen, spricht von Systemmedien und war bekannter Journalist in alternativen Medien während der Corona-Pandemie (vgl. psiram 2023). Gruppe, die mit "dieBasis" und "Querdenken Weimar" gegen Corona protestiert hat. Inhalt des Kanals sind tägliche Gewaltfantasien gegen Personen, die Corona-Maßnahmen durchsetzen. Kanal wurde zur Veröffentlichung dieser Arbeit gelöscht.
Freidenker Nordhausen Infokanal	@Freidenker_Nordhausen_Infokanal	Privat/Gelöscht	135	@INFO THÜRINGEN	1	24.12.2022	
@INFO THÜRINGEN	@elternteheaufTHUERINGEN	Alternative Medien	498	Austausch: • in den Ortsgruppen Thüringen Infokanal ElternStehenAuf @elternteheaufTHUERINGEN Wir kämpfen gegen willkürlichen Kindesentzug und pädokriminelle Netzwerke. Werde auch du ein Teil unserer Initiative. Aktive Hilfe für Betroffene. https://t.me/Kinder_schuetzen Kinder-schuetzen@gmx.net PayPal: http://paypal.me/kinderschuetzenneu	1	24.12.2022	Radikale Protestbewegung von "Eltern stehen auf", in ganz Deutschland organisiert, thüringischer Ableger, der Morddrohungen verbreitet (vgl. MOBIT 2021: 93).
Kinderschuetzen! Infokanal	@Kinderschuetzen	Corona-Protestbewegung	23122	Aufklärungskanal mit aktuellen News zu den internationalen Machenschaften hinter Corona und weiteren Ablenkungsthemen	1	24.12.2022	Kanal, der sich in der Corona-Pandemie gegen die Impfung von Kindern positioniert, und mit rechtsextremen auf Demos auftritt (vgl. Zwins 2021).
Das Eichsfeld wacht auf	@daseichsfeldwachtauf	Alternative Medien	1298	* Meldungen die sich im Nachhinein als offensichtlich falsch erweisen, werden nach Möglichkeit wieder gelöscht Öffentlicher Kanal von friedlichen Bürgern aus Hofheim und Umgebung, die sich kritisch mit der Coronapolitik und den Maßnahmen auseinandersetzen. Bitte die Inhalte überprüfen und gerne auch Feedback geben. Wir übernehmen keine Gewähr.	1	24.12.2022	Extrem rechter Kanal, zentrale Figuren in der Corona-Leugner-Szene sind hier aktiv (vgl. Wierzioch & Kendzia 2023).
Freiheitsboten Hofheim	@hofheimerfreiheitsboten	Alternative Medien	948		1	24.12.2022	Von Rechtsextremen unterwanderte Demonstrationsbewegung (vgl. hk-newsletter 2021).

Defender / SHAEF Support Deutschland	@Defender_Deutschland	Reichsbürger	20	Monika ist ein Admin in beiden Gruppen von Defender / SHAEF 2020 und Qanon Deutschland, sie zensiert die relevanten Nachrichten und blockiert echte Anons... Sie gehört zum Merkelregime, aufwachen Leute !!! In dieser Gruppe wird nicht zensiert or Zuerst kümmern wir uns um die Befreiung unserer Länder #x Premièrement nous veillons à la libération de nos pays us First we care about liberation of our countries es Primero nos ocupamos de liberar a nuestros países	1 24.12.2022	S.H.A.E.F.-Ideologie ist eine von Reichsbürgern verbreitete Verschwörungserzählung, die davon ausgeht, dass Deutschland von Amerika besetzt wird (vgl. Bundesamt für Verfassungsschutz 2023).
SHAEF Zuerst Deutschland	@Zuerst_Deutschland	Reichsbürger	5430	t.me/Zuerst_Deutschland_Admin	1 24.12.2022	S.H.A.E.F.-Ideologie ist eine von Reichsbürgern verbreitete Verschwörungserzählung, die davon ausgeht, dass Deutschland von Amerika besetzt wird (vgl. Bundesamt für Verfassungsschutz 2023).
NUR SHAEF-Gesetze gültig	@Nur_SHAEF_Gesetze	Reichsbürger	5287	Der Widerstand gegen eine unangenehme Situation, ist der Beginn des Leidens	1 24.12.2022	S.H.A.E.F.-Ideologie ist eine von Reichsbürgern verbreitete Verschwörungserzählung, die davon ausgeht, dass Deutschland von Amerika besetzt wird (vgl. Bundesamt für Verfassungsschutz 2023).
S.H.A.E.F.-F.DE	@shaef_info website	Reichsbürger	4256	Dieser Kanal Spiegelt alle erstellten Artikel von der Website S-H-A-E-F.de	1 24.12.2022	S.H.A.E.F.-Ideologie ist eine von Reichsbürgern verbreitete Verschwörungserzählung, die davon ausgeht, dass Deutschland von Amerika besetzt wird (vgl. Bundesamt für Verfassungsschutz 2023).
AfD- Stadtratsfraktion Eisenach	@Stadtratsfraktion Eisenach	AfD	43	Informationen zur Stadtratsarbeit / Wir freuen uns auf sachliche Diskussionen und achten auf Einhaltung der Netiquette	1 24.12.2022	Alternative für Deutschland als rechte politische Partei.
AfD Eichsfeld	@AfDEichsfeld	AfD	140	Offizieller Telegram Kanal des AfD Regionalverbands Eichsfeld	1 24.12.2022	Alternative für Deutschland als rechte politische Partei.
Naomi Seibt	@naomiseibt	Einzelperson	29298	https://naomiseibt.com Wir sind Patrioten, die unter dem Motto : "Weil Heimath verbindet" alles dafür tun um wieder gültiges Recht zu erlangen.	1 24.12.2022	Naomi Seibt verbreitet Verschwörungserzählungen über das Coronavirus, ist eine Bloggerin aus der Szene der Neuen Rechten (vgl. Thust 2020).
Lautgedacht fürs Heimathland	@Lautgedacht_Heimathland	Reichsbürger	7803	Weitere Infos und Quellen https://t.me/Lautgedacht_Heimathland/2	1 24.12.2022	Corona-Protestbewegung, die auf Telegram rechtsextreme Inhalte verbreitet (vgl. Silberstein 2022)
DER-THÜRINGER	@der_thueringer	Alternative Medien Corona-Protestbewegung	4932	Vielen Dank für eine kleine Wertschätzung meiner Arbeit "Zeitgeschichte auf der Straße" in Deutschland. : https://www.paypal.me/derthueringer PayPal IBAN: DE73820200870017783270	1 24.12.2022	Berichtet über gängige Themen der rechtsextremen Szene. Protestbewegung mit rechtsextremen Akteuren in der Führungsposition (vgl. Ehrlich 2022)
Sonneberg zeigt Gesicht	@sonneberg zeigtgesicht	Protestbewegung	1556	Informationen, Gedanken, deutsche Geschichte	1 24.12.2022	
Barbarossa, eine deutsche Seele	@greypanthersblog	Reichsbürger	463	Aufklärung ist das A. und O. bei diesem Kanal. Informationen sollten für jeden kostenfrei zur Verfügung stehen.	1 24.12.2022	Reichsbürgervereinigung, Bezugnahme zu Friedrich Barbarossa, alld deutsches Reich.
Barbarossa - Zeitgeschichte	@Barbarossa_SMGI	Reichsbürger	18182	🔗 Vorwärts mit Gott! In diesem Kanale finden Sie Hintergrundinformation aktueller sowie zeitgeschichtlicher Natur. -Fachmann im Bereich Geopolitik, Lyrik, Deutschem Soldatentum sowie Geschichte. Zur Konsultationsmaschine	1 24.12.2022	Reichsbürgervereinigung, Bezugnahme zu Friedrich Barbarossa, alld deutsches Reich.
Martin Sellner [TELEGRAM ELITE]	@martinsellnerIB	Identitäre Bewegung	59019	Mein Rundbrief: https://martin-sellner.at/rundbrief/ Unterstützen: http://martin-sellner.at/unterstuetzen-2/	1 24.12.2022	Marin Sellner ist zentraler Akteur der identitären Bewegung.
ATAHDM 2022	Privat/Gelöscht		4351	-	1 24.12.2022	Gesichert rechtsextremer Akteur, der während des Erhebungszeitraums wegen der stark rechtsextremen Einstellungen auf der Telegram-App im Google Play Store und Apple Appstore gesperrt wurde. Außerhalb davon ist er noch auf Telegram zu finden (vgl. Schulz 2022)
Bürgerinitiative für Frieden	@BiffFidU	Alternative Medien	21678	Geopolitik, Geoökonomie, Internationale Nachrichten, Analysen, Trendbeobachtung, Friedeninitiative. Ehrlich.	1 24.12.2022	Prussischer Kanal, der Inhalte von rechtsextremen Akteuren geteilt wird (vgl. Maus et al. 2022).
Björn Höcke	@BjoernHoeckeAfD	AfD	22189	Dies ist der offizielle Kanal von Björn Höcke, Fraktionsvorsitzender der AfD-Fraktion im Thüringer Landtag. erkennen- erwachen- verändern	1 24.12.2022	Alternative für Deutschland als rechte politische Partei.

Heiko Schrang	@SchrangTV	Einzelperson	Motto: Denn nur tote Fische schwimmen mit dem Strom.	58596	1 24.12.2022	Antisemitischer Akteur der Esoterik-Szene (vgl. Rokahr 2023)
AUF1	@auf1tv	Alternative Medien	Alternatives, unabhängiges Fernsehen Wir stehen für klare Aufklärung des Verheerenden Regimes und die daraus resultierenden Gesellschaftlichen Folgen Unterstützung Natürlich Fairneint IBAN: DE48 3905 0000 1077 0112 84 BIC: AACSD33XXX	241503	1 24.12.2022	Kanal, der rechtsextreme und verschwörungsideologische Inhalte verbreitet (vgl. Reveland & Siggekow 2022).
Klartext20/21-Gemeinsam			VERWENDUNG: FÖRDERBEITRAG/KLARTEX			Auf Demonstrationen von Klartext 20/21 sind rechte Hooligans und Neonazis präsent (vgl. Klarmann 2021)
Info-kanal	@Klartext2021	Alternative	klartext-2021@gmx.de	68081	1 24.12.2022	
Tommy Frenc	@tommyfrenck	Einzelperson	Alle Informationen von Tommy Frenck / Gasthaus Goldener Löwe / Druck18 / Termine / Kanal von Fans für Fans	11247	1 24.12.2022	Thüringer Neonazi (vgl. Litschko 2022).
Eva Herman Offiziell	@EvaHermanOffiziell	Einzelperson	Offizieller Kanal von Eva Herman - Nur diese beiden Kanäle sind ein Projekt von uns. https://t.me/EvaHermanOffiziell https://t.me/FriedlicheHandtuchRevolution sowie bei Odyssee unter https://odyssee.com/@EvaHermanOffiziell:1	197962	1 24.12.2022	Zentrale Sprecherin der rechten Szene in Deutschland (vgl. Schwarzer 2020)
Patriotische Stimme für Deutschland	@patriotisch	Alter Name	Hier sind patriotische Menschen vereint, die für Freiheit und die Souveränität Deutschlands eintreten. Beenden wir die BRD-DIKTATUR für ein freies Deutschland.	9268	1 24.12.2022	Verbreitung rechtsextremer Verschwörungserzählungen (vgl. Mosig 2022).
We are the News	@QWWG1WG16PLUS1	Alternative Medien	Gegründet 15.08.2020 Green Point Marker. 05.03.2021 Info-Kanal zur Verbreitung globaler News. Alles zur aktuellen Lage. Geschichtliche Aufarbeitung, sowie Offenlegung weltlicher Machtstrukturen. Diskussionsgruppe	42881	1 24.12.2022	Kanal aus der rechtsextremen Szene Sachsens, Verbreitung der antisemitischen Verschwörung Q-Anon (vgl. Kiess & Wetzel 2023).
Freies Thüringen	@freieth	Protestbewegung	Wir Thüringer stehen zusammen für Frieden, Freiheit und Souveränität! Hier geht es über S.H.A.E.F. - Hintergründe, Q, Donald Trump, Corona, Flutkatastrophen, Wahre Geschichte Jesus, Impfen, Organspende, Weg in eine bessere Welt, Zukunft unserer Kinder und über die Aufgabe von uns Menschen als	18938	1 24.12.2022	Rechtsextreme Protestbewegung in Thüringen (vgl. Mobit 2023)
Liebigott-ganzlogisch	@liebigottganzlogisch	Q-Anon	HIRTEN - nicht als Schafe	1717	1 24.12.2022	S.H.A.E.F.-Ideologie ist eine von Reichsbürgern verbreitete Verschwörungserzählung, die davon ausgeht, dass Deutschland von Amerika besetzt wird (vgl. Bundesamt für Verfassungsschutz 2023).

Quellenverzeichnis Ausgangsliste

Bundesamt für Verfassungsschutz (2023). S.H.A.E.F-Ideologie [S.H.A.E.F. Ideology]. Verfassungsschutz. <https://www.verfassungsschutz.de/SharedDocs/glossareintraege/DE/S/shaef.html>

Ehrlich, B. (2022). SONNEBERG. Energiekrise und Ukraine-Krieg: Demonstranten und Lokalpolitiker im Gespräch [SONNEBERG. Energy crisis and Ukraine war: Protesters and local politicians in conversation]. MDR. Retrieved December 24, 2022, from <https://www.mdr.de/nachrichten/thueringen/sued-thueringen/sonneberg/runder-tisch-demonstration-zeigt-gesicht-100.html#sprung0> (Source no longer available)

Hk-newsletter (2021). Hofheimer „Freiheitsboten“ von Rechtsextremisten unterwandert? [Hofheim’s „Freiheitsboten“ infiltrated by right-wing extremists?]. HK-Newsletter. <https://hk-newsletter.de/2021/03/10/freiheitsboten-und-rechtsextremisten/>

Klarmann, M. (2021). Braune Katastrophenhilfe [Brown disaster aid]. Endstation Rechts. <https://www.endstation-rechts.de/news/braune-katastrophenhilfe>

Kiess, J., & Wetzel, G. (2023). Digitalreport 2023-1. Rückgang der Mobilisierung, Fortsetzung der Agitation [Digital Report 2023-1. Decline in mobilization, continuation of agitation]. Belltower. <https://www.belltower.news/digitalreport-2023-1-rueckgang-der-mobilisierung-fortsetzung-der-agitation-146233/>

- Litschko, K. (2022). Tommy Frenck bei Bürgermeisterwahl. 30 Prozent für den Neonazi [Tommy Frenck in mayoral election. 30 percent for the neo-Nazi]. TAZ. <https://taz.de/Tommy-Frenck-bei-Buergermeisterwahl/!5860503/>
- Maus, A., Meyer, L., & Schreiber, A. (2022). Putins Influencer: Russische Propaganda auf dem Vormarsch [Putin's influencers: Russian propaganda on the rise]. WDR. <https://www1.wdr.de/daserste/monitor/sendungen/putins-influencer-100.html>
- Mobit (2023). Im Blick – Quartal 1/2023 [In Focus – Quarter 1/2023]. Mobit. <https://mobit.org/im-blick-1-2023/>
- Mosig, L. (2022). Mittwoch, der 6. Juli 2022: Soko Linx ermittelt wegen platter Reifen, Razzia gegen Kinderpornografie und Reichsbürgerszene mobilisiert nach Leipzig [Wednesday, July 6, 2022: Soko Linx investigates flat tires, raid against child pornography, and Reich citizen scene mobilizes for Leipzig]. L-IZ. <https://www.l-iz.de/der-tag/2022/07/mittwoch-der-6-juli-2022-soko-linx-ermittelt-wegen-platter-reifen-razzia-gegen-kinderpornografie-und-reichsbuergerszene-mobilisiert-nach-leipzig-459086>
- Psiram (2023). Mark Hegewald [Mark Hegewald]. Psiram. https://www.psiram.com/de/index.php/Mark_Hegewald
- Reveland, C. & Siggelkow, P. (2022). Sender AUF1. „Völkische Entwicklungshilfe“ aus Österreich [Channel AUF1. “Ethnic development aid” from Austria]. Tagesschau. <https://www.tagesschau.de/faktenfinder/oesterreich-alternative-medien-101.html>
- Rokahr, S. (2023). Verschwörungstheorien und Influencer. Falsche Propheten im Zeichen der Krise [Conspiracy theories and influencers. False prophets in times of crisis]. Zeit. <https://www.zeit.de/gesellschaft/zeitgeschehen/2023-03/influencer-verschwoerungstheorien-antisemitismus-hetze>
- Schulz, A. (2022). Rechtsextremer Coronaleugner: Telegram sperrt offenbar mehrere Kanäle von Attila Hildmann [Far-right corona denier: Telegram reportedly bans several channels of Attila Hildmann]. Tagesspiegel. <https://www.tagesspiegel.de/politik/telegram-sperret-offenbar-mehrere-kanale-von-attila-hildmann-4308334.html>
- Schwarzer, M. (2020). Geschäfte mit dem Weltuntergang: Der tiefe Fall der Eva Herman [Doomsday business: The deep fall of Eva Herman]. RND. <https://www.rnd.de/medien/geschafte-mit-dem-weltuntergang-der-tiefe-fall-der-eva-herman-27QZRG-F46VF5FJYBF5UGM3TRKQ.html>
- Silberstein, R. (2022). Querdenker in sozialen Medien. Das schreiben Gifhorns „Spaziergänger“ in Telegram [Querdenker in social media. What Gifhorn's “walkers” write on Telegram]. Braunschweiger Zeitung. <https://www.braunschweiger-zeitung.de/gifhorn/kreis/article234304653/Das-schreiben-Gifhorns-Spaziergaenger-in-Telegram.html>
- Tagesschau (2023). Thüringen. Proteste in Schleusingen: Rangeleien mit Holocaust-Leugner [Thuringia. Protests in Schleusingen: Scuffles with Holocaust denier]. Tagesschau. Retrieved December 24, 2022, from <https://www.tagesschau.de/inland/regional/thueringen/mdr-proteste-in-schleusingen-rangeleien-mit-holocaust-leugner-100.html> (Source no longer available)
- Thust, S. (2020). Faktenscheck. Rechte Youtuberin verbreitet irreführende Behauptungen zu Coronavirus und PCR-Tests [Fact check. Right-wing YouTube spreads misleading claims about coronavirus and PCR tests]. Correctiv. <https://correctiv.org/fakten-check/2020/11/05/rechte-youtuberin-verbreitet-irrefuehrende-behauptungen-zu-coronavirus-und-pcr-tests/>
- Thüringer Allgemeine (2023). Bekannter Rechtsextremist Axel Schlimper nach Rangelei bei Demo in Schleusingen von Polizei abgeführt [Known right-wing extremist Axel Schlimper removed by police after scuffle at protest in Schleusingen]. Thüringer Allgemeine. <https://www.thueringer-allgemeine.de/leben/blaulicht/bekannter-rechtsextremist->

axel-schlimper-nach-rangelei-bei-demo-in-schleusingen-von-polizei-abgefuehrt-id238369447.html

- Wierzioch, B. (2022). Kundgebung am Landtag. Wer die Demo am Samstag in Erfurt organisiert [Rally at the state parliament. Who is organizing the demo on Saturday in Erfurt]. MDR. Retrieved December 24, 2022, from <https://www.mdr.de/nachrichten/thueringen/mitte-thueringen/erfurt/demo-landtag-organisatoren-afd-100.html> (Source no longer available)
- Wierzioch, B. & Kendzia, L. (2023). Extremismus. Reichsbürger auf Pferde-Ranch in Worbis: Wie sich Extremisten vernetzen und finanzieren [Extremism. Reich citizens at horse ranch in Worbis: How extremists network and finance themselves]. MDR. Retrieved December 24, 2022, from <https://www.mdr.de/nachrichten/thueringen/nord-thueringen/eichsfeld/reichsbuerger-treffen-worbis-bonda-pferde-ranch-100.html> (Source no longer available)
- Zwins, K. (2021). Faktenscheck. Corona-Verharmloser: Mit falschen Zahlen gegen die Kinderimpfung [Fact check. Corona minimizer: Using false figures against child vaccination]. Profil. <https://www.profil.at/faktiv/corona-verharmloser-mit-falschen-zahlen-gegen-die-kinderimpfung/401845987>

Anhang 2. Stichwortliste Datensatz

Sammlung von Stichworten:

“Atombombe”, “Atomkrieg”, “Ukraine“, “Russland”, “Angriffskrieg”, “3. Weltkrieg”, “Donbass”, “Krim”, “Waffenlieferungen”, “Waffenlieferung”, “Kiew”, “Moskau”, “Putin”, “Zelensky”, “Selenskyj”, “ukrain”, “russisch”, “Wladimir”, “Kriegsführung”, “Wutwinter”, “Krieg”, “Mariupol”, “Waffenstillstand”, “russische Föderation”, “Ukrainekrieg”, “Kadyrow”, “Solovjev”, “Vladimir”, “Arestovych”, “Ukrainekonflikts”, “Maidan”, “Euromaidan”, “Kiewer Regierung”, “Petro Poroschenko”, “Volodymyr Zelensky”, “Anti-Terror-Operation”, “ATO”, “OUN”, “UNA-UNSO”, “Donezk”, “Luhansk”, “Oblast”, “Mariupol”, “Schyrokyne”, “Slawjansk”, “Ilowajsk”, “Debaltseve”, “Avdiivka”, “Ukroboronprom”, “Krim-Annexion”, “Krim-Krise”, “Krimbrücke”, “Sewastopol”, “Simferopol”, “Russische Föderation”, “Donbass-Region”, “Donezbecken”, “Luhansk Volksrepublik”, “Donetsk Volksrepublik”, “Igor Girkin”, “Aleksandr Sachartschenko”, “Wladimir Putin”, “Wladislaw Surkow”, “Ewgeni Primakow”, “Russische Armee”, “GRU”, “Don-Kosaken”

Begründung der Auswahl von Stichworten:

Bezug zum möglichen Atomkrieg: “Atombombe”, “Atomkrieg”, “3. Weltkrieg”

Bezug zu der Ukraine, also Orte, Politiker, Ereignisse: “Ukraine”, “Donbass2”, “Krim”, “Kiew”, “Zelensky”, “Selenskyj”, “ukrain”, “Wladimir”, “Mariupol”, “Arestovych”, “Maidan”, “Euromaidan”, “Kiewer Regierung”, “Petro Poroschenko”, “Volodymyr Zelensky”, “ATO”, “OUN”, “UNA-UNSO”, “Donezk”, “Luhansk”, “Oblast”, “Mariupol”, “Schyrokyne”, “Slawjansk”, “Ilowajsk”, “Debaltseve”, “Avdiivka”, “Ukroboronprom”, “Sewastopol”, “Simferopol”, “Donbass-Region”, “Donezbecken”

Bezug zu Russland (Orte und Politiker): “Russland”, “Moskau”, “Putin”, “russisch”, “russische Föderation”, “Kadyrow”, “Solovjev”, “Vladimir”, “Russische Föderation”, “Luhansk Volksrepublik”, “Donetsk Volksrepublik”, “Igor Girkin”, “Aleksandr Sachartschenko”, “Wladimir Putin”, “Wladislaw Surkow”, “Ewgeni Primakow”, “Russische Armee”, “GRU”, “Don-Kosaken”

Bezug zum Krieg: “Angriffskrieg”, “Waffenlieferungen”, “Waffenlieferung”, “Kriegsführung”, “Waffenstillstand”, “Ukrainekrieg”, “Ukrainekonflikts”, “Anti-Terror-Operation”, “Krim-Annexion”, “Krim-Krise”, “Krimbrücke”, „Krieg“

Bezug zur deutschen Protestbewegung gegen den Krieg: “Wutwinter”

Anhang 3. Leitfaden für die Datenerhebung und -analyse

1. Grundlegendes Vorgehen:

- **Auswahl der Kanäle:** Ausgangspunkt war die randomisierte Auswahl von 35 Kanälen, von denen zwei während des Erhebungszeitraums gelöscht wurden.
- **Erhebungsmethodik:**
 - o Die Daten der 35 ausgewählten Kanäle wurden ausgelesen, Weiterleitungslisten erstellt und Namen extrahiert.
 - o Kanäle wurden recherchiert, um ihren Status zu prüfen (gelöscht, privat oder aktiv).
 - o Alle identifizierten Kanäle wurden heruntergeladen; für die weiterführende Analyse wurden nur deutschsprachige Kanäle verwendet.

2. Kriterien der Datenerhebung:

- Es wurden Kanäle aller Sprachen heruntergeladen, jedoch nur deutsche Kanäle mit mindestens drei Verweisen weiter analysiert.
- Weiterleitungen wurden ausgelesen und ein Netzwerkmodell erstellt. Mithilfe eines Skripts wurde eine Spracherkennung angewendet, um relevante Kanäle zu identifizieren.

3. Erhebung zusätzlicher Kanäle:

- Auch Kanäle, die zu einem späteren Zeitpunkt an Relevanz gewannen (z. B. bei der zweiten Erhebung), konnten durch diesen Ansatz erfasst werden.

4. Herausforderungen und Lösungen:

- **Namensänderungen:** Einige Kanäle änderten ihre Namen während der Untersuchung. Zur eindeutigen Identifikation wurde der unveränderliche @-Handle als Referenz verwendet.
- **Technische Umsetzung:** Der @-Handle wurde manuell und per Skript ausgelesen, da dieser nicht über API-Abfragen zugänglich war.
- **API-basierte Datenerhebung:** Mit den erhobenen Handles wurden Kennzahlen wie ID, Handle, Titel, Nutzernamen, Typ, Beschreibung und Followerzahl mittels Bots erfasst.

5. Erstellung eines analysierbaren Datensatzes:

- **Datenaufbereitung:** Mithilfe verschiedener Skripte wurden die Rohdaten strukturiert und für die Analyse vorbereitet:
 - **Nachrichtenextraktion:** Zusammenführung aller Chatnachrichten in ein einzelnes Dokument zur effizienteren Analyse.
 - **Weiterleitungsdaten:** Erstellung eines konsolidierten Datensatzes aller Weiterleitungen.
 - **Tabellenformatierung:** Anpassung der Tabellendaten (z. B. Titelumbenennungen, Entfernung von Tabs).
 - **Datumsfilter:** Extraktion relevanter Zeiträume.
 - **Namenextraktion:** Validierung der relevanten Kanäle anhand der extrahierten Namen.
 - **Keyword-Filter:** Nachrichtenanalyse basierend auf relevanten Schlagworten.
 - **Top-Listen:** Identifikation und Ranking der meistgeteilten Nachrichten.

Leitfaden zur Netzwerkanalyse

1. Grundlegende Analyseansätze:

- **Datenbasis:** Analyse von deutschen Kanälen mit mindestens drei Weiterleitungen.
- **Ziele:** Das Netzwerk wird als Erklärungsmuster für Diskursstrukturen genutzt, jedoch nicht zur Charakterisierung individueller Akteure.

2. Analyseebenen:

- **Strukturelle Beobachtungen:**
 - Beschreibung der Netzwerkdichte und struktureller Löcher.
 - Ermittlung von Pfadlängen.
- **Datensatzbeschreibung:** Kennzahlen zu Followerzahlen, Sprachen, Nachrichtenanzahl und Weiterleitungen, einschließlich Veränderungen durch den Ukraine-Diskurs.
- **Inhaltsanalyse:** Untersuchung der Nachrichteninhalte nach zeitlichen, sprachlichen und thematischen Mustern:
 - **Zeitliche Verteilung:** Analyse von Nachrichtenaufkommen nach Jahres- und Tageszeiten.
 - **Named Entities:** Häufig genannte Namen und Begriffe.
 - **Keywords und Begriffsnetzwerke:** Häufig gemeinsam auftretende Begriffe.
 - **Emojis, Links und Hashtags:** Identifikation und Analyse der Nutzungsmuster.
 - **Geteilte Nachrichten:** Häufigste Weiterleitungen und deren Ursprünge.

3. Netzwerkanalytische Kennzahlen:

- **Akteursbezogene Metriken:**
 - **Degree Centrality:** Gesamtanzahl der Verbindungen (in- und outbound).
 - **Betweenness Centrality:** Vermittlerrolle zwischen Netzwerkknoten.
 - **Eigenvektor Centrality:** Qualität und Zentralität der Verbindungen.
- **Clusteranalysen:**
 - Export und Beschreibung der Cluster.
 - Erstellung spezifischer Datensätze für Nachrichten eines Clusters.

- o Anwendung quantitativer Inhaltsanalyse auf Cluster (z. B. Kategorien, Keywords, Links, Hashtags).

4. Diskursanalytische Erweiterungen:

- **Fokus Ukraine-Diskurs:** Reduktion des Datensatzes auf relevante Nachrichten und Akteure im Zusammenhang mit dem Ukraine-Diskurs.
- **Zielsetzungen:**
 - o Erstellung einer Kartographie der Diskursarena.
 - o Identifikation zentraler Akteure und wichtiger Nachrichten.

Anhang 4. Auswahl an Kanälen für die Wissenssoziologische Diskursanalyse

	Nachrichten Insgesamt	Anteilig	Nachrichten für die Auswahl
Russland-freundliche Kanäle:	24639	100.00%	1000
Deutsch-Russische-Freundschaft	18949	76.90%	769
Neues aus Russland 	5690	23.10%	231
Q-Anon, Verschwörungstheorien:	10400	100.00%	1000
Mäcke macht gute Laune	4195	40.34%	403
Folge dem Plan	6205	59.66%	597
Ehemalige Corona-Protestbewegung:	15157	100.00%	1000
Eva Herman Offiziell	13245	87.38%	874
Markus Haintz DE	1912	12.62%	126
Alternative Medien:	8894	100.00%	1000
 we are the News 	8059	90.61%	906
Freie Medien	835	9.39%	94
Rechte politische Bewegung:	498	100.00%	500
Freie Sachsen	498	100.00%	498
Spiritualität:	2600	100.00%	500
Immer Frei	2600	100.00%	500
Top 500 Nachrichten	500	100.00%	500