ECONSTOR
Make Your Publications Visible.

A Service of
ZBW
Leibniz-Informationszentrum Wirtschaft
Leibniz Information Centre for Economics

Emme, Verena; Henze, Justus; Reichmann, Werner; Weinig, Max

**Working Paper**

# Economics in Action – die Erstellung von Wirtschaftsprognosen in der (Corona-)Krise

WiSo-HH Working Paper Series, No. 63

**Provided in Cooperation with:**
University of Hamburg, Faculty of Business, Economics and Social Sciences, WISO Research Lab

*Suggested Citation:* Emme, Verena; Henze, Justus; Reichmann, Werner; Weinig, Max (2021) : Economics in Action – die Erstellung von Wirtschaftsprognosen in der (Corona-)Krise, WiSo-HH Working Paper Series, No. 63, Universität Hamburg, Fakultät für Wirtschafts- und Sozialwissenschaften, WiSo-Forschungslabor, Hamburg

This Version is available at:
https://hdl.handle.net/10419/260466

**Standard-Nutzungsbedingungen:**

Die Dokumente auf EconStor dürfen zu eigenen wissenschaftlichen Zwecken und zum Privatgebrauch gespeichert und kopiert werden.

Sie dürfen die Dokumente nicht für öffentliche oder kommerzielle Zwecke vervielfältigen, öffentlich ausstellen, öffentlich zugänglich machen, vertreiben oder anderweitig nutzen.

Sofern die Verfasser die Dokumente unter Open-Content-Lizenzen (insbesondere CC-Lizenzen) zur Verfügung gestellt haben sollten, gelten abweichend von diesen Nutzungsbedingungen die in der dort genannten Lizenz gewährten Nutzungsrechte.

**Terms of use:**

*Documents in EconStor may be saved and copied for your personal and scholarly purposes.*

*You are not to copy documents for public or commercial purposes, to exhibit the documents publicly, to make them publicly available on the internet, or to distribute or otherwise use the documents in public.*

*If the documents have been made available under an Open Content Licence (especially Creative Commons Licences), you may exercise further usage rights as specified in the indicated licence.*

WWW.ECONSTOR.EU

Mitglied der Leibniz-Gemeinschaft

Universität Hamburg
DER FORSCHUNG | DER LEHRE | DER BILDUNG

FAKULTÄT
FÜR WIRTSCHAFTS- UND
SOZIALWISSENSCHAFTEN

# Economics in Action – die Erstellung von Wirtschaftsprognosen in der (Corona-)Krise

**Verena Emme**
**Justus Henze**
**Werner Reichmann**
**Max Weinig**

**WiSo-HH Working Paper Series**
Working Paper No. 63
December 2021

WiSo-HH Working Paper Series
Working Paper No. 63
December 2021

# Economics in Action – die Erstellung von Wirtschaftsprognosen in der (Corona-)Krise

Verena Emme, University of Hamburg
Justus Henze, University of Hamburg
Werner Reichmann, University of Konstanz
Max Weinig, University of Hamburg

ISSN 2196-8128

Font used: „TheSans UHH“ / LucasFonts

Die Working Paper Series bieten Forscherinnen und Forschern, die an Projekten in Federführung oder mit der Beteiligung der Fakultät für Wirtschafts- und Sozialwissenschaften der Universität Hamburg tätig sind, die Möglichkeit zur digitalen Publikation ihrer Forschungsergebnisse. Die Reihe erscheint in unregelmäßiger Reihenfolge.

Jede Nummer erscheint in digitaler Version unter
https://www.wiso.uni-hamburg.de/de/forschung/working-paper-series/

**Kontakt:**

WiSo-Forschungslabor
Von-Melle-Park 5
20146 Hamburg
E-Mail: experiments@wiso.uni-hamburg.de
Web: http://www.wiso.uni-hamburg.de/forschung/forschungslabor/home/

# Economics in Action – die Erstellung von Wirtschaftsprognosen in der (Corona-)Krise

Manuskript für die WISO Working Paper Series an der Universität Hamburg
https://www.wiso.uni-hamburg.de/forschung/forschungslabor/working-papers.html

18.10.2021

Verena Emme[a], Justus Henze[a], Werner Reichmann[b], Max Weinig[a]

[a]Universität Hamburg, [b]Universität Konstanz

**Abstract**

Das Papier geht der Frage nach, wie sich die Herstellung von Wirtschaftsprognosen im Kontext der radikalen Ungewissheit während der Corona-Pandemie verändert. Etablierte soziologische Forschungsarbeiten zu Wirtschaftsprognosen haben gezeigt, dass soziale Interaktionsprozesse zwischen den Akteur*innen der Prognostik innerhalb eines Netzwerks konstitutiv für die Herstellung von Prognosewissen sind. Dieses Papier aktualisiert und erweitert diese Erkenntnisse für die besonderen Bedingungen während der Corona-Pandemie. Mittels einer sozialen Netzwerkanalyse und der Auswertung von qualitativen Interviews mit führenden Prognostiker*innen im deutschsprachigen Raum wird gezeigt, dass die Bedeutung von sozialen Interaktionsprozessen innerhalb eines erweiterten Netzwerks zwischen Akteur*innen der Wirtschaftsforschung und -politik während der Corona-Pandemie stark zunimmt. Epistemische Interaktionen stellen sicher, dass in dieser weitreichenden gesellschaftlichen Krisensituation überhaupt plausible und glaubhafte Prognosen über die ökonomische Zukunft produziert werden können.

**Keywords**

Wirtschaftsprognosen, Corona, Pandemie, Covid-19, Wissensproduktion, Unsicherheit, Erwartungsbildung, Epistemische Interaktion

## Abkürzungsverzeichnis

| | |
|---|---|
| API | Application Programming Interface |
| BMI | Bundesministerium des Innern, für Bau und Heimat |
| BMF | Bundesministerium der Finanzen |
| BMWi | Bundesministerium für Wirtschaft und Energie |
| Destatis | Statistisches Bundesamt |
| DIW | Deutsches Institut für Wirtschaftsforschung |
| GD | Gemeinschaftsdiagnose |
| ifo | ifo-Institut – Institut für Wirtschaftsforschung |
| IfW | Institut für Weltwirtschaft Kiel |
| IMK | Institut für Makroökonomie und Konjunkturforschung |
| IW | Institut der deutschen Wirtschaft |
| IWH | Institut für Wirtschaftsforschung Halle |
| RWI | Leibniz-Institut für Wirtschaftsforschung |
| RKI | Robert-Koch-Institut |
| SNA | Soziale Netzwerkanalyse |
| SVR | Sachverständigenrat zur Begutachtung der gesamtwirtschaftlichen Entwicklung |
| VGR | Volkswirtschaftliche Gesamtrechnung |

## Inhaltsverzeichnis


Einleitung ..... 4
Theorie & Stand der Forschung ..... 5
Methoden ..... 9
Das epistemische Netzwerk auf Twitter ..... 13
Wirtschaftsprognosen „in the making“ unter Pandemiebedingungen ..... 25
Kooperationen, Allianzen, Kreativität – mit interaktivem Repertoire durch die Krise ..... 31
Prognosen trotz radikaler Unsicherheit: Funktionale Erweiterung epistemischer Partizipation ..... 34
Anknüpfungspunkte für weitere Forschung ..... 35
Fazit ..... 36
Literatur ..... 37
Anhang ..... 40


## Abbildungsverzeichnis


Abbildung 1: Frequenz der Tweets ..... 14
Abbildung 2: Wordcloud aus dem Zeitraum 2B ..... 20
Abbildung 3: Wordcloud aus dem Zeitraum 2C ..... 20
Abbildung 4: Wordcloud aus dem Zeitraum 2A ..... 20
Abbildung 5: Erhebungszeitraum 1 | Retweet-Netzwerk, gewichtet nach in-degree ..... 40
Abbildung 6: Erhebungszeitraum 1 | Reply-Netzwerk, gewichted nach in-degree ..... 41
Abbildung 7: Erhebungszeitraum 2A | Reply-Netzwerk, gewichtet nach in-degree ..... 42
Abbildung 8: Erhebungszeitraum 2A | Retweet-Netzwerk, gewichtet nach in-degree ..... 42
Abbildung 9: Erhebungszeitraum 2B | Reply-Netzwerk, gewichtet nach in-degree ..... 44
Abbildung 10: Erhebungszeitraum 2B | Retweet-Netzwerk, gewichtet nach in-degree ..... 44
Abbildung 11: Erhebungszeitraum 2C: Reply-Netzwerk, gewichtet nach in-degree ..... 46
Abbildung 12: Erhebungszeitraum 2C: Retweet-Netzwerk, gewichtet nach in-degree ..... 46

## Tabellenverzeichnis

Tabelle 1: Datenerhebungszeiträume für Analyse des Twitter-Netzwerks (SNA)..... 11
Tabelle 2: Übersicht der an der Prognoseerstellung beteiligten Personen und Anzahl zugehöriger Twitteraccounts ..... 13
Tabelle 3: Erhebungszeitraum 1 | Ausgewählte Strukturmerkmale des Retweet-Netzwerks..... 15
Tabelle 4: Erhebungszeitraum 1 | Ausgewählte Strukturmerkmale des Reply-Netzwerks ..... 15
Tabelle 5: Erhebungszeitraum 1 | Die 25 Knoten im Retweet-Netzwerk mit der höchsten Zentralität ..... 16
Tabelle 6: Erhebungszeitraum 1 | Die 25 Knoten im Reply-Netzwerk mit der höchsten Zentralität ..... 16
Tabelle 7: Veränderung der diskutierten Themen im epistemischen Twitter-Netzwerk ..... 21
Tabelle 8: Veränderung der Retweet- und Reply-Praktiken im epistemischen Twitter-Netzwerks..... 22
Tabelle 9: Veränderung des Retweet- und Reply-Praktiken innerhalb der Pandemie ..... 24
Tabelle 10: Erhebungszeitraum 2A | Zentrale Akteur*innen ..... 43
Tabelle 11: Erhebungszeitraum 2B | Zentrale Akteur*innen ..... 45
Tabelle 12: Erhebungszeitraum 2C | Zentrale Akteur*innen ..... 47

# Einleitung

Dieser Beitrag geht der Frage nach, wie sich die Herstellung von Wirtschaftsprognosen unter den Bedingungen der radikalen Unsicherheit während der Corona-Pandemie verändert hat. Angesichts der fast täglichen Meldungen zu neuen Virusherden, abermaligen Kontaktbeschränkungen oder neuen Konjunkturmaßnahmen schien die Aufgabe, Konjunktur und Wirtschaft im Jahr der Corona-Pandemie zu verstehen und zu prognostizieren, einer Sisyphusaufgabe gleich zu kommen. Der NDR hat im Mai 2021 mit dem Titel seiner Podcast-Reihe eine der vermutlich wenigen Gewissheiten prägnant zusammengefasst: *Wirtschaften in Zeiten von Corona – alles ist anders*[1]. Mit diesen Unwägbarkeiten haben auch Wirtschaftswissenschaftler*innen zu tun, die sich im Krisenjahr 2020 an der Produktion von Prognosen über diese Sondersituation versuchen. Dieses Papier geht diesem *alles anders* im Bereich der Produktion ökonomischen Wissens über die Zukunft nach. Unter der Bedingung weitreichender Unsicherheit und den pandemiebedingten Herausforderungen ist es noch schwieriger als sonst, plausible und glaubwürdige Prognosen über eine grundsätzlich offene Zukunft herzustellen. Gleichzeitig nimmt die Nachfrage seitens Politik und Öffentlichkeit nach Prognosen zu.

Aus der bestehenden Forschung ist bekannt, dass Prognosen als Produkt des Zusammenspiels von datengetriebener Ökonometrie und sozialen Interaktionen in einem Netzwerk von Prognostiker*innen und anderen relevanten Akteur*innen verstanden werden müssen (Evans 2007, Reichmann 2013). Darauf aufbauend liegt der Fokus dieses Papiers auf der Rolle, die diese Interaktionsprozesse bei der Prognoseerstellung während der Corona-Krise spielen. Die Forschungsfrage lautete daher: *Welchen Einfluss hat die durch die Corona-Pandemie bedingte radikale Unsicherheit auf die Interaktionsprozesse innerhalb des Netzwerks von Prognostiker*innen und auf den Erstellungsprozess von Wirtschaftsprognosen?*

Um diese Frage zu beantworten, wurde mithilfe eines mixed-methods-Ansatzes der Prozess der Erstellung von Wirtschaftsprognosen an deutschen Wirtschaftsforschungsinstituten während der Corona-Krise mit besonderem Fokus auf die Interaktions- und Austauschprozesse der Prognostiker*innen rekonstruiert und analysiert. Für die explorative Analyse des epistemischen Netzwerks wurde eine soziale Netzwerkanalyse mit Twitter-Daten vorgenommen. Anschließend wurden sieben Expert*inneninterviews mit Prognostiker*innen aller an der Gemeinschaftsdiagnose

1 Titel der Podcast-Reihe abrufbar unter: https://www.ndr.de/nachrichten/info/podcast4696.html zuletzt abgerufen am 14.05.21

(GD) beteiligten Wirtschaftsforschungsinstitute durchgeführt. Der detaillierten Darstellung der gewählten Methodik des Projekts wird eine Einführung in Theorie und Forschungsstand vorangestellt. Anschließend werden die gewonnenen Daten und die wesentlichen Erkenntnisse des Projekts vorgestellt.

## Theorie & Stand der Forschung

Diesem Beitrag liegt eine wissenschaftssoziologische bzw. eine spezifisch wirtschaftswissenschaftssoziologische (Reichmann 2018a) Herangehensweise zugrunde, die für den theoretischen Zugang des Projekts substanziell ist. Die wichtigsten Aspekte werden im Folgenden kurz eingeführt und dienen als Hinleitung zum Stand der sozialwissenschaftlichen Forschung zu Wirtschaftsprognostik.

Moderne wissenschaftssoziologische Ansätze nehmen nicht die Ergebnisse (wirtschafts)wissenschaftlicher Arbeit, sondern den Herstellungsprozess wissenschaftlichen Wissens in den Blick. Dabei geht es um die Arbeits-, Kommunikations- und Handlungsprozesse, die ablaufen, bevor fertiges wissenschaftliches Wissen publiziert wird. Dabei wird angenommen, dass Wissenschaft eine soziale Aktivität darstellt.

Als „Klassiker“ einer solchen Wissenschaftssoziologie werden v.a. Robert K. Merton und Ludwik Fleck genannt. Merton wurde insbesondere durch die These bekannt, dass wissenschaftliches Arbeiten in eine soziale Ordnung eingebettet ist bzw. einem Ethos unterliegt, der das Funktionieren von Wissenschaft ermöglicht (Merton 1938). Fleck wiederum hat in einer erst spät rezipierten medizinhistorischen Studie die Begriffe des Denkstils und des Denkkollektivs entwickelt, die eine soziale Ordnung wissenschaftlichen Wissens behaupten (Fleck 1935). Er hat sich bereits sehr früh dem „sozialen Moment der Entstehung einer Erkenntnis“ gewidmet und beschreibt Erkennen als „ein tätiges, lebendiges Beziehungseingehen, ein Umformen und Umgeformtwerden, kurz ein Schaffen“ (Fleck 1929: 426).

Für die Herangehensweise in diesem Beitrag sind auch die sogenannten Laborstudien bedeutsam. Zu ihren bekanntesten Autor*innen zählen Bruno Latour (1979) sowie Karin Knorr Cetina (1981), die den Prozess der Wissensgenerierung bei naturwissenschaftlichen Forscher*innen beobachtet haben. In Laborstudien werden die im Labor stattfindenden Konstruktionsprozesse und Kontroversen während der Produktion wissenschaftlicher Fakten und Objekte in den Vordergrund gerückt (Kaiser/Maasen 2010: 691).

Die Wissenschaftssoziologie im Allgemeinen und die Laborstudien im Speziellen untersuchen hauptsächlich Naturwissenschaften. Da das vorliegende Projekt sich mit den Wirtschaftswissenschaften bzw. mit der Wirtschaftsprognostik auseinandersetzt, knüpft es an die wissenschaftssoziologischen Arbeiten zu Wirtschaftsprognosen von Evans (1997, 2007) und Reichmann (2013, 2018a, 2018b, 2020) an, in denen das Feld der Wirtschaftsprognostik aus einer wissenschaftssoziologischen Perspektive untersucht wird. In Anlehnung an Latour (1987) beschreibt Reichmann (2018a: 17) seine Herangehensweise als Analyse von „economics in action" (Reichmann 2018a: 17).

Da hier nach den Prozessen der Interaktion in der Wirtschaftsprognostik gefragt wird, spielt der Interaktionsbegriff, der in der Soziologie eine lange Tradition hat, eine wichtige Rolle. Interaktion wird in der Soziologie als „wechselseitiges soziales Handeln von zwei oder mehr Personen" (Bahrdt 1984: 37) verstanden. Interaktion wird in der wissenschaftssoziologischen Forschung und insbesondere in den Laborstudien eine zentrale Rolle eingeräumt. Sie wird als soziale Praktik im Labor „für epistemische Zwecke instrumentalisiert und in Erzeugungsverfahren von Wissen transformiert" (Knorr Cetina 1988: 87). Verstanden als soziale Praktiken werden Formen der Interaktion zu einem notwendigen Bestandteil der wissenschaftlichen Arbeit und „erscheinen in die instrumentelle hardware des Labors nahtlos eingegliedert" (ebd.). Damit geht Knorr Cetina weiter als Fleck und beschreibt nicht nur einen sozialen Einfluss der Forschenden auf das Ziel und die Art und Weise der wissenschaftlichen Produktion von Wissen, sondern betrachtet derartige soziale Praktiken als elementaren Beitrag zur Wissensproduktion in der Wissenschaft (ebd.). Knorr Cetina bezeichnet etwa die Gespräche unter Wissenschaftler*innen in den von ihr untersuchten biologischen Laboren als „technisches Instrument" (ebd.: 94) und betont, dass wissenschaftliche Ergebnisse nicht das Resultat der Kopfarbeit einzelner Wissenschaftler*innen, sondern eines interaktiven Prozesses sind (ebd.: 95). Dieses Verständnis von Interaktionen in der wissenschaftlichen Wissensproduktion ist ein weiterer Ausgangspunkt dieses Beitrags.

Die Forschung zu Wirtschaftsprognosen ist ein breites Feld (zum Beispiel Morgenstern 1928, Priddat 2014, Esposito 2007). Neben den volkswirtschaftlichen Debatten zu Prognosemethodik (Fildes/Stekler 2002, DelNegro/Schorfheide 2013) oder Prognoseevaluation (zum Beispiel Tichy 1994, Nierhaus 2002, Döhrn 2014, Döpke et al. 2019) gibt es einen etablierten soziologischen Forschungsstrang, der sich zum einen mit der Frage der Herstellung von Prognosen und zum anderen mit der Wirkung veröffentlichter Prognosen in marktwirtschaftlichen Ökonomien beschäftigt. Wichtig für dieses Papier sind die wirtschaftssoziologischen Arbeiten von Jens Beckert, der Prognosen als Instrument kollektiver Erwartungsbildung (2018: 342) bzw. ökonomischer

Stabilisierung konzeptualisiert. Beckert betont, dass Prognosen dazu eingesetzt werden, fiktionale Erwartungen zu kreieren und durch probabilistisches Wissen über die Zukunft Orientierung zu erleichtern (Beckert 2018: 342). Daher sei die Wirtschaft bzw. die Funktionsweise kapitalistischen Wirtschaftens auf Prognosen angewiesen, jedoch lediglich sekundär daran interessiert, ob die Prognose eintrifft.

Der Stand der Forschung zur Herstellung von Wirtschaftsprognosen kann zweigeteilt werden. Einerseits gibt es praktische und theoretische ökonomische, andererseits soziologische Literatur. Bei allen zeigt sich (mit unterschiedlicher Gewichtung), dass neben makroökonomischen Modellen auch nicht-standardisierte Faktoren in die Prognoseerstellung einfließen. So wird sowohl bei den Prognosen der Institute als auch bei der Erstellung der GD, einer gemeinschaftlichen Wirtschaftsprognose von fünf Instituten im Auftrag der Bundesregierung, auf ein iterativ-analytisches Verfahren in Kombination mit indikatorgestützten Ansätzen zurückgegriffen (Tichy 1994: 206, Nierhaus 2002: 41). Die Methode, die im deutschsprachigen Raum meist angewandt wird, basiert auf dem Tabellensystem der Volkswirtschaftlichen Gesamtrechnung (VGR), wobei das verwendete Modell variabel und meist institutionell geprägt ist (Tichy 1994: 207). Als vorteilhaft gilt bei der VGR-Methode, dass die verschiedenen verfügbaren quantitativen und qualitativen Informationen über die aktuelle wirtschaftliche Entwicklung flexibel in die Prognose einbezogen und nach Relevanz gewichtet werden können (Döhrn 2014: 150). Die Modelle nehmen somit je nach Institution eine unterschiedliche Rolle ein und werden durch händische Eingriffe und „judgemental adjustments“ (Tichy 1994: 225) ergänzt. Solche nicht-formalen Ansätze basieren meist auf Erfahrungen aus vergangenen Konjunkturzyklen sowie zusätzlichem Wissen über das aktuelle Wirtschaftsgeschehen (Nierhaus 2002: 42).

Aus soziologischer Perspektive hat Evans (1997) die Rolle ökonometrischer Modelle bei der Herstellung von Wirtschaftsprognosen untersucht. Er stellt fest, dass diese nur einen Teil der Prognose ausmachen: „[M]macroeconomic models support forecasting activity, but do not actually produce forecasts“ (Evans 1997: 426). Nach Evans entstehen plausible Wirtschaftsprognosen nur durch die Ergänzung ökonomischer Modellierung und entsprechender fachlicher Expertise durch „interactional expertise“ (Evans 2007: 687). Diese wird in sozialen Netzwerken der Prognostiker*innen generiert und beinhaltet ökonomisches, betriebswirtschaftliches und politisches Wissen, das nicht direkt aus den Modellen hervorgeht. Es ist daher essenziell für die Prognose, dass die Prognostiker*innen Teil entsprechender sozialer Gruppen sind und jeweils die aktuellen Diskurse kennen. Die fertige Prognose ist letztlich eine „distillation of these interactions, formalized in and through the economic model“ (Evans 2007: 696). Als eine besondere Herausforderung in

diesem Zusammenhang beschreibt Evans neue und unvorhergesehene Situationen, in denen Prognosen zur Orientierung besonders schnell und dringend gefordert sind.

Ähnlich argumentiert Reichmann (2013, 2018) für den deutschsprachigen Raum. Er konzipiert soziale Interaktionen in Netzwerken, in denen sich die Prognostiker*innen befinden, als konstitutiv für die Prognoseerstellung und beschreibt quantitative Modelle als eher zweitrangig für diesen Prozess. Als eine der wichtigsten Strategien der Wirtschaftsprognostik bezeichnet er die „epistemische Partizipation“ (Reichmann 2013: 858), mit der er eine Beteiligung sehr unterschiedlicher Akteur*innen (aus Politik, Wirtschaft und Gesellschaft) am Herstellungsprozess der Wirtschaftsprognosen beschreibt. In seiner Analyse der Herstellung von Wirtschaftsprognosen an unabhängigen deutschsprachigen Forschungsinstituten identifiziert Reichmann drei wesentliche Schritte zur fertigen Prognose: (1) die Produktion von Erwartungen der Prognostiker*innen über eine mögliche Entwicklung der wirtschaftlichen Zukunft, (2) die Diskussion und Verhandlung darüber mit anderen Akteur*innen und (3) die Ausrichtung der ersten beiden Schritte an den Regeln und Normen wissenschaftlicher Arbeit (Reichmann 2013: 856, 2018a: 81).

Reichmann zeigt unter Bezugnahme auf Schütz (1972) und Gibson (2011), dass für die Herstellung von Wirtschaftsprognosen der Austausch von Akteur*innen mit unterschiedlichen Wissensvorräten entscheidend ist. Während Evans Teile der Aufgaben des abteilungsleitenden Personals eines Wirtschaftsforschungsinstituts als umfangreiche Teilhabe an „professional networks“ beschreibt (Evans 2007: 691), wird dies bei Reichmann (2013) noch konkreter. Er beschreibt das epistemische Netzwerk als Möglichkeit der epistemischen Partizipation, das heißt der Beteiligung unterschiedlicher Akteur*innen am Prozess der Herstellung von Wissen über die ökonomische Zukunft. Dabei wird ein Netzwerk bestehend aus Interaktionspartner*innen mit unterschiedlichen Wissensvorräten identifiziert: Marktakteur*innen, Unternehmensvertreter*innen, politische Entscheidungsträger*innen, Zentralbankvertreter*innen und andere Wissenschaftler*innen (Reichmann 2013: 862). Notwendig werden die Existenz und Partizipation eines solchen Netzwerks, da der Erkenntnisgegenstand der Prognostiker*innen, die wirtschaftliche Zukunft, nicht direkt empirisch erforschbar ist (Reichmann 2018a: 237). Wie auch Evans stellt Reichmann fest, dass die sozialen Netzwerke, in denen Prognostiker*innen sich befinden, die Prognosen auf mehreren Ebenen verbessern. Durch den Austausch mit anderen Akteur*innen werden unterschiedliche Vorstellungen über die wirtschaftliche Zukunft einbezogen und so auch neuartige Entwicklungen berücksichtigt. Neben ihrer gesteigerten epistemischen Qualität erlangen die Prognosen durch soziale Interaktion außerdem eine höhere soziale Legitimation (Reichmann 2018b: 105). Durch den Foretalk (Gibson 2011) mit anderen Expert*innen wird der vorhandene

Wissensvorrat der Ökonom*innen erweitert und eine Brücke zwischen wissbaren und unwissbaren Elementen über die ökonomische Zukunft bzw. zwischen der mathematisch-fundierten Prognose und der unsicheren Zukunft gespannt. So kann insbesondere Wissen über ökonomische Entwicklungen, die keinen kausalen Mechanismen und Regularitäten unterliegen, mit in die Prognose einfließen (Reichmann 2018b: 111, 2020: 159).

Vor dem Hintergrund der Erkenntnisse der bestehenden Forschung, die Interaktionsprozesse in den sozialen Netzwerken der Wirtschaftsprognostik als konstitutiv für die Herstellung von Wirtschaftsprognosen betrachtet, ergibt sich für die spezifischen Bedingungen, die während der Corona-Pandemie entstehen, ein besonderer Analysebedarf. Die Wirtschaftsprognostik steht vor der außergewöhnlichen Herausforderung, in Zeiten labiler politischer, wirtschaftlicher und medizinischer Rahmenbedingungen plausibles und beständiges Wissen über die grundsätzlich offene ökonomische Zukunft herzustellen. So stellt sich die Frage, wie sich die Praktiken der Produktion von Wirtschaftsprognosen im Kontext der pandemisch induzierten radikalen Unsicherheit verändern.

# Methoden

Methodisch baut die Studie auf ein zweistufiges mixed-methods-Design auf, welches sich aus einem quantitativen (soziale Netzwerkanalyse und automatisierte Textanalyse) und einem qualitativen Teil (Expert*inneninterviews) zusammensetzt. Die vorliegende Studie weist in ihrer Gesamtkonzeption explorativen Charakter auf.

## Soziale Netzwerkanalyse (SNA)

Die Netzwerkanalyse untersucht das „epistemische Netzwerk“ (Reichmann 2013: 861) der Wirtschaftsprognostik explorativ. Das Netzwerk wurde an unterschiedlichen Zeitpunkten erhoben, um dessen Veränderungen vor und im Verlauf der Pandemie zu erfassen. Gegenüber der bisherigen Forschung hat diese Vorgehensweise zwei Vorteile: Das Netzwerk kann im ersten Schritt konkret beschrieben werden, um anschließend Veränderungen des Netzwerks zu analysieren. Die SNA ermöglicht es, Knoten und deren Verbindungen zu erfassen, zu visualisieren sowie strukturelle Merkmale des Netzwerks herauszuarbeiten. Im vorliegenden Beitrag handelt es sich bei den Knoten des Netzwerks um Personen oder Organisationen. Die Kanten bezeichnen die Beziehungen zwischen den Knoten. In der folgenden Betrachtung sind die Kanten gerichtet. Bei der Analyse der Netzwerkstrukturen wurden Durchmesser, durchschnittliche Pfadlänge und der durchschnittliche

Clusterungskoeffizient (Transitivität) verwendet (Hummel/Sodeur 2010: 592). Der durchschnittliche Clusterungskoeffizient ist hierbei definiert als:

$$C(g) = \frac{\sum_{i;j\neq i;k\neq j} g_{ij}g_{jk}g_{jk}}{\sum_{i;j\neq i;k\neq j} g_{ij}g_{jk}} \qquad (1)$$

wobei *C* den Clusterungskoeffizienten des Netzwerks *g* darstellt und *i*, *j* und *k* jeweils Knotenpunkte innerhalb des Netzwerks symbolisieren. Neben diesen globalen Messgrößen wurden auch jene Knoten identifiziert, die über positionsbedingte Vorteile verfügen. Von besonderer Bedeutung ist hierfür das Konzept der Zentralität (Hanneman/Riddle 2011b: 363), in diesem Fall *In-Degree* und *PageRank*. (Scott 2012: 3). Für die weitere Analyse ist der In-Degree definiert als Summe der eingehenden Kanten eines Knotenpunkts i im Netzwerk g. Der *PageRank*-Zentralität liegt ein Verfahren zugrunde, das dem der Eigenvektor-Zentralität (Ruhnau 2000: 360f.) ähnelt und einerseits die Nachbarschaft eines Knoten berücksichtigt und anderseits die Kantenrichtung miteinbezieht (Page et al. 1999: 3). In simplifizierter Form lässt sich der PageRank wie folgt definieren:

$$R(u) = c \sum_{v\in B_u} \frac{R(v)}{N_v} \qquad (2)$$

Hierbei gilt *i* als Knotenpunkt, *c* als Standardisierungsfaktor, $B_i$ als eine Reihe an Knotenpunkten, die eine zu *i* zeigende Kante vorweisen und $N_i$ als die Anzahl an ausgehenden Kanten von *i*. Mit *PageRank* können somit Knoten identifiziert werden, die mit ebenfalls zentralen Knoten häufig interagieren.

In der vorliegenden Studie bildet die SNA Konjunkturforscher*innen aus deutschen Wirtschaftsforschungsinstituten, die mindestens halbjährig eine Prognose zur konjunkturellen Entwicklung veröffentlichen, als Knoten ab. Um eine Nähe und Anknüpfungsmöglichkeit an bestehende Forschung zu gewähren, wurden all jene deutschen Wirtschaftsforschungsinstitute ausgewählt, die an der halbjährlichen, von der Bundesregierung in Auftrag gegebenen GD beteiligt sind (DIW, ifo, IfW, IWH, RWI)[2]. Ergänzt wird der Datensatz um zwei Institute, die für ihre

2 Die Liste der beteiligten Wirtschaftsforschungsinstitute wurde unter https://gemeinschaftsdiagnose.de/ am 15.05.2021 abgerufen.

Interessengruppenspezifikation bekannt sind und auch im medialen Diskurs häufig Beachtung finden (IMK, IW).

Die SNA bildet ein Twitter-Netzwerk ab. Twitter ist ein Mikroblog-Dienst, der es Nutzer*innen ermöglicht, Nachrichten („Tweets“) mit maximal 280 Zeichen zu posten, auf Tweets anderer zu reagieren („Reply“), diese zu „liken“ oder sie im eigenen Netzwerk zu teilen („Retweet“). Auch in Deutschland hat sich eine aktive Community an Wirtschaftswissenschaftler*innen etabliert, in der mit öffentlichen Klarnamenprofilen interagiert und konkrete forschungsrelevante Aspekte diskutiert werden (siehe auch Goecke und Thiele (2018)). Für die SNA wurden die Interaktionen der Prognostiker*innen auf Twitter mit dem R-Paket *rtweet* (Kearney 2018) extrahiert, bereinigt und mit der Software *Gephi* analysiert und visualisiert (Bastian et al. 2009).

Für die Erstellung der Netzwerke dienen die Retweets und Replies der Prognostiker*innen. Diese Vorgehensweise bietet den Vorteil, einerseits individuelle Interaktionsmuster zu erfassen und andererseits unterschiedliche Interaktionsarten zu integrieren (Kane et al. 2014: 252). Insgesamt wurden für vier Beobachtungszeiträume jeweils ein Retweet- und ein Reply-Netzwerk generiert (siehe Tabelle 1).

*Tabelle 1: Datenerhebungszeiträume für Analyse des Twitter-Netzwerks (SNA)*

| Erhebungszeitraum | Zeitraum | GD publiziert am |
|---|---|---|
| 1 | 04.06.13-31.12.20 | - |
| 2A | 28.08-13.11.2019 | 02.10.2019 |
| 2B | 28.02.-20.05.2020 | 08.04.2020 |
| 2C | 02.09.-25.11.2020 | 14.10.2020 |

## Automatisierte Textanalyse

Die SNA wurde um eine automatisierte Textanalyse der geposteten Tweets (eigene Tweets, Retweets, Replies) der Prognostiker*innen ergänzt. Ziel der Analyse ist es, Themen in den Tweets zu identifizieren, über die während der Herstellung der drei GDs debattiert wurde. Damit sollen mögliche inhaltliche Verschiebungen in der Twitter-Debatte explorativ analysiert werden. In der Vorgehensweise wurden (1) Wordclouds (Frequenzanalyse der verwendeten Wörter) für alle drei Zeitpunkte erstellt, um einen Einblick in die populärsten Begriffe und Themen zu erhalten (Xu 2016: 239). Nach Bestimmung der Worthäufigkeiten wurde eine Visualisierung unter Verwendung des R-Pakets *wordcloud* (Fellows et al. 2018) vorgenommen. (2) Ergänzend wurde eine Co-Occurrence-Analyse in Anlehnung an Wiedemann und Niekler (2017) durchgeführt, um einen konkreten Einblick in inhaltliche Debatten über die ökonomische Lage und Zukunft zu ermöglichen. Mittels Matrixmultiplikation wurde das gemeinsame Auftreten von Wörtern innerhalb

der untersuchten Sätze ermittelt. Zur inhaltlichen Spezifizierung wurde der Begriff *Wirtschaft* für die Analyse gewählt, um mögliche Beiträge über die ökonomische Lage zu identifizieren. Neben der Häufigkeitsanalyse erfolgte auch die Ermittlung der Signifikanzniveaus des gemeinsamen Auftretens mittels des Log-Likelihood-Verfahrens, welches definiert ist als:

$$sig(A, B) = -2log\lambda \qquad (3)$$

wobei $\lambda$ den verallgemeinerten Likelihood-Quotienten[3] und die Buchstaben $A$ und $B$ die gemeinsam auftretenden Wörter darstellen (Bordag 2008: 54 f.).

## Qualitative Interviews

Neben der quantitativen SNA wurden qualitative Interviews mit aktiven Prognostiker*innen aus den führenden deutschen Wirtschaftsforschungsinstituten durchgeführt. Angelehnt an die Konzeptualisierung von Bogner et al. (2014, 2009) ist das Ziel dieser Methode, Sach- und Prozesswissen von Expert*innen zu erheben, wofür auch ein das Interview strukturierender Leitfaden entwickelt wurde (Helfferich 2019: 673). Über die Interviews werden Daten erhoben, die Einsichten in „Handlungsabläufe, Interaktionen [und] organisationale Konstellationen“ (Bogner et al. 2014: 18) aus dem Professionsalltag der Prognostiker*innen während der Corona-Krise ermöglichen.

Die Auswahl der Expert*innen lässt sich als kriteriengeleitete, bewusste Auswahl (Akremi 2019: 320) bezeichnen. Alle Interviewpartner*innen sind in leitender Funktion für die Prognostik verantwortlich, entweder in der Forschungsgruppenleitung oder als thematisch verantwortliche Personen. Die sieben Interviews dauerten zwischen 30 und 70 Minuten. Aufgrund der Kontaktbeschränkungen in der Corona-Pandemie wurden sie über Videotelefonie durchgeführt. Technische Schwierigkeiten spielten keine inhaltlich entscheidende Rolle. Die Transkription der Interviews erfolgte vollständig und wortgetreu, lediglich aus Sicht der Forschenden wichtige nonverbale Äußerungen wurden berücksichtigt (Bogner et al 2014: 42); auf wörtliche Interviewzitate wird in diesem Papier nach Absatznummern verwiesen. Die Daten wurden mithilfe der qualitativen Inhaltsanalyse nach Gläser und Laudel (2009: 199), ergänzt durch systematisierende Zwischenschritte nach Kuckartz (2018), mithilfe der Software MAXQDA ausgewertet. Die qualitative Inhaltsanalyse eignet sich als systematisches Verfahren mit gleichzeitig

3 Die genaue Definition des Likelihood-Quotienten kann bei Bedarf bei Bordag (2008: 54) nachgelesen werden.

offener Handhabung des Kategoriensystems (Gläser/Laudel 2009: 204) und ist damit passend für ein abduktives und theoriegeleitetes Vorgehen.

## Das epistemische Netzwerk auf Twitter

Der für die Analyse des epistemischen Netzwerks verwendete Datensatz setzt sich aus der Twitter-Aktivität der Prognostiker*innen der genannten sieben Wirtschaftsforschungsinstitute zusammen. Zur Generierung des Datensatzes wurden in einem ersten Schritt alle Personen recherchiert, die an den jeweiligen Instituten an der Erstellung der Prognosen beteiligt sind.

*Tabelle 2: Übersicht der an der Prognoseerstellung beteiligten Personen und Anzahl zugehöriger Twitteraccounts*

| **Institut** | **Teamgröße** | **Anzahl Accounts** | **%** |
|---|---|---|---|
| DIW | 13 | 6 | 46,2 |
| Ifo | 18 | 3 | 16,7 |
| IfW | 10 | 1 | 10,0 |
| IMK | 9 | 4 | 44,4 |
| IW | 10 | 7 | 70,0 |
| IWH | 14 | 1 | 7,1 |
| RWI | 13 | 4 | 30,8 |

Anschließend wurden die den Personen zugehörigen Accounts auf Twitter identifiziert, wobei nur jene berücksichtigt wurden, die eine eindeutige Identifizierung durch Bild und/oder Selbstbeschreibung zuließen. Eine Übersicht der Verteilung der Prognostiker*innen und der dazugehörigen Accounts auf die Institute ist in Tabelle 2 zu finden.[4]

4 Die Übersicht der Verteilung der Prognostiker*innen und zugehöriger Accounts wurde im Oktober 2020 erstellt. Seitdem kam es zu keinen relevanten Veränderungen in den Abteilungen der Institute, jedoch ist nicht auszuschließen, dass es einzelne personelle Verschiebungen in den Konjunkturabteilungen gegeben hat.

## Eine Charakterisierung des epistemischen Netzwerks

Unter Verwendung der SNA werden zwei Forschungsziele verfolgt. Erstens wird das in der Forschungsliteratur beschriebene epistemische Netzwerk auf Basis von Twitter-Aktivitäten konkreter in Bezug auf Struktur und Mitglieder beschrieben und zweitens wird eine mögliche Veränderung des Netzwerks im Zuge der Corona-Pandemie untersucht. Für das erste Forschungsziel wurde auf Basis der Twitter-Aktivitäten der Prognostiker*innen ein Datensatz für den gesamten erfassbaren Zeitraum auf Twitter gebildet. Dieser Datensatz enthält 18.498 Tweets vom 04.06.2013 bis zum 31.12.2020. Zu beachten ist, dass aufgrund der Twitter-API maximal 3200 Tweets pro Account einfließen konnten. Dies hatte zur Folge, dass die Tweets von Sebastian Dullien vom IMK nicht berücksichtigt wurden. Ungefähr die Hälfte der betrachteten Tweets des Datensatzes sind Replies, 30% Retweets, während weniger als ein Viertel organische Tweets sind. Für einen großen Teil aller Tweets (41,6%) sind drei Prognostiker verantwortlich: Markus Demary vom IW (n=2968), Michael Hüther vom IW (n=2621) und Claus Michelsen vom DIW (n=2084).

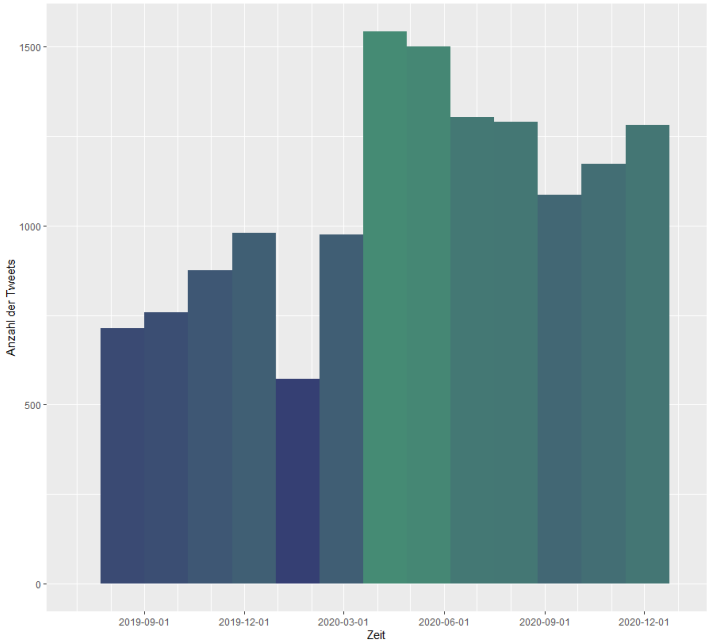


*Abbildung 1: Frequenz der Tweets*

Betrachtet man den Gesamtoutput über die Zeit, lässt sich eine deutliche Veränderung im Jahr 2020 beobachten: der auffallend deutliche und anhaltende Anstieg ab März 2020. Während die durchschnittliche Anzahl an geposteten Tweets zwischen September 2019 und Februar 2020 bei 597 Tweets pro Monat lag, stieg sie für den Zeitraum zwischen März bis August 2020 auf 1065 Tweets pro Monat (siehe Abbildung 1). Die Twitter-Aktivität hat also nach dem Ausbruch der Pandemie zugenommen.

Für den Erhebungszeitraum 1 wurden zwei Netzwerke erstellt: eines für Retweets und eines für Replies. Ziel dieses langen Beobachtungszeitraumes war es, das in der aktuellen Forschungsliteratur erwähnte epistemische Netzwerk zu explorieren und zu beschreiben.

Das Retweet-Netzwerk setzt sich aus 5.905 Retweets zusammen, wodurch sich 1498 Knotenpunkte und 2.161 Kanten ergeben. Die Kantenstärke (Anzahl der Retweets von Knotenpunkt A zu B) variiert innerhalb dieses Netzwerks zwischen 1 und 212. Die Kantenstärke von 212 symbolisiert hier, dass der Knoten Hubertus Bardt (IW) 212-mal Tweets des Accounts des IW retweetet hat. Das durchschnittliche Retweet-Aufkommen der Prognostiker*innen lag bei 94 Retweets pro Prognostiker*in, wobei 23 Prognostiker*innen mindestens einen Tweet retweeteten. Weitere Strukturgrößen des Netzwerks finden sich in Tabelle 3. Mit 637 Retweets hat Markus Demary (IW) die meisten Tweets retweetet, es folgen Michael Hüther (IW, n=284) und Hubertus Bardt (IW, n=223). Eine Visualisierung dieses Netzwerkes ist in Abbildung 5 (siehe Anhang) zu finden.

*Tabelle 3: Erhebungszeitraum 1 | Ausgewählte Strukturmerkmale des Retweet-Netzwerks*

| Knoten | Kanten | Ø Kantenstärke | Ø Clusterung | Durchmesser | Ø Pfadlänge | Ø in-degree |
|---|---|---|---|---|---|---|
| 1498 | 2161 | 2,730 | 0,095 | 6 | 2,82 | 2,99 |

Das Reply-Netzwerk besteht aus 7.016 Replies, wobei hier Threads bzw. Replies auf eigene Tweets nicht berücksichtigt wurden. Die Kantenstärke variiert zwischen 1 und 122. Im Beobachtungszeitraum haben 22 Prognostiker*innen durchschnittlich 111 Replies gepostet. Tabelle 4 zeigt die weiteren Strukturgrößen. Die meisten Replies kommen von Michael Hüther (n=379, IW), es folgen Stephan Kooths (n=359, IfW) und Holger Schäfer (n=350, IW). Dieses Netzwerk ist im Anhang in Abbildung 6 visualisiert.

*Tabelle 4: Erhebungszeitraum 1 | Ausgewählte Strukturmerkmale des Reply-Netzwerks*

| Knoten | Kanten | Ø Kantenstärke | Ø Clusterung | Durchmesser | Ø Pfadlänge | Ø in-degree |
|---|---|---|---|---|---|---|
| 1649 | 2440 | 2,959 | 0,109 | 5 | 2,37 | 2,98 |

## Wer sind die zentralen Netzwerkmitglieder?

Welche Bedeutung einzelne Netzwerkknoten für das Netzwerk haben, wird in der SNA anhand von Zentralitätskonzepten bestimmt. Tabelle 5 enthält die Resultate für das Retweet-Netzwerk. Zu den Accounts mit der höchsten Zentralität im Retweet-Netzwerk der Prognostiker*innen gehören die Zeitschrift Wirtschaftsdienst, Andreas Peichl (ifo) und das ifo Institut. Betrachtet man den PageRank, sind viele Accounts hier wieder anzutreffen, jedoch sind die genannten Andreas Peichl und das ifo-Institut weniger zentral. Neben dem Bundesministerium für Forschung sind nun auch

das Bundesministerium für Wirtschaft und Energie und das Bundesumweltministerium unter den zentralsten 25 Knotenpunkten.

*Tabelle 5: Erhebungszeitraum 1 | Die 25 Knoten im Retweet-Netzwerk mit der höchsten Zentralität*

| Account | in-degree | Account | PageRank |
|---|---|---|---|
| zeitschrift_wd | 13 | diw_berlin | 0.000881 |
| apeichl | 10 | zeitschrift_wd | 0.000867 |
| iw_koeln | 9 | clausmichelsen | 0.000829 |
| ifo_institut | 9 | rwi_leibniz | 0.000828 |
| sdullien | 8 | sbachtax | 0.000795 |
| chris_breu | 8 | iw_koeln | 0.000794 |
| gfelbermayr | 8 | ifo_institut | 0.000793 |
| faz_wirtschaft | 8 | mfratzscher | 0.000788 |
| clausmichelsen | 7 | sdullien | 0.000787 |
| sbachtax | 7 | bmf_bund | 0.000785 |
| bmf_bund | 7 | karstenseibel | 0.000782 |
| fuestclemens | 7 | achimtruger | 0.00078 |
| schnellenbachj | 7 | imkflash | 0.00078 |
| bachmannrudi | 7 | boeckler_de | 0.000779 |
| phoenix_de | 7 | mariusclemens | 0.000776 |
| patrickbernau | 7 | mbeznoska | 0.000775 |
| handelsblatt | 7 | bmwi_econ | 0.000775 |
| olafgersemann | 7 | apeichl | 0.000772 |
| jsuedekum | 7 | iwd_de | 0.000772 |
| diw_berlin | 6 | patricknuess | 0.00077 |
| rwi_leibniz | 6 | dw_business | 0.000768 |
| mfratzscher | 6 | chris_breu | 0.000762 |
| achimtruger | 6 | cesifogroup | 0.000759 |
| stefankooths | 6 | fuestclemens | 0.000758 |
| a_pluennecke | 6 | bmu | 0.000756 |

Zu den zentralsten Mitgliedern im Reply-Netzwerk entsprechend des In-Degrees gehören Sebastian Dullien (Direktor IMK), Rüdiger Bachmann (Univ. Notre-Dame) und Jens Südekum (Uni Düsseldorf). Einige der zentralsten Knoten gemäß des In-Degrees finden sich auch bei der Betrachtung des PageRanks wieder. Die zentralsten Knoten sind hier Gustav Horn (ehem. IMK), Claus Michelsen (DIW) und Sebastian Dullien (IMK) (sieheTabelle 6).[5]

*Tabelle 6: Erhebungszeitraum 1 | Die 25 Knoten im Reply-Netzwerk mit der höchsten Zentralität*

| Account | in-degree | Account | PageRank |
|---|---|---|---|
| sdullien | 15 | gustavahorn | 0.001231 |
| bachmannrudi | 13 | clausmichelsen | 0.000846 |
| jsuedekum | 13 | sdullien | 0.000805 |
| martingreive | 13 | bachmannrudi | 0.000796 |

5 Die teils deutlichen Unterschiede sind hierbei auf die unterschiedliche Gewichtung von Interaktionen zurückzuführen. So gewichtet der PageRank Interaktionen von Knoten mit einem hohen In-Degree stärker, weshalb es zum Beispiel zu Unterschieden bei der Platzierung des DIWs innerhalb des Rankings kommt.

| | | | |
|---|---|---|---|
| sbachtax | 13 | sbachtax | 0.000784 |
| schnellenbachj | 12 | gfelbermayr | 0.00077 |
| michael_huether | 10 | achimtruger | 0.000766 |
| achimtruger | 10 | tom_krebs_ | 0.000746 |
| chris_breu | 10 | s_enkelmann | 0.000727 |
| gustavahorn | 10 | immowald | 0.000727 |
| apeichl | 10 | norberthaering | 0.000723 |
| gfelbermayr | 10 | w_schmidt_ | 0.000714 |
| keinewunder | 10 | hmeyer78 | 0.000713 |
| mfratzscher | 10 | alex_j_thiele | 0.000708 |
| schieritz | 10 | dsgv | 0.000701 |
| stefankooths | 9 | leonmadio | 0.000701 |
| martinbraml | 9 | paldama | 0.000701 |
| odendahlc | 9 | jsuedekum | 0.000698 |
| hschaeferiw | 8 | martingreive | 0.000696 |
| chubbyyfmb | 8 | schnellenbachj | 0.000696 |
| fuestclemens | 8 | chris_breu | 0.000682 |
| olafgersemann | 8 | fuestclemens | 0.000679 |
| patrickbernau | 8 | schieritz | 0.000675 |
| s_enkelmann | 8 | stefankooths | 0.000673 |
| ankehassel | 8 | econ_mattes | 0.000661 |

Auf Basis der bis hierhin dargestellten Daten wurden die Knoten des auf Twitter erfassbaren epistemischen Netzwerks der Wirtschaftsprognostik aufgrund der Selbstbeschreibungen der Accounts qualitativ zugeordnet. Neben den Wirtschaftsprognostiker*innen sind also folgende Akteur*innengruppen im epistemischen Netzwerk der Wirtschaftsprognostik zu finden: Ökonom*innen, wissenschaftliche Journals und Wirtschaftsforschungsinstitute, Journalist*innen und Zeitungen, Politiker*innen und Parteien, Bundes- bzw. Landesministerien und Behörden, ökonomische Institutionen wie die Europäische Zentralbank, die Bundesbank und Geschäftsbanken, Unternehmer*innen und Unternehmensverbände, Gewerkschaften sowie andere Wissenschaftler*innen und wissenschaftliche Institutionen

## Zusammenfassung

Das auf Twitter erfassbare epistemische Netzwerk der Wirtschaftsprognostik lässt sich wie folgt beschreiben:

(1) Das Reply-Netzwerk fällt gemessen an Knotenpunkten und Kanten deutlich größer aus als das Retweet-Netzwerk. Gleichzeitig sind der Durchmesser und die durchschnittliche Pfadlänge niedriger, was bedeutet, dass das Reply-Netzwerk zwar umfangreicher ist, also mehr Interaktionspartner*innen und Interaktionen beinhaltet, jedoch die durchschnittlichen Wege zwischen einzelnen Knotenpunkten kürzer ausfallen, die Nähe zwischen den Knotenpunkten letzten Endes größer ist.

(2) Der durchschnittliche Clusterungskoeffizient für das Reply-Netzwerk fällt etwas größer aus, was eine größere Häufigkeit an direkt verbundenen Knoten vermuten lässt.

(3) Wird die Zusammensetzung der Netzwerke betrachtet, zeigt sich, dass die zentralen Knotenpunkte des Reply-Netzwerks vorwiegend natürliche Personen sind; genauer gesagt handelt es sich vorwiegend um Ökonom*innen und der Ökonomie naher Personen. Dies kann als Indiz gelesen werden, dass es sich bei dem Reply-Netzwerk vorwiegend um den Diskussionsteil des Netzwerks handelt. Diese Diskussionen nehmen den größten Anteil des auf Twitter erfassbaren Teils des epistemischen Netzwerks der Wirtschaftsprognostik ein und vollziehen sich vorwiegend unter fachgleichen Expert*innen. Auch im Vergleich zu einem zufällig generierten Datensatz zeigt sich eine deutlich höhere Reply-Häufigkeit, was ebenfalls auf eine im Schnitt größere Diskussionsbereitschaft im Vergleich zum gesamten Twitter-Netzwerk hindeutet.

(4) Das Retweet-Netzwerk setzt sich hingegen neben Ökonom*innen auch aus einer Vielzahl an Organisationen zusammen. Viele dieser Organisationen sind Wirtschaftsforschungsinstitute, die Teil des Samplings waren. Zudem finden sich auch einige (Bundes-)Ministerien, die eine zentrale Rolle im Netzwerk einnehmen.

(5) Lediglich plausibel spekulieren lässt sich darüber, ob hinter den unterschiedlichen Retweet- und Reply-Praktiken unterschiedliche Intentionen stecken. Replies könnten dabei eher dazu dienen, Themen kontrovers zu diskutieren und sich in dieser Kontroverse zu positionieren. Im Gegensatz dazu könnten Retweets abgesetzt werden, um Themen zu streuen und Community Building zu betreiben.

## Die Veränderung des epistemischen Netzwerks im Kontext der Pandemie

Nachdem im ersten Analyseschritt der auf Twitter erfassbare Teil des epistemischen Netzwerks beschrieben und die Unterschiede zwischen den Netzwerktypen erklärt wurden, werden nun die pandemiebedingten Veränderungen des epistemischen Netzwerks analysiert. Dafür werden die Netzwerkdaten aus den Erhebungszeiträumen 2, A bis C (siehe Tabelle 1) verglichen.

### Thematische Verschiebung

Im Sinne einer Überprüfung der Plausibilität wurde zunächst eine automatisierte Textanalyse der geposteten Tweets durchgeführt. Somit wurde zunächst sichergestellt, dass einerseits Prognoseaspekte Teil des Diskurses auf Twitter sind und anderseits Twitter von den Prognostiker*innen als Medium zum Austausch von Corona-relevanten Informationen und der Diskussion dieser Informationen genutzt wurde und wird. Hierfür wurde eine Wortfrequenzanalyse

(Wordcloud) durchgeführt, die um eine Analyse der gemeinsam auftretenden Begriffe rund um das Wort „Wirtschaft“ ergänzt wurde.

Die Abbildungen 2 bis 4 zeigen Wordclouds, die die meistverwendeten Begriffe in den Tweets der Prognostiker*innen für die Erhebungszeiträume 2A bis 2C visualisieren. Zu den am häufigsten verwendeten Begriffen nach Bereinigung gehören für den Zeitraum 2A *Schuldenbremse*, *Investitionen*, *Geldpolitik*, *Zinsen*, *Geldpolitik* und *Deutschland*. Die Ergebnisse der Wordcloud für den Zeitraum 2B deuten darauf hin, dass es zu einer inhaltlichen Zuspitzung um die GD im Frühjahr 2020 kam. Es lassen sich eine Vielzahl von Begriffen finden, die unmittelbar Corona-Aspekte umfassen: Neben Begriffen wie *Corona*, *Covid19* und *Coronavirus* sind es u.a. Begriffe wie *Maßnahmen*, *Lockdown*, *Pandemie*, *Kurzarbeit* und *RKI*. Im Zentrum der Wordcloud für den Zeitraum 2C finden sich wieder eine Reihe von Begriffen, die einen direkten Corona-Bezug herstellen lassen: *Corona*, *Pandemie*, *Lockdown*. Zudem lassen sich Begriffe finden, die zumindest nicht unmittelbar mit Corona verbunden sind, so z.B. *Schuldenbremse*, *Euro* und *Investitionen*. Wie bereits im Frühjahr 2020 lassen sich auch im Herbst 2020 Indizien finden, dass die Wirtschaftsprognose(n) thematisiert wurde(n).

Tabelle 7 zeigt die Ergebnisse der Co-Occurrence-Analyse für die jeweiligen Zeiträume. Jeder Zeitraum (2A bis 2C) ist in zwei Aspekte unterteilt: (a) Begriffe, die am häufigsten mit dem Wort „Wirtschaft“ gemeinsam auftreten (b) Begriffe mit dem größten Log-Likelihood des gemeinsamen Auftretens. Für den Zeitraum 2A und den Kontext der damaligen ökonomischen Debatte und dem Herbstgutachten der GD sind die Begriffe *Brexit*, *Unsicherheit*, *belastet* und *reduziert* hervorzuheben (Michelsen et al. 2019). Für den Zeitraum 2B sind die Beiträge und Diskussionen der Prognostiker*innen auf Twitter, die das Wort „Wirtschaft“ beinhalten, eng mit Aspekten der Corona-Pandemie verbunden, zugleich finden sich Begriffe, die auf eine Auseinandersetzung mit der GD hindeuten (*Gemeinschaftsdiagnose*, *Livestream*, *vorgestellt)*. Und auch für den Zeitraum 2C liefert die Co-Occurrence-Analyse weitere Hinweise, dass Corona das bestimmende Thema hinsichtlich der Diskussion über die wirtschaftliche Lage war.

*Abbildung 4: Wordcloud aus dem Zeitraum 2A*

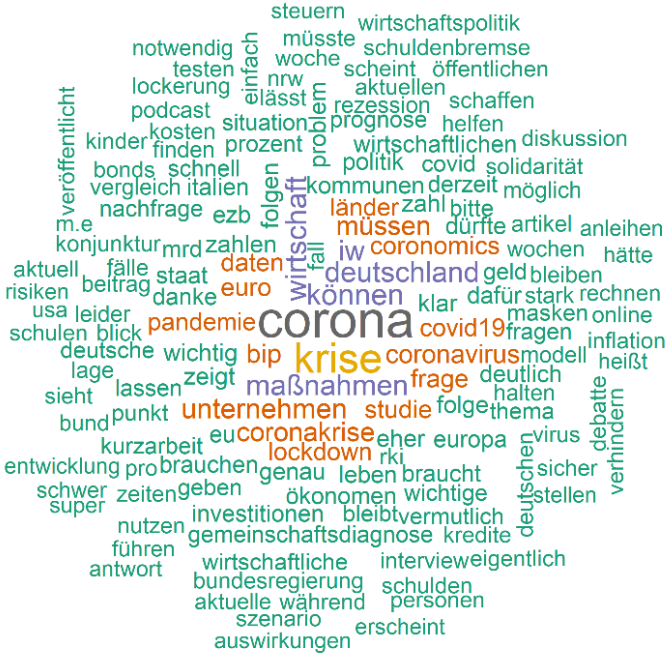


*Abbildung 2: Wordcloud aus dem Zeitraum 2B*

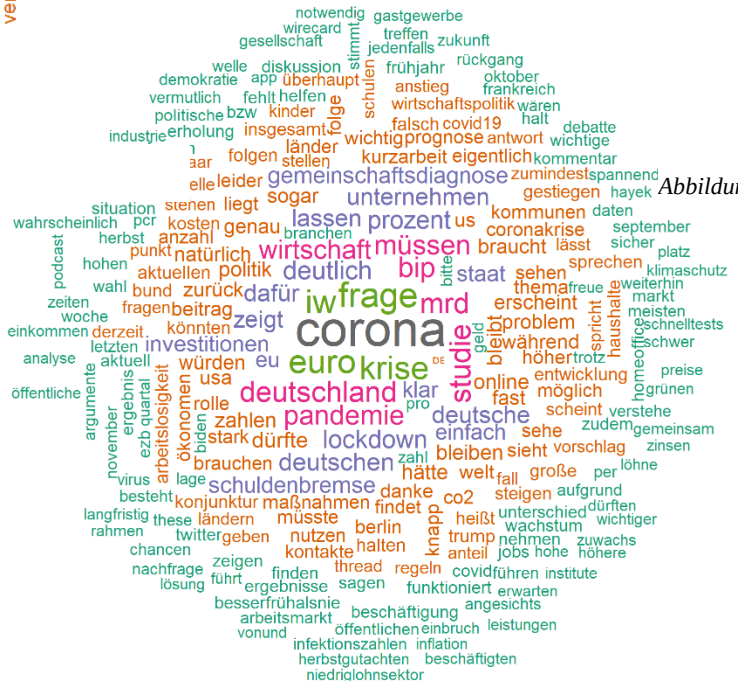


*Abbildung 3: Wordcloud aus dem Zeitraum 2C*

*Tabelle 7: Veränderung der diskutierten Themen im epistemischen Twitter-Netzwerk*

| **Zeitraum** | **2A** | | | | **2B** | | | | **2C** | | | |
|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|
| **Messgröße** | **Frequenz-Begriffe** | **F*** | **Loglikelihood Begriffe** | **Loglikelihood** | **Frequenz-Begriffe** | **F** | **Loglikelihood Begriffe** | **Loglikel-hood** | **F-Begriffe** | **F** | **Loglikelihood Begriffe** | **Loglikelihood** |
| 1. | wirtschaft | 19 | deutschen | 20,438 | wirtschaft | 93 | deutsche | 68,052 | wirtschaft | 39 | deutschen | 60,856 |
| 2. | deutschen | 4 | brexit | 14,351 | deutsche | 13 | schock | 35,239 | deutschen | 11 | deutsche | 19,818 |
| 3. | brexit | 3 | unsicherheit | 13,209 | corona | 11 | klimafreundlichen | 27,319 | deutsche | 5 | unserem | 17,396 |
| 4. | konjunktur | 2 | belastet | 13,209 | coronakrise | 8 | umbau | 27,319 | unserem | 3 | herbstgutachten | 15,801 |
| 5. | deutsche | 2 | deutsche | 8,2903 | schock | 6 | livestream | 21,337 | herbstgutachten | 3 | einbruch | 15,801 |
| 6. | unsicherheit | 2 | konjunktur | 5,1089 | konjunktur | 5 | corona | 20,484 | einbruch | 3 | milliarden | 10,977 |
| 7. | belastet | 2 | bedeutung | 4,9462 | coronavirus | 5 | geht's | 20,097 | euro | 2 | gesundheit | 10,259 |
| 8. | erwartet | 1 | reduziert | 4,9462 | corona-krise | 4 | coronakrise | 17,680 | pandemie | 2 | erholt | 10,259 |
| 9. | rezession | 1 | vermögensteuer | 4,9462 | covid19 | 4 | vorgestellt | 17,524 | zeigt | 2 | corona-pandemie | 9,1378 |
| 10. | abschwung | 1 | erwartet | 4,5574 | gemeinschaftsdiagnose | 4 | existenz | 17,524 | corona-pandemie | 2 | politik | 5,1905 |

*F steht in dieser Tabelle für Frequenz.

## Strukturwandel des epistemischen Twitter-Netzwerks

Der Erhebungszeitraum 2A liegt um die GD im Herbst 2019 (28.08. bis 13.11.2019), also vor dem Ausbruch der Corona-Pandemie. Der Erhebungszeitraum 2B liegt um die GD im Frühjahr 2020 (28.02. bis 20.05.2020.), während der Erhebungszeitraum 2C um die GD im Herbst 2020 (02.09. bis 25.11.2020) liegt. Tabelle 8 zeigt die Strukturgrößen des Retweet- und des Reply-Netzwerks für die jeweiligen Zeiträume.

*Tabelle 8: Veränderung der Retweet- und Reply-Praktiken im epistemischen Twitter-Netzwerks*

| **Zeitraum** | **2A** | | **2B** | | **2C** | |
|---|---|---|---|---|---|---|
| **Interaktion** | **Retweet** | **Reply** | **Retweet** | **Reply** | **Retweet** | **Reply** |
| Knoten | 181 | 286 | 416 | 377 | 316 | 433 |
| Kanten | 219 | 356 | 588 | 520 | 319 | 563 |
| Ø Kantenstärke | 1,616 | 1,815 | 1,920 | 1,985 | 1,711 | 1,913 |
| Ø Clusterung | 0,039 | 0,042 | 0,030 | 0,033 | 0,041 | 0,024 |
| Durchmesser | 3 | 4 | 8 | 4 | 4 | 5 |
| Ø Pfadlänge | 1,46 | 1,87 | 3,31 | 1,87 | 1,92 | 2,04 |
| Ø in-degree | 2,42 | 2,49 | 2,55 | 2,76 | 2,47 | 2,60 |

Wie die Ergebnisse zeigen, kam es zu einer deutlichen Veränderung innerhalb der Netzwerke im Zuge der Corona-Pandemie. Besonders deutlich fallen diese Veränderungen für das Retweet-Netzwerk aus. Hier kam es zu mehr als einer Verdopplung der Knoten und Kanten vom Zeitraum 2A zum Zeitraum 2B. Zusätzlich stiegen der Durchmesser des Netzwerks sowie die durchschnittliche Pfadlänge deutlich an. Moderater fällt der Anstieg im Reply Netzwerk von Zeitraum 2A bis 2B aus. Herauszustellen sind zudem die Trendunterschiede von Zeitraum 2B zu 2C. Während sich das Retweet-Netzwerk wieder etwas dem Netzwerk von Zeitraum 2A annähert, verzeichnet das Reply-Netzwerk weiterhin ein moderates Wachstum.

## Wandel der zentralen Netzwerkmitglieder

Auch für die Netzwerke der Zeiträume 2A bis 2C wurden die Akteur*innen mit den Zentralitätskonzepten In-Degree und PageRank identifiziert. Eine detaillierte Übersicht der zentralsten Knoten findet sich im Anhang in den Tabellen 10 bis 12. Ebenso sind dort entsprechende Visualisierungen der jeweiligen Netzwerke aufgeführt (Abbildungen 7 bis 12). Wie sich bereits zuvor gezeigt hat, sind auch für diese Zeiträume Unterschiede je nach Netzwerktyp zu beobachten. Während die zentralen Knoten der Reply-Netzwerke vorwiegend natürliche Personen darstellen, welche primär der Ökonomik zugehörig sind, sind unter den zentralen Knoten der Retweet-Netzwerke hingegen teilweise auch Ministerien, Behörden und andere Organisationen zu finden. Sehr deutlich werden diese Unterschiede zum Beispiel bei den fünf zentralsten Knoten für den Zeitraum 2A. Zu den zentralsten Knoten innerhalb des Retweet-Netzwerks gemäß des In-Degrees gehören für diesen Zeitraum Claus Michelsen (Abteilungsleiter Konjunkturpolitik DIW),

das IW, das DIW, die Zeitschrift Wirtschaftsdienst und die List-Gesellschaft e.V.. Folgt man dem PageRank, sind es das DIW, Claus Michelsen, Stefan Gebauer (Abteilung Konjunkturpolitik DIW), Achim Truger (Uni Duisburg-Essen, Sachverständigenrat für die Beurteilung der gesamtwirtschaftlichen Entwicklung (SVR)) und die Zeitschrift Wirtschaftsdienst. Blicken wir auf die Reply-Netzwerke, sind keinerlei Organisationen dieser Art unter den fünf zentralsten Knoten. Nach In-Degree sind es Rüdiger Bachmann (Univ. Notre Dame), Andreas Peichl (Leiter Zentrum Makroökonomik ifo), Sebastian Dullien (Direktor IMK), Christian Odendahl (Centre for European Reform) und Lars P. Feld (Universität Freiburg, ehemals SVR). Nach PageRank sind es Tom Krebs (Universität Mannheim), Philippa Sigl-Glöckner (SPD, Dezernat Zukunft), Désirée I. Christofzik (Hochschule des Bundes für öffentliche Verwaltung), Rüdiger Bachmann und Christian Odendahl (Centre for European Reform). Wie in den Tabellen 9-11 des Anhangs zu sehen ist, bleiben diese Unterschiede auch über die weiteren Beobachtungszeiträume bestehen.

Hinsichtlich der fünf zentralsten Knotenpunkte der jeweiligen Netzwerke lässt sich über die verschiedenen Beobachtungszeiträume hinweg kaum eine Veränderung feststellen, und auch für die weiteren zentralen Knotenpunkte sind die Änderungen nur sehr moderat. Zwar kommt es zu einigen Verschiebungen im Ranking der Zentralität, jedoch finden sich insbesondere in den Reply-Netzwerken kaum neue zentrale Akteur*innen über die Beobachtungszeiträume. Für die Retweet-Netzwerke fällt zumindest im Übergang von Zeitraum 2A zu Zeitraum 2B ins Auge, dass einige wenige neue Knotenpunkte an Zentralität gewonnen haben. Zu nennen sind hierbei unter anderem das Bundesministerium für Wirtschaft und Energie, die Börsenzeitung sowie mit Chi Hyun Kim eine Forschende aus der Makroökonomie bzw. dem Finance-Bereich, die Arbeiten zu den Folgen der Corona-Pandemie publizierte. In der Verbindung mit den Erkenntnissen aus der Strukturanalyse der Netzwerke ist davon auszugehen, dass von der Vielzahl der neuen Knotenpunkte in den Netzwerken nur wenige Vereinzelte von besonderer Zentralität für das jeweilige gesamte Netzwerk sind.

### Vergleich des epistemischen Netzwerks vor und während der Pandemie

Auf Twitter lässt sich ein epistemisches Netzwerk der Prognostiker*innen finden, welches eine Vielzahl an Interaktionspartner*innen beinhaltet und sich gleichzeitig über die Zeit verändert. Die inhaltliche Analyse mittels Wordcloud- und Co-Occurrence-Analyse zeigt deutlich, dass ökonomische Themen auf Twitter kommentiert und diskutiert werden. Begriffe und Themen wie Schuldenbremse, Euro, Geldpolitik, Brexit, wirtschaftliche Unsicherheit und Vermögensteuer waren alle auch Bestandteil der GD im Herbst 2019. Ebenso wird die inhaltliche Verschiebung in Folge der Corona-Pandemie im Beobachtungszeitraum 2B deutlich. Dominant sind hier in beiden Untersuchungsmethoden Begriffe rund um die Pandemie und mögliche Reaktionen auf den

wirtschaftlichen Einbruch sowie den pandemischen Ausbruch. Zudem lassen sich zumindest die Ergebnisse der Wordclouds als Indizien lesen, dass sich die starke Verengung auf die Corona-Pandemie und ihre direkten Folgen im Laufe der Pandemie etwas abgeschwächt hat. Die Ergebnisse der Co-Occurrence-Analyse können hierfür jedoch keine weiteren Hinweise liefern. Resümierend lässt sich festhalten, dass die Twitter-Daten somit auch inhaltlich zumindest Teile der damaligen ökonomischen Debatten abbilden. Zudem deuten die Ergebnisse zu allen drei Beobachtungszeitpunkten darauf hin, dass auch die GD auf Twitter kommentiert oder diskutiert wurden.

Beide betrachteten Netzwerktypen verändern über die Beobachtungszeiträume ihre Strukturen und Knoten. Betrachtet man zunächst die Strukturgrößen der beiden Netzwerktypen (siehe Tabelle 12), so fällt auf, dass es nach Ausbruch der Pandemie zu einer Vergrößerung der Netzwerke gekommen ist. Besonders deutlich fällt dieser Anstieg im Retweet-Netzwerk aus. Hier kommt es zu mehr als einer Verdoppelung der Knoten- und Kantenzahl. Gemessen an seinen Knoten und Kanten ist dieses Netzwerk größer als das Reply-Netzwerk im selben Zeitraum.

*Tabelle 9: Veränderung des Retweet- und Reply-Praktiken innerhalb der Pandemie*

| | **Zeitraum 2A auf 2B** | | **Zeitraum 2B auf 2C** | |
|---|---|---|---|---|
| | **Retweet** | **Reply** | **Retweet** | **Reply** |
| Anzahl Knoten | ↑ | ↗ | ↘ | ↗ |
| Anzahl Kanten | ↑ | ↗ | ↘ | ↗ |
| Ø Kantenstärke | ↗ | ↗ | ↓ | ↘ |
| Ø Clusterungs-Coeffizient | ↘ | ↘ | ↑ | ↘ |
| Durchmesser | ↑ | ↔ | ↓ | ↗ |
| Ø Pfadlänge | ↑ | ↔ | ↓ | ↗ |
| Ø in-degree | ↗ | ↑ | ↘ | ↘ |

Die Besonderheit dieses Anstiegs zeigt sich darin, dass das Reply-Netzwerk bei der GD im Herbst 2019 noch größer als das Retweet-Netzwerk war. Und obwohl auch das Reply-Netzwerk seitdem gewachsen ist, ist das Retweet-Netzwerk nach dem Ausbruch der Pandemie deutlich größer geworden. Das Wachstum des Reply-Netzwerks fällt deutlich moderater als jenes des Retweet-Netzwerks aus. Es lässt sich eine leichte Interaktionsintensivierung feststellen, was sich an der gewachsenen durchschnittlichen Kantenstärke und dem gestiegenen durchschnittlichen In-Degree zeigt. Ebenso lässt sich eine etwas stärkere Zunahme der Anzahl an Kanten beobachten. Während sich die Interaktionsintensivität beim Retweet-Netzwerk ähnlich wie beim Reply-Netzwerk ändert, kommt es zu einer mehr als Verdopplung der Knoten- und Kantenzahl. Darüber hinaus fällt der deutliche Anstieg des Durchmessers und der durchschnittlichen Pfadlänge auf, gerade im Vergleich zum moderaten Anstieg im Reply-Netzwerk im selben Zeitraum. Im Zuge der Corona-Krise kam es nach unserer Analyse somit zu einer Ausweitung des Retweet-Netzwerks, die vorwiegend individuell realisiert wurde. Die neuen Knoten waren eben nicht mehrheitlich

Interaktionspartner*innen von mehreren Prognostiker*innen, sondern vielmehr scheinen die Prognostiker*innen vorwiegend jeweils eigene Knoten ins Netzwerk integriert zu haben, was den deutlichen Anstieg der durchschnittlichen Pfadlänge und des Durchmessers erklären könnte.

Diese Besonderheit der Veränderung wird auch bei der Betrachtung des Beobachtungszeitraums 2C deutlich. Hier kommt es wieder zu einer Annäherung an das Verhältnis zu Zeiten der GD im Herbst 2019 (Zeitraum 2A). Zwar sind beide Netzwerke in absoluten Zahlen noch deutlich größer als im Herbst 2019, jedoch ist das Reply-Netzwerk wieder größer als das Retweet-Netzwerk und auch die durchschnittliche Pfadlänge sowie der Durchmesser nähern sich wieder an die vorherigen Werte an. Während das Retweet-Netzwerk gegenüber Zeitraum 2B wieder an Knoten und Kanten verliert, verzeichnet das Reply-Netzwerk ein weiteres Wachstum. Dies scheint auch Folgen für den durchschnittlichen Clusterungskoeffizienten zu haben. So nähert sich dieser für das Retweet-Netzwerk wieder den Werten des Zeitraums 2A an, während er für das Reply-Netzwerk, möglicherweise durch das schnelle Wachstum, weiter sinkt.

Um welche Akteur*innen handelt es sich bei den vielen neuen Knotenpunkten, die durch das Wachstum der Netzwerke um den Zeitraum 2B hinzugekommen sind? Aufgrund der Vielzahl der neuen Knoten konnten nicht alle inhaltlich analysiert werden. Im Hinblick auf die Corona-Pandemie wurden mit dem Robert-Koch-Institut (RKI), dem Virologen Christian Drosten, der Charité Berlin, dem Gesundheitsminister Jens Spahn, dem Bundesministerium für Gesundheit und dem Bundesinstitut für Arzneimittel und Medizinprodukte thematisch relevante neue Knoten identifiziert. Betrachtet man die zentralen Knotenpunkte der Netzwerke, werden einige wenige Änderungen deutlich. Es lassen sich zwar vereinzelt einige neue zentrale Knoten identifizieren, zu denen sich direkt oder indirekt ein Bezug zur Corona-Pandemie herstellen lässt. Diese Veränderungen finden sich jedoch alle auf Seiten des Retweet-Netzwerks, das Reply-Netzwerk hingegen kann kaum auffällige Veränderungen verzeichnen bzw. solche, die einen direkten Corona-Bezug vermuten ließen. Die Ergebnisse unserer Forschung zeigen, dass die Corona-Pandemie weit weniger Einflüsse auf die Interaktionspartner*innen im Reply-Netzwerk hatte als auf jene des Retweet-Netzwerks. Vielmehr scheint es zu einer zumindest teilweisen Intensivierung der bestehenden Interaktion gekommen zu sein.

## Wirtschaftsprognosen „in the making“ unter Pandemiebedingungen

Bislang konnte gezeigt werden, wie sich das epistemische Netzwerk der Wirtschaftsprognostik durch den Ausbruch der Pandemie strukturell verändert hat. Sowohl die Interaktionsmuster wurden

von der Pandemie beeinflusst (Reply zu Retweet), als auch Struktur und Größe des epistemischen Netzwerks haben sich verändert. Begriffe wie „epistemische Partizipation“ (Reichmann 2013: 858), also die Beteiligung vieler unterschiedlicher Wissensträger*innen am Herstellungsprozess der Wirtschaftsprognosen, oder auch die „interactional Expertise“ (Evans 2007: 687) sind nicht statisch zu sehen, sondern werden dynamisch an den jeweiligen Kontext angepasst.

Die Möglichkeit, Diskussions- und Interaktionspraktiken der Wirtschaftsprognostik anhand von Twitter-Daten strukturell nachzuzeichnen und zu analysieren bietet das analytische Gerüst, um Veränderungen des Wissensherstellungsprozesses in der Wirtschaftsprognostik unter den pandemiebedingten, radikal unsicheren Bedingungen zu erforschen. Um diese Veränderungen in ihrer Komplexität zu erfassen, ist es darüber hinaus notwendig, auch die individuellen Deutungen, Charakterisierungen und qualitativen Beschreibungen der Erstellung von Wirtschaftsprognosen unter Pandemiebedingungen von Wirtschaftsprognostiker*innen heranzuziehen. Damit wird ein analytischer Perspektivwechsel von einer objektiven Strukturanalyse von Interaktionsmustern hin zur Untersuchung individueller Sinnkonstruktionen und Situationsdeutungen vollzogen.

Gestützt auf sieben qualitative Interviews aus der Pandemiezeit werden dazu im Folgenden die Einsichten aus dem Inneren der Wirtschaftsprognostik beschrieben und anhand von fünf inhaltlichen Dimensionen geordnet und interpretiert.

## Charakter der Krise

Die Folgen der Corona-Pandemie stellten den Prozess der Prognoseerstellung vor erhebliche Herausforderungen, weil der Charakter der Krise unklar war und nur ungenügend mit anderen Krisen verglichen werden konnte. Aufgrund der hohen Volatilität und der abrupten Änderungen der konjunkturellen Lage war es zu Beginn der Corona-Pandemie im Frühjahr 2020 nicht möglich zu antizipieren, welche Wirtschaftssektoren von der Krise betroffen sein werden und in welchem Ausmaß die Pandemie die wirtschaftliche Aktivität beeinflussen wird. Die Situation ist seitdem von radikaler Unsicherheit geprägt: Es war (und ist) unsicher, wie die Pandemie verlaufen wird, welche politischen Maßnahmen zu ihrer Eindämmung getroffen werden und wie sich diese beiden Faktoren auf das Wirtschaftssystem und seine Rahmenbedingungen auswirken werden.

## Auswirkungen der Pandemie auf den Prozess der Prognoseerstellung

An einem Großteil der sogenannten „Hausprognosen“ aus dem Frühjahr 2020 wird diese Volatilität der Situation deutlich. Die Folgen der Pandemie waren zu diesem Zeitpunkt in den meisten Prognosen noch nicht enthalten, weshalb diese bereits kurze Zeit nach Veröffentlichung schon keinen Bestand mehr hatten. Einige Institute reagierten mit Aktualisierungen ihrer Prognose.

Außerdem kam es zu einem komplett anderen Vorgehen im Rahmen der GD, wie es ein Prognostiker exemplarisch darstellt:

> „[…] als wir damit an die Presse gegangen sind, wurde der Lockdown beschlossen und dann war klar, diese Prognose ist nicht mehr […] zu halten. Also es ging innerhalb von wenigen Tagen, also wir haben noch reagiert, wir haben noch nach unten revidiert, aber lange nicht weit genug und dann in der anschließenden GD haben wir halt nochmal komplett neu gerechnet. Das ist ja eigentlich auch nicht das übliche Vorgehen, man geht ja mit den Hausprognosen in diese Gemeinschaftsdiagnose rein und trifft sich dann immer irgendwo in der Mitte und diesmal haben wir dann eben gesagt, das hat alles überhaupt keinen Sinn, mit den Zahlen, die wir da vorher produziert haben, können wir nicht mehr in die Prognose gehen und haben wirklich nochmal, nochmal neu gerechnet.“ (Interview 2: 11)

Die abrupten Änderungen der politischen und wirtschaftlichen Situation, die sich durch die Entwicklung der Pandemie ergaben, spiegelten sich sowohl im Erstellungsprozess der Hausprognosen der Institute als auch in der GD wider und führten zu spontanen und unerwarteten Änderungen.

Ein Unterschied im Erstellungsprozess der Wirtschaftsprognosen nach Ausbruch der Corona-Pandemie in Deutschland zeigte sich darin, dass insbesondere zu Beginn des ersten Lockdowns viel Zeit darauf verwendet wurde, aktuelle Entwicklungen zu verstehen und ihre Auswirkungen zu quantifizieren. Beispielsweise gab es sowohl im Rahmen der Hausprognosen als auch der GD allgemeine Diskussionen über die Natur der Krise und die Frage, ob es sich um einen Nachfrage-, Angebots- oder Interaktionsschock handele, woraus sich unterschiedliche Schlussfolgerungen für die weitere ökonomische Entwicklung ergäben. Der bisher routinierte Prozess der Erstellung der GD wurde aufgrund der schwer zu erfassenden ökonomischen Lage durchbrochen und durch Diskussionen über grundlegende Annahmen ersetzt. Hinzu kam, dass im Rahmen der GD stärker mit externen Akteur*innen, wie beispielsweise dem Bundeswirtschaftsministerium, interagiert und kooperiert wurde.

### Umgang mit radikaler Unsicherheit und mangelnder Datenverfügbarkeit

Im Verlauf der Pandemie veränderte sich auch der Umgang mit der radikalen Unsicherheit und der mangelnden Datenverfügbarkeit. Die Prognoseerstellung während der Corona-Krise war von einem kontinuierlichen Lernprozess geprägt, und für die Erstellung jeder neuen Prognose musste aus den Erfahrungen der vorigen gelernt werden.

Ein daran eng gekoppelter Faktor, der den gewohnten Prozess der Prognoseerstellung grundlegend beeinflusste, war die mangelnde Datenverfügbarkeit. Daten und Indikatoren, die normalerweise in die Wirtschaftsprognosen einfließen, verloren aufgrund der sich rasch verändernden Umstände

schnell ihre Aktualität und waren somit unbrauchbar. Aus diesem Grund mussten neue Wege gefunden werden, um Informationen über den aktuellen Zustand der Wirtschaft zu erlangen.

Im Austausch mit Kolleg*innen innerhalb der Institute sowie mit institutsexternen Akteur*innen wurde kontinuierlich versucht, den Status Quo der Wirtschaft zu erfassen sowie neue Datenquellen zu finden, die relevante Messzahlen für den wirtschaftlichen Verlauf darstellen. Nachdem insbesondere zu Beginn des ersten Lockdowns im Frühjahr 2020 keine aktuellen Wirtschaftsdaten verfügbar waren, mussten erst einmal neue Wege gefunden werden, um Informationen über den aktuellen Zustand der Wirtschaft zu erhalten. Da die üblichen Indikatoren für Prognosen in einer Art „Rückspiegeloptik" (Feldbegriff) auf die Wirtschaft blicken und somit die Phase vor dem Lockdown abbildeten, waren diese nicht brauchbar. Aus diesem Grund wurde auf alternative hochfrequente Daten, wie beispielsweise Stromverbräuche, Mobilitätsdaten sowie Daten des LKW-Mautsystems, zurückgegriffen, welche durch Bund und Länder relativ schnell verfügbar gemacht werden konnten oder von den Instituten selbständig generiert wurden. Zu Beginn der Pandemie war zudem unklar, ob und wie entstehungsseitige Umfragen, wie beispielsweise der ifo-Index, für die Herstellung von Prognosen zu gebrauchen sind. Nachdem sie hinsichtlich Frequenz und inhaltlicher Ausrichtung angepasst wurden, stellten sie sich in der späteren Phase der Pandemie dann als äußerst hilfreich heraus.

Außerdem wurde versucht, Stimmungen und aktuelle Informationen direkt aus der Wirtschaft zu erheben, um Annahmen setzen und Ergebnisse der (Modell-)Rechnungen anpassen zu können. So wurden unter anderem der Kontakt zu Gewerkschaften, Verbänden und Unternehmen gesucht und bereits bestehende Formate in erhöhter Frequenz genutzt. Es wurde somit besonders auf bestehende Kontakte zu Akteur*innen aus den unterschiedlichen Wirtschaftsbereichen zurückgegriffen, deren Einschätzungen bzgl. der Auswirkungen der Pandemie sowie damit verbundener Eindämmungsmaßnahmen auf ihre jeweilige Branche für die Erstellung der Wirtschaftsprognosen verwendet wurden. Die Berichte der Vertreter*innen aus Verbänden, Gewerkschaften und Unternehmen waren oft die einzig verfügbaren Informationen:

> „[…] das heißt dieser Bottom-up-Ansatz, über die verschiedenen Wirtschaftsbereiche zu gehen und dort dann zum Teil dann auch anekdotisches Wissen, weil es kein anderes gab, zu nutzen, wenn Sie so wollen: über die Dörfer zu gehen." (Interview 1: 16)

Im Dezember 2020 wurde darüber hinaus die neue Online-Plattform *Dashboard Deutschland*[6] von BMI, BMF und BMWi in Kooperation mit dem Destatis errichtet, auf welcher seitdem aktuelle

6 https://www.dashboard-deutschland.de/, zuletzt abgerufen am 15.05.2021.

Daten zur Bewertung der wirtschaftlichen Lage bereitgestellt werden, was sich für die Prognoseerstellung als hilfreich erwiesen hat.

Der radikalen Unsicherheit und mangelnden Datenverfügbarkeit wurde mit neuen quantitativen Datengrundlagen und Erhebungsverfahren begegnet. Fehlende Daten wurden teilweise durch das beschriebene „Bottom-up-Prinzip“ kompensiert. Dennoch musste in diesem volatilen Kontext vermehrt mit Setzungen gearbeitet werden: Es wurden Annahmen über den möglichen weiteren Verlauf der Pandemie oder des Lockdowns getroffen, auf deren Basis die Berechnung der Prognosen erfolgte.

> „Bei vielen Fragen hatten wir schlicht und ergreifend überhaupt keine Ahnung, man hat irgendwas gesetzt, aber man war sich relativ sicher, dass man auch eine andere Setzung hätte vornehmen können und die wäre wahrscheinlich rückblickend mit ner ganz ähnlich hohen Wahrscheinlichkeit eingetreten.“ (Interview 5: 15)

Auch diese grundlegenden Annahmen mussten jedoch entweder häufig angepasst werden oder es wurden Berechnungen für mehrere mögliche Szenarien durchgeführt, was bis dato ein eher unüblicher Vorgang war. So wurden Prognosen für verschiedene mögliche Szenarien berechnet, ohne sich über deren Eintrittswahrscheinlichkeit zu äußern, da es insgesamt zu viele unsichere Faktoren gab.

## Auswirkungen auf die Prognosemethodik

> „(…) haben wir die gesamte Prognosemethodik ja fast auf links gedreht, wenn man so will, also praktisch anders vorgegangen als wir es sonst machen.“ (Interview 1: 16)

Wie in diesem Zitat deutlich wird, wirkten sich die mangelnde Datenverfügbarkeit und Unsicherheit auch stark auf die Prognosemethodik aus. Die üblicherweise verwendeten Prognosemodelle waren insbesondere zu Beginn der Pandemie nicht brauchbar, wie es auch dieser Prognostiker beschreibt:

> „Konnten Sie vergessen! / [...] Also praktisch was wir ja, ähm, oder was wir nutzen in den Modellen sind ja die (...) sozusagen die typischen Zusammenhänge zu Frühindikatoren. Das war unterbrochen, dieser Zusammenhang.“ (Interview 1: 17-18)

Aus der Vielzahl an Modellen, die im Rahmen der Erstellung von Prognosen normalerweise Anwendung finden, um unterschiedliche Zusammenhänge abzubilden, konnten lediglich Teilergebnisse verwendet werden. Aus diesem Grund wurden im späteren Verlauf der Pandemie Modelle angepasst oder vereinzelt neue Modelle entwickelt, die sich beispielsweise der Textanalyse bedienten. Da dies allerdings viel Zeit in Anspruch nimmt, kommt es nun langfristig zu neuen Modellen mit zusätzlichen Variablen und anderen Innovationen, wie ein Prognostiker berichtet:

> „wir haben Ende vergangenen Jahres, also dann noch bevor wir in die Weihnachtsferien gegangen sind, beschlossen, dass wir jetzt zu Jahresbeginn das Modell komplett grunderneuern. Das heißt also, wir werden andere Einflussgrößen mitberücksichtigen, als bisher Standard war. Nur das geht nicht von heute auf morgen,

> auch die Umstellung von Vorjahreszahlen auf saisonbereinigte Zahlen. Das ist alles eine ziemlich komplexe Angelegenheit und wird einige Monate in Anspruch nehmen, sodass wir voraussichtlich erst im Sommer dann mit diesem modifizierten Modell dann tatsächlich auch unsere Prognose bewältigen können.“ (Interview 6: 23)

Um aktuelle Informationen in die Prognoseergebnisse einzuspeisen, nahm daher das sogenannte Judgement eine größere Rolle ein. Da die gewöhnlichen Analyseinstrumente nicht funktionierten, wurde häufiger auf der Grundlage von *Stimmungen* und *Insiderwissen* aus den Wirtschaftsbereichen sowie Erfahrungswissen in die Modellergebnisse eingegriffen. Da Prognostiker*innen zum einen über die Gespräche mit Akteur*innen aus der Wirtschaft Informationen hatten, die auf Basis der Indikatoren noch nicht in das Modell einfließen konnten, wurden die Zahlen manuell angepasst:

> „Das war sozusagen ein Eingriff, den wir vorgenommen haben, den könnten Sie jetzt als Judgement bezeichnen. Wir wussten eben schon etwas, was das Modell noch gar nicht wissen konnte und haben das eben zusätzlich in die Prognose mit eingebaut. Also es kam natürlich […] anders als früher hier schon eine gehörige Portion Judgement oben drauf.“ (Interview 5: 21)

Neben den Informationen aus Gesprächen mit der Wirtschaft wurde zum anderen das Erfahrungswissen der Prognostiker*innen als eine wichtige Ressource beschrieben. Zwar waren Vergleiche mit vergangenen Krisen, wie beispielsweise der Finanzkrise, nicht möglich, da diese sich in ihrer Natur und ihren Auswirkungen grundlegend von der Corona-Krise unterschieden. Dennoch bildeten die Erfahrungen aus der mehrjährigen Prognosetätigkeit und der Herstellung von Prognosen in vergangenen Rezessionen die Basis für ein bestimmtes Gefühl für Zahlen und deren Anpassung. Von den meisten Expert*innen wurde dabei der Mehrwert eines Prognoseteams aus sowohl jungen, auf Modellen spezialisierten Ökonometriker*innen als auch erfahreneren Ökonom*innen hervorgehoben.

## Soziale Interaktion zur Erweiterung des Wissensbestands

Während die Prognostiker*innen einerseits bestehende und neue Kontakte zu Verbänden, Gewerkschaften und Unternehmen aufgesucht haben, um Informationen über den Zustand und die Planungen der Wirtschaft zu erheben, haben sie sich andererseits mit weiteren Akteur*innen ausgetauscht, um ihre Prognosen zu plausibilisieren. Im Kontext der allgemeinen pandemischen Entwicklung wurden für mehrere Institute beispielsweise das RKI sowie Epidemiolog*innen zu neuen Gesprächspartnern. Darüber hinaus gab es neuen oder vermehrten Kontakt zu gesundheitspolitischen Expert*innen, Bundesministerien sowie der Bundesbank. Der Austausch mit Epidemiolog*innen wurde von Prognostiker*innen als wenig hilfreich beschrieben. Regelmäßige Treffen mit dem BMF oder dem BMWi wurden hingegen häufig als bereichernd und im Hinblick auf die Informationsgewinnung für den Prognoseprozess im eigenen Institut als nützlich beschrieben:

> „Wir haben natürlich dann Institutstreffen, wo dann jetzt im konkreten Fall beim Finanzministerium der Forschungsdirektor uns aufklärt, was da eben diskutiert worden ist und die ein oder andere Sichtweise dann eben vermittelt und wo wir sagen: Das haben wir so gar nicht im Blick gehabt oder nicht so im Fokus, dass wir das dann eben mal anders beleuchten, als wir's ohne diese Information gemacht hätten.“ (Interview 6: 43)

Im Hinblick auf die Setzungen zu Beginn der Prognoseerstellung, die Anpassungen der Modellergebnisse sowie die Entwicklung neuer Modelle fand vor allem Austausch unter Ökonom*innen innerhalb und außerhalb der Institute statt. Diejenigen Institute, die nicht an der GD beteiligt waren und daher nicht von den dortigen Diskussionen profitieren konnten, versuchten dies durch Teilnahme an anderen Formaten, beispielsweise auf europäischer Ebene, zu kompensieren.

Eine Bedeutungszunahme des wissenschaftlichen Austauschs auf Twitter konnte in den qualitativen Daten nicht als dominantes Phänomen identifiziert werden. Die Daten zeigen hingegen, dass neben bereits institutionalisierten Austauschformaten vor allem auch persönliche Kontakte zu anderen Institutionen eine wichtige Rolle spielten und den oft auch spontanen und informellen Austausch erst ermöglichten. Der Austausch mit anderen wurde während der Krise insgesamt von allen interviewten Prognostiker*innen als bereichernd wahrgenommen. Die Aussagen darüber, ob der Austausch mit anderen Prognostiker*innen, Ökonom*innen und Akteur*innen aus Wirtschaft und Politik während der Pandemie insgesamt zugenommen habe, variieren. Es lässt sich jedoch sagen, dass sich die Qualität der Interaktion im Rahmen der Corona-Krise verändert hat.

## Kooperationen, Allianzen, Kreativität – mit interaktivem Repertoire durch die Krise

Wie in den vorigen Kapiteln deutlich wurde, war die Prognostik während der Corona-Pandemie vor große Herausforderungen gestellt, auf die im Prozess der Prognoseerstellung mit weitreichenden Anpassungen reagiert wurde. Abschließend werden hier nun die einzelnen Dimensionen der Bedeutungsverschiebung der Interaktionsmuster und -praktiken für die Erstellung von Wirtschaftsprognosen während der Corona-Krise soziologisch analysiert und interpretiert. Die Ergebnisse ergänzen und aktualisieren die bestehende Forschung zur Soziologie der Wirtschaftsprognostik und ihre zentralen Begriffe, wie jene der „epistemischen Partizipation“ (Reichmann 2013: 858) und der „interactional expertise“ (Evans 2007: 687). Anschließend folgen die Diskussion der Ergebnisse hinsichtlich ihrer Limitationen und ein Ausblick auf weitere Forschungsmöglichkeiten.

Sowohl die hier vorgestellten quantitativen als auch die qualitativen Daten machen deutlich, welchen Einfluss Interaktionsprozesse auf die Herstellung von Wirtschaftsprognosen während der Corona-Krise hatten. Die Verwendung bestehender „epistemischer Netzwerke“ (Reichmann 2018a:

94) bleibt auch in der Corona-Krise intakt. Für jenen Teil dieses Netzwerks, der durch Twitter-Daten abbildbar ist, konnten zwei Dimensionen basierend auf unterschiedlichen Interaktionsweisen nachgewiesen werden: Das Netzwerk wurde von einem Diskussions- zu einem Informationsaustauschnetzwerk und es nahm an Größe und struktureller Komplexität zu.

Durch die Analyse der Situationsdeutungen von Prognostiker*innen wurde konkreter die Art und Weise dieser epistemischen Interaktionsprozesse im Krisenjahr 2020 herausgearbeitet – oder wie es ein Prognostiker zugespitzt formuliert: „Das war ein Kommunikationsjahr 2020, das wird auch 2021 der Fall sein.“ (Interview 7: 67) Es wurde aufgezeigt, dass die Krise den Bedarf nach epistemischer Interaktion innerhalb des Netzwerks der Prognostiker*innen verstärkt. Die ständigen Anpassungen der Prognosemethodik, die vermehrten Eingriffe durch die Prognostiker*innen (Judgements) oder auch die behelfsweise Substitution quantitativer Daten durch einen Mix von unkonventionellen Bottom-up-Strategien und Erfahrungswissen deuten auf einen Bedeutungswandel in der Notwendigkeit und Rolle interaktionaler Praktiken in einem epistemischen Netzwerk hin. Diese zentrale Interpretation soll im Folgenden genauer hergeleitet werden.

Die Corona-Krise hat den Prognoseprozess im Krisenjahr 2020 deutlich verändert. Im gesamten Prognoseprozess wird deutlich, dass einerseits neue Elemente epistemischer Partizipation entwickelt wurden. Andererseits wurden aus der Forschungsliteratur bekannte Interaktionen im Zuge der kriseninduzierten Anpassungen in der Produktion von Prognosewissen verstärkt. Anschließend an Karin Knorr-Cetinas Arbeiten gilt während der Corona-Krise verstärkt, dass wissenschaftliche Erkenntnisse nicht das Ergebnis rein individueller Kopfarbeit, sondern das Resultat eines interaktiven und sozialen Prozesses sind (Knorr Cetina 1988: 87). So wurden die Interaktionsprozesse mit Verbänden, Ministerien, Gewerkschaften und anderen Akteur*innen für ein Verständnis der ökonomischen wie der pandemischen Situation im Rahmen der Prognoseerstellung bedeutsamer. Die entsprechenden Interaktionspartner*innen konnten sowohl im Twitternetzwerk als auch in den Interviews mit Prognostiker*innen identifiziert werden. Der Vergleich der Netzwerke zeigt, dass eine Vielzahl neuer Akteur*innen in das Netzwerk aufgenommen wurde, die eine inhaltliche Nähe zu Fragen rund um die Pandemie aufweisen oder Schlüsselrollen in der Informationsverbreitung während der Krise einnahmen.

Neben der Intensivierung bekannter epistemischer Interaktionen und der Integration von neuen Elementen in die epistemische Strategie konnte somit aufgezeigt werden, dass sich das Netzwerk erweitert. Zum einen konnte aus den qualitativen Daten herausgearbeitet werden, dass sich die Prognostiker*innen darum bemühen, bis dato unbekannte Interaktionspartner*innen wie Epidemiolog*innen in ihr epistemisches Netz einzubinden. Zum anderen konnte im Rahmen der

Twitter-Analyse ein Wandel des Netzwerks über die Zeit der Pandemie festgestellt werden. Einerseits zeigt sich dieser Wandel auch dort in einer Zunahme an Interaktionspartner*innen, die im Zuge der Pandemie Träger*innen von seltenen Wissensvorräten sind, wie Ministerien oder fachliche Expert*innen, und anderseits in der inhaltlichen Zuspitzung der thematischen Beiträge der Prognostiker*innen auf Twitter.

Diese *Netzwerkerweiterung* ist die erste (1) von fünf Dimensionen, die die Situation, in der sich die Verwendung epistemischer Interkationen eskalativ an die jeweils krisenbedingten Erfordernisse anpasst, genauer charakterisiert.

Neben der Netzwerkerweiterung lassen sich (2) *improvisierte Allianzen* genauer beschreiben. Spontane kooperative Formen der Prognoseerstellung während der GD oder die Zusammenarbeit von Prognostiker*innen mit Institutionen, die in Nicht-Krisenzeiten eher sparsam mit Informationen und Einschätzungen umgehen, zeigen diese Art der Kooperation zum Gelingen des Prognoseprozesses an. In Krisenzeiten drängte das Interaktionsmomentum deutlich in den Vordergrund und stützte die Produktion plausiblen Wissens über die ökonomische Zukunft auch in Aspekten, die vormals auf einem vorhandenen Bestand an Informationen und Daten fußten. Dies deckt sich auch mit der Argumentation von Evans (2007: 692).

Dies deutet auch schon (3) die *kreativen Neukonzeptionen* an, die sich durch den Prognoseprozess im Krisenjahr zogen. Ein Modus des Ausprobierens, weitreichende Judgements und behelfsmäßig zusammengesetzte Indikatoren bestimmten während dieser Zeit einen vormals eher linearen und tradierten Prozess. Die Prognostiker*innen sind in der Corona-Pandemie jedoch nicht mit jener normalen Unsicherheit des alltäglichen Geschäfts mit einer offenen Zukunft, sondern mit einer Situation radikaler Unsicherheit konfrontiert, auf die sie mit ad hoc-Reaktionen antworten mussten. Statt aufbereiteter Datensätze wurden Stimmungen eingefangen, und statt tradierter Modelle und Indikatoren wurden Bottom-up-Ansätze relevant. All jene Ersatzstrukturen, die spontan aufgebaut und diskontinuierlich eingesetzt wurden, waren von Elementen epistemischer Partizipation durchzogen.

Mit der Relevanz von Setzungen und Judgements gewann auch die Funktion der Prognostiker*innen als Träger*innen von Wissensbeständen an Bedeutung und die Prognostiker*innen wurden durch die Umstände der Wissensproduktion in eine *aktivere Rolle* (4) gedrängt. Sie wurden dabei einerseits mit der Notwendigkeit grundlegender Entscheidungen (wie dem Vorzeichen der Inflationsrate) und andererseits aufgrund der prekären Datenlage mit der Situation konfrontiert, *einfach mal etwas zu setzen*.

Der Bedeutungswandel der epistemischen Partizipation zeigt sich also daran, dass die Prognostiker*innen ihr Netzwerk aktiv und gezwungenermaßen akquirieren mussten, um überhaupt eine Datengrundlage für eine plausible Prognose zusammenzusetzen. Die angesprochene Relevanz von personenbezogenem Erfahrungswissen, die Prekarität der quantitativen Methoden sowie die aktivere Rolle von Prognostiker*innen zeichnet das Bild einer Art Krise der Standardisierung für den Prognoseprozess im Krisenjahr. Interaktional hergestelltes Wissen im epistemischen Netzwerk ersetzte routinierte Prozesse und standardisierte Datenaufbereitungen, welche während normaler Unsicherheit den Prognoseprozess strukturieren. Der gesamte Prozess zur Herstellung von ökonomischem Wissen über die Zukunft während der Corona-Krise war von einer Art *mobilisierender Unsicherheit* (5) gekennzeichnet, die notwendigerweise Ungewöhnliches, Spontanes und Unerwartetes hervorbrachte.

## Prognosen trotz radikaler Unsicherheit: Funktionale Erweiterung epistemischer Partizipation

Nach der Differenzierung unserer These zum Bedeutungswandel epistemischer Partizipation in einzelne Dimensionen soll die Diskussion der empirischen Ergebnisse mit einigen Schussfolgerungen in Bezug auf den Stellenwert, den epistemische Interaktionsprozesse in einem erweiterten Netzwerk während der Corona-Pandemie einnehmen, abgeschlossen werden.

Die wachsende Bedeutung von epistemischer Partizipation wird an der gestiegenen Zahl der Bereiche deutlich, in denen interaktionales Wissen nun eine Rolle spielt. Epistemische Strategien innerhalb der Netzwerkstruktur wurden erweitert, um Wissensbestände zu akquirieren, aus denen die Datengrundlage für die gesamte Prognose oder die pandemisch erzwungenen Anpassungen der Schätzergebnisse hergestellt werden konnten. Das Netzwerk musste strategisch eingesetzt werden, um überhaupt eine plausible Prognose zu ermöglichen. Die notwendigen unorthodoxen Ansätze eröffneten den Prognostiker*innen sowohl Handlungsfähigkeit als auch Lösungsoptionen für die kriseninduzierten Herausforderungen. An allen Punkten des veränderten Prognoseprozesses lassen sich Elemente epistemischer Partizipation finden, wobei deutlich wird, dass die Interaktionsprozesse innerhalb des erweiterten Netzwerks verstärkt vorkommen, intensiver genutzt werden und bedeutsamer Einfluss nehmen als in Vorkrisenzeiten. Epistemische Interaktionen wirkten in der Corona-Krise damit prozessstrukturierend und nicht punktuell oder beiläufig. Wenn also in Zeiten „normaler Unsicherheit“ die Prozesse epistemischer Partizipation dafür Sorge tragen, einzelne Prozentpunkte beim „Rundrechnen“ (Reichmann 2013: 869) zusammenzuführen, müssen in Zeiten radikaler Unsicherheit Interaktionsprozesse grundlegend dafür sorgen, dass weit

divergierende Ansichten und Einzelschätzungen in einen konsistenten Prognoserahmen gebracht werden können. Es findet also eine *funktionale Erweiterung epistemischer Partizipation* statt.

Der Prognoseprozess wurde im Krisenjahr somit permanent und intensiv von epistemischen Interaktionselementen bestimmt. Im Kontext der beschriebenen Volatilität der konjunkturellen und regulatorischen Situation überlagerten sich in der Krise außerdem die einzelnen Prognosezeiträume. Auf die immer neuen Änderungen der Pandemiesituation wurde mit Anpassungen bestehender Schätzungen, spontanen Neu-Prognosen oder kürzeren Prognoseintervallen reagiert. Daher überlagerte der neue Prognosezyklus den noch nicht abgeschlossen. Die Prognoseerstellung funktionierte somit in der Krise stärker zirkulär und im Modus eines beständigen Ausprobierens und der Ad-hoc-Reaktionen. So wurde auf einen neuen Lockdown spontan reagiert oder das nächste Konjunkturprogramm noch mitgeschätzt – an allen Punkten des Prognoseprozesses wurde in beständiger Gefahr der abrupten Änderung der Rahmenbedingungen, also in Zeiten radikaler Ungewissheit, *auf Sicht gefahren.* Dabei wurde vor allem mithilfe wiederholter Annäherung an eine plausible Prognose und damit iterativ gearbeitet. Der Prognoseprozess in der Krise lässt sich damit als zirkulär-iterativ verstehen.

## Anknüpfungspunkte für weitere Forschung

Die hier vorgelegte Analyse erweitert die aktuelle wirtschaftssoziologische Forschung zum Thema Erwartungsbildung, indem sie einen speziellen Fall von Prognostik detailliert untersucht: Prognoseerstellung unter den Bedingungen außergewöhnlicher Volatilität und Unsicherheit. Darüber hinaus wird die bestehende soziologische Forschung zur Wirtschaftsprognostik in Einzelaspekten ausdifferenziert und ergänzt. Beispielsweise wurden Differenzen in der epistemischen Strategie der Prognostiker*innen bei den Hausprognosen und der GD für Zeiten radikaler Unsicherheit und Situationen „normaler Unsicherheit“ herausgearbeitet. Neben diesen Beiträgen zum Forschungsfeld wurde durch die vorliegende Forschung an vielen Punkten Potenzial für weitere Arbeiten im Feld der Wirtschaftsprognostik identifiziert, welches hier in einem Ausblick dargestellt werden soll.

So kommt beispielsweise bei der Erstellung der Hausprognosen eine spezifische Konkurrenz zwischen den Wirtschaftsforschungsinstituten mit ihren jeweiligen thematischen Schwerpunkten zum Tragen. Diese führt zu einer temporären Abgeschlossenheit des Prognoseprozesses „nach außen“, welche auch durch die beschriebenen spontanen Allianzen in Krisen-Zeiten nicht durchbrochen wird. Epistemische Interaktion findet während der Kernphase der Hausprognosen vor allem im engeren Kreis des jeweiligen Instituts statt. Es konnte gezeigt werden, dass epistemische Partizipation vor allem vor der Erstellung der ersten Rechnungen, Schätzungen etc. vollzogen wird

und u.a. für die Entwicklung eines allgemeinen Konjunkturbildes und die Formulierung von Annahmen maßgeblich ist. Darüber hinaus scheint aber die besondere Rolle der GD noch nicht ausreichend beschrieben zu sein. Das in Zeiten der Corona-Pandemie besonders deutlich gewordene kooperative Element, welches einen Gegenpol zur gewöhnlichen Konkurrenz der Institute während der Hausprognosen bildet, lässt vermuten, dass Besonderheiten der GD in Deutschland für die Produktion von Wissen in weiterer Forschung produktiv in den Blick genommen werden könnten.

Ein weiterer Anknüpfungspunkt für Anschlussarbeiten besteht darin, dass sowohl das öffentliche Interesse an als auch die Nachfrage nach Zukunftswissen über den Verlauf der Krise erheblich gestiegen ist. Hier lässt sich ein Wandel der Expert*innenrolle in einer gesellschaftlichen Krise analysieren. Politische Entscheidungsträger*innen haben großes Interesse an aufbereitetem wissenschaftlichem Wissen über die ökonomische Zukunft, um Kriseninterventionen zu begründen und zu legitimieren. Die Prognostik ermöglicht ein Verständnis möglicher ökonomischer Folgen der Krise im Rahmen gegenwärtiger politischer Debatten um potenzielle Zukünfte. Die hier vorgestellten Daten lassen vorläufige Schlüsse zu, die sich in Debatten um Prognosen als Instrumente einer Politik der Erwartungen (Beckert 2018: 371) einfügen lassen, was Gegenstand weitergehender Untersuchungen sein sollte.

Des Weiteren wurde in dieser Arbeit vor allem mit Hilfe der SNA eine erste analytische Kategorisierung der Knoten im Netzwerk der Prognostiker*innen skizziert. Dieser Versuch einer konkreten Ausbuchstabierung des epistemischen Netzwerks anhand einer Gruppierung der Interaktionspartner*innen der Prognostiker*innen bietet eine Reihe von Anknüpfungspunkten für weitere Forschung und bedarf aufgrund methodischer Herausforderungen von SNA mit Social Media-Daten einer methodisch vielfältigen und robusten Überprüfung.

## Fazit

Die Produktion von Wirtschaftsprognosen war im Jahr 2020 entscheidend beeinflusst von den wirtschaftlichen und gesellschaftlichen Folgen der Corona-Pandemie. Im vorliegenden Papier wurde mit einem mixed-methods-Ansatz die Wirtschaftsprognostik in Deutschland unter den Bedingungen radikaler Unsicherheit und einer weitreichenden pandemieinduzierten Rezession rekonstruiert.

Es zeigt sich, dass auch in Zeiten radikaler Unsicherheit die Herstellung von Wissen über die ökonomische Zukunft innerhalb eines epistemischen Netzwerks vonstattengeht. Die Prognoseerstellung in Zeiten radikaler Unsicherheit ist von Diskontinuität, hoher Volatilität und stetigen Anpassungen gekennzeichnet. Das epistemische Netzwerk bleibt trotz dieser Herausforderungen intakt und wird für die Prognostik konstitutiv.

Die Bedeutung der Interaktionsprozesse innerhalb dieses Netzwerks hat sich in Zeiten solcher radikalen Ungewissheit merklich verändert. Dieser Bedeutungswandel kann analytisch in fünf Dimensionen ausdifferenziert werden. Die Funktion der epistemischen Interaktion wird dadurch erweitert. Soziale Interaktion mit „der Wirtschaft“, mit anderen Prognostiker*innen und Ökonom*innen, mit politischen Akteur*innen sowie im besonderen Fall der Corona-Krise auch mit epidemiologischen und gesundheitspolitischen Expert*innen spielen eine konstitutive Rolle im Prognoseprozess. Sie dienen dazu, Informationen und Daten zu generieren, Annahmen zu treffen, übliche Methoden anzupassen und so letztlich plausible Aussagen über die ökonomische Zukunft treffen zu können. Im Kontext dieses Bedeutungswandels und auf der Grundlage der erhobenen Daten kann die Prognoseerstellung unter den Bedingungen der Corona-Pandemie als ein zirkulär-iterativer Prozess zur Herstellung von Wissensbeständen konzeptualisiert werden.

Auch wenn vor allem die Veröffentlichungen der Prognosen insbesondere im Rahmen der Corona-Krise einen anderen Eindruck erwecken, ist das Ziel von Prognosen letztlich nicht, die tatsächliche Entwicklung vorher zu sagen. Vielmehr geht es darum, plausibles und glaubwürdiges Wissen zu produzieren, um Orientierung zu geben und eine Grundlage für Erwartungsbildung herzustellen. Obwohl die Prognostik im Jahr 2020 vor so große Herausforderungen gestellt war und sie ihre Vorgehensweise und Methodik in Teilen neugestalten musste, wurde im Rahmen der GD für das 1. Halbjahr 2020 eine prognostische Punktlandung hingelegt (Kooths 2020).

## Literatur


Akremi, L. (2019) Stichprobenziehung in der qualitativen Sozialforschung. in: Baur, N., Blasius, J. (eds.) *Handbuch Methoden der empirischen Sozialforschung*. Wiesbaden: Springer VS, pp. 313-331.

Bahrdt, H. P. (1994) *Schlüsselbegriffe der Soziologie: Eine Einführung mit Lehrbeispielen*. München: CH Beck.

Bastian, M., Heymann, S. & Jacomy, M. (2009) Gephi: an open source software for exploring and manipulating networks. *Proceedings of the International AAAI Conference on Web and Social Media*. Vol. 3 (1).

Beckert, J. (2018) *Imaginierte Zukunft - Fiktionale Erwartungen und die Dynamik des Kapitalismus*. Berlin: Suhrkamp.

Bogner, A., Littig, B. & Menz, W. (2014) *Interviews mit Experten – Eine praxisorientierte Einführung*. Wiesbaden: Springer VS.

Bogner, A., Littig, B. & Menz, W. (eds.) (2009) *Experteninterviews – Theorie, Methoden, Anwendungsfelder*. 3. Auflage. Wiesbaden: Springer VS.

Bordag, S. (2008) A Comparison of Co-occurrence and Similarity Measures as Simulations of Context, in: Gelbukh A. (eds.) *Computational Linguistics and Intelligent Text Processing*. CICLing 2008. Lecture Notes in Computer Science, vol. 4919. Springer, Berlin, pp. 52-63.

Del Negro, M., Schorfheide, F. (2013) DSGE Model-Based Forecasting. in: Elliott, G., Granger, C., Timmermann A.B. (eds.): *Handbook of Economic Forecasting*, pp. 57-140, Elsevier.

Diaz, G. (2020). *german stopwords*. Online available: https://github.com/stopwords-iso/stopwords-de . last request at: 01.04.2021.

Döhrn, R. (2014) *Konjunkturdiagnose und -prognose: Eine anwendungsorientierte Einführung*. Wiesbaden: Springer-Gabler.

Döpke, J., Fritsche, U. & Waldhof, G. (2019) Theories, Techniques and the Formation of German Business Cycle Forecasts: Evidence from a survey of professional forecasters. *Jahrbücher für Nationalökonomie und Statistik*, *239*(2), pp. 203-241.

Esposito, E. (2007) *Die Fiktion der wahrscheinlichen Realität*. Frankfurt am Main: Suhrkamp.

Evans, R. (1997) Soothsaying or science: Falsification, uncertainty and social change in macro-econometric modelling. *Social Studies of Sciences*, 27(3), pp. 395–438.

Evans, R. (2007) Social networks and private spaces in economic forecasting. *Studies in History and Philosophy of Science Part A*. 38(4), pp. 686–697.

Fellows, I., Fellows, M. I., Rcpp, L., & Rcpp, L. (2018) *Package 'wordcloud.'*

Fildes, R., Stekler, H.O. (2002) The State of Macroeconomic Forecasting. *Journal of Macroeconomics*. 24, pp. 435-468.

Fleck, L. (1929) Zur Krise der „Wirklichkeit". *Naturwissenschaften*, *17*(23), pp. 425-430.

Fleck, L. (1995/1935) *Entstehung und Entwicklung einer wissenschaftlichen Tatsache: Einführung in die Lehre vom Denkstil und Denkkollektiv*. Frankfurt a. M.: Suhrkamp.

Gibson, D.R. (2011) Speaking of the future: contentious narration during the Cuban missile crisis. *Qualitative Sociology*. 34(4), pp. 503–522.

Gläser, J., Laudel, G. (2009) *Experteninterviews und qualitative Inhaltsanalyse*. Wiesbaden: Springer VS.

Goecke, H., Thiele, C. (2018) Das Twitter-Netzwerk der Ökonomen des Makronom-Rankings. *IW-Kurzbericht*. 61. 1–3.

Helfferich, C. (2019) Leitfaden und Experteninterviews, in: Baur N., Blasius J. (eds.): *Handbuch Methoden der empirischen Sozialforschung*. Wiesbaden: Springer VS, pp. 669-686.

Hummell, H. J., Sodeur, W. (2012) Der Triadenzensus - ein Instrument zur Beschreibung der Struktur von Beziehungsnetzwerken. in: Kulin, S., Frank, K., Fickermann, D. & Schwippert, K. (Eds.) *Soziale Netzwerkanalyse. Theorie, Methoden, Praxis.* Münster: Waxmann, pp. 99–133.

Kaiser, M., Maasen, S. (2010) Wissenschaftssoziologie. in: *Handbuch Spezielle Soziologien*. Wiesbaden: Springer VS, pp. 685–705.

Kane, G. C., Alavi, M., Labianca, G. & Borgatti, S. (2014) What's different about social media networks? A framework and research agenda. *MIS Quartely*. 38(1), pp. 275–304.

Kearney, M. M. W. (2018) *rtweet: Collecting Twitter data*.

Kelle, U. (2019) Mixed Methods, in: Baur N., Blasius J. (eds.): *Handbuch Methoden der empirischen Sozialforschung*. Wiesbaden: Verlag Springer VS, pp. 159–172.

Knorr Cetina, K. (1981) *The Manufacture of Knowledge: An Essay on the Constructivist and Contextual Nature of Science.* Oxford: Pergamon Press.

Knorr Cetina, K. (1988) Das naturwissenschaftliche Labor als Ort der „Verdichtung " von Gesellschaft. *Zeitschrift für Soziologie*. *17*(2), pp. 85–101.

Kooths, S. (2020) Prognosen statt Prophetie. *Schlaglichter der Wirtschaftspolitik*, Monatsbericht, 10/2020. Online available: https://www.bmwi.de/Redaktion/DE/Schlaglichter-der-Wirtschaftspolitik/2020/10/kapitel-1-5-wortmeldung.html. last request: 17.05.2021.

Kuckartz, U. (2018) *Qualitative Inhaltsanalyse. Methoden, Praxis, Computerunterstützung*. Weinheim: Beltz Juventa.

Latour, B., Woolgar, S. (1979) *Laboratory Life. The Construction of Scientific Facts*. Beverly Hills, CA: Sage Publications.

Latour, B. (1987) *Science in action: how to follow scientists and engineers through society*. Cambridge, MA: Harvard University Press.

Merton, R. K. (1938) Science and the social order. *Philosophy of Science, 5*(3), pp. 321-337.

Morgenstern, O. (1928) *Wirtschaftsprognose. Eine Untersuchung ihrer Voraussetzungen und Möglichkeiten*. Wien: Julius Springer.

Nierhaus, W. (2002) Die Gemeinschaftsdiagnose der Wirtschaftsforschungsinstitute, *ifo Schnelldienst, ifo Institut für Wirtschaftsforschung an der Universität München.* München. 55 (08), pp. 40-42.

Page, L., Brin, S., Motwani, R., & Winograd, T. (1999) The PageRank Citation Ranking: Bringing Order to the Web. *Technical Report. Stanford InfoLab*.

Priddat, B. (2014) Prognose als plausible Narratio, in: Cevolini, A.: *Die Ordnung des Kontingenten. Innovation und Gesellschaft.* Wiesbaden: Springer VS, pp. 251-279.

Reichmann, W. (2013) Epistemic participation: How to produce knowledge about the economic future. *Social Studies of Science*. 43(6), pp. 852–877.

Reichmann, W. (2018a) *Wirtschaftsprognosen: Eine Soziologie des Wissens über die ökonomische Zukunft*. Frankfurt a. M.: Campus.

Reichmann, W. (2018b) The Interactional Foundations of Economic Forecasting, in: Beckert, J., Bronk, R. (eds.) *Uncertain Futures: Imaginaries, Narratives, and Calculation in the Economy.* Oxford: Oxford University Press, pp. 105-123.

Reichmann, W. (2020) Social Interaction, Emotion, and Economic Forecasting, in: Fritsche, U., Köster, R., and Lenel, L. (eds.) *Futures Past. Economic Forecasting in the 20th and 21th Century*. Berlin: Peter Lang, pp. 139-161.

Ruhnau, B. (2000) Eigenvector-centrality—a node-centrality? *Social networks*. *22*(4), pp. 357-365.

Schütz, A. (1972) Tiresias oder unser Wissen von zukünftigen Ereignissen, in: Schütz, A., Brodersen, A. (ed.) *Gesammelte Aufsätze II: Studien zur soziologischen Theorie*. Den Haag: Martinus Nijhoff., pp. 259–278.

Scott, J. (2011) Social network analysis: developments, advances, and prospects, *Social Network Analysis and Mining*. 1(1), pp. 21–26.

Tichy, G. (1994) *Konjunktur: Stilisierte Fakten, Theorie, Prognose*. Berlin/Heidelberg: Springer.

Xu, J., Tao, Y., & Lin, H. (2016, April) Semantic word cloud generation based on word embeddings. *2016 IEEE Pacific Visualization Symposium (PacificVis)*, pp. 239-243

# Anhang

*Abbildung 5: Erhebungszeitraum 1 | Retweet-Netzwerk, gewichtet nach in-degree*

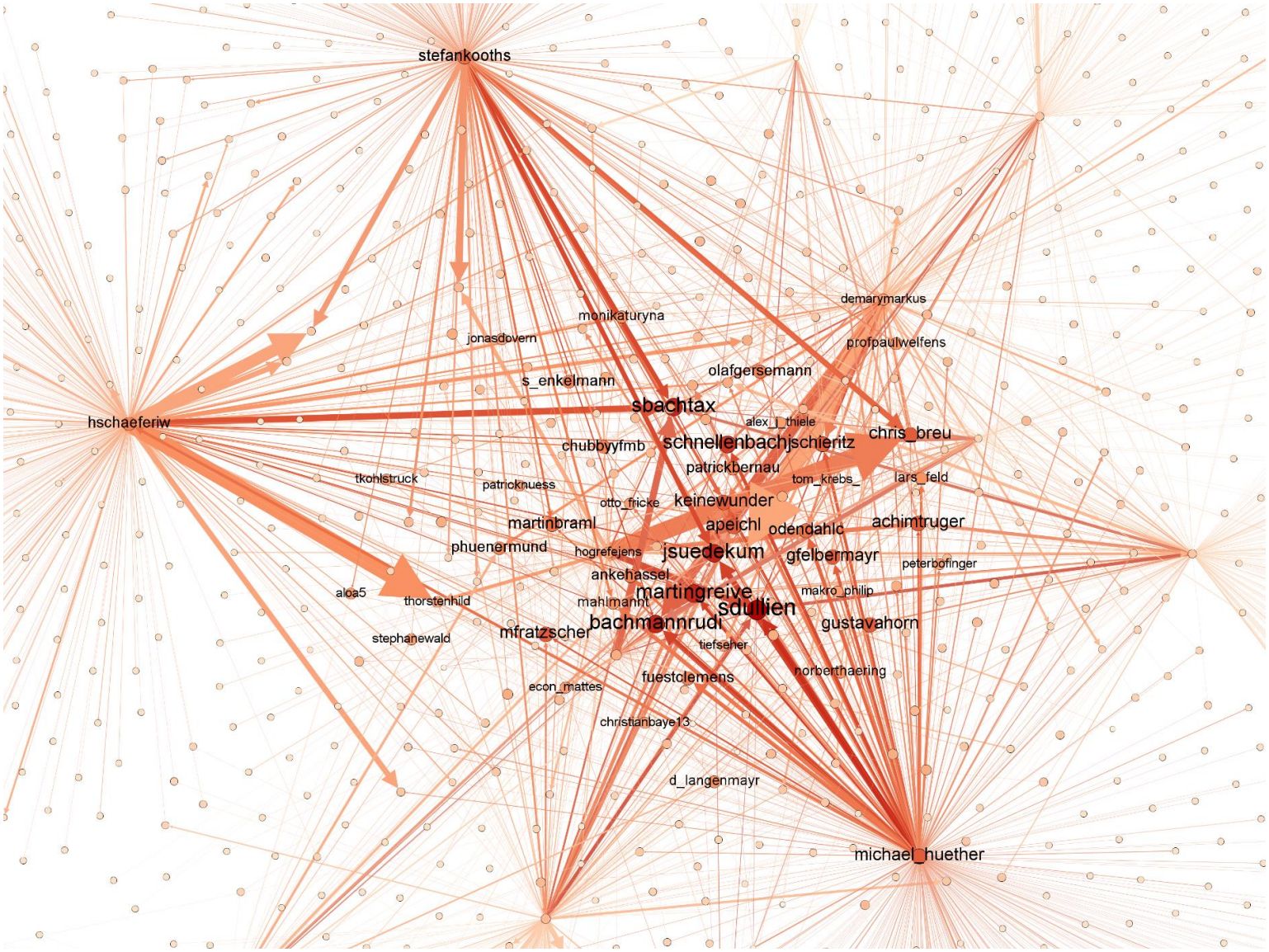


*Abbildung 6: Erhebungszeitraum 1 | Reply-Netzwerk, gewichtet nach in-degree*

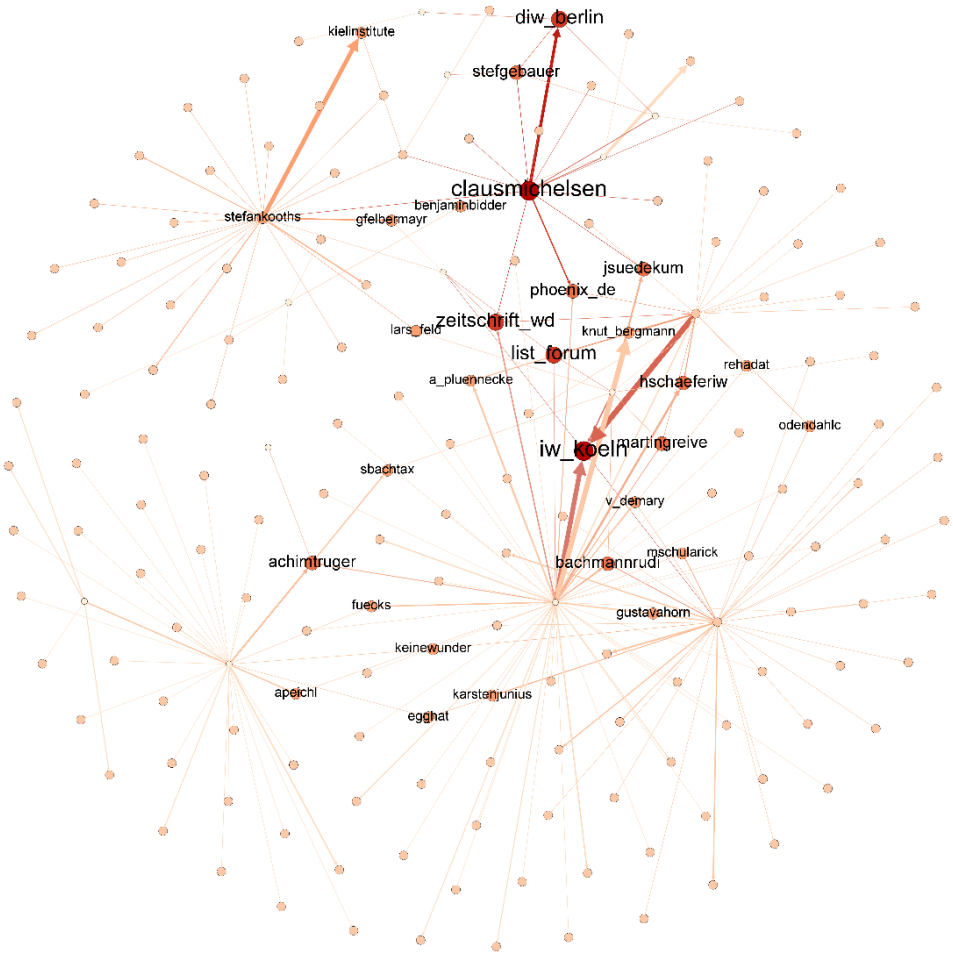


*Abbildung 8: Erhebungszeitraum 2A | Retweet-Netzwerk, gewichtet nach in-degree*

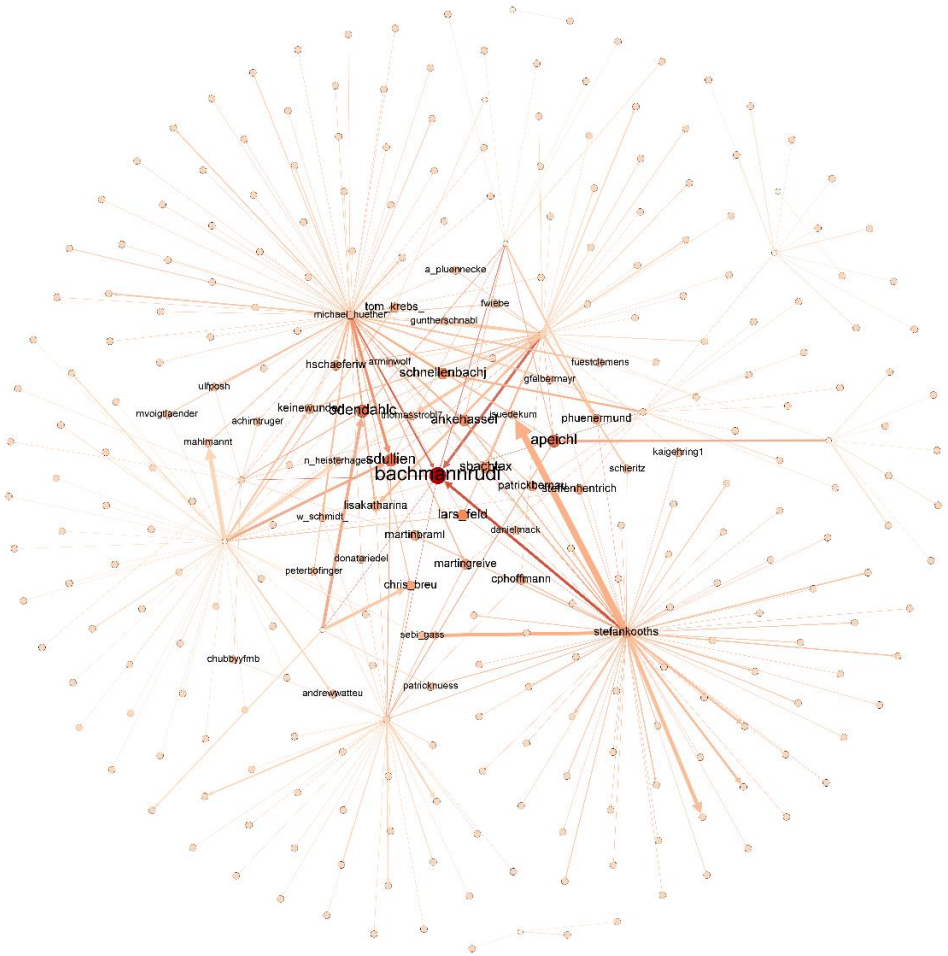


*Abbildung 7: Erhebungszeitraum 2A | Reply-Netzwerk, gewichtet nach in-degree*

*Tabelle 10: Erhebungszeitraum 2A | Zentrale Akteur*innen*

| Retweet-Netzwerk | | | | Reply-Netzwerk | | | |
|---|---|---|---|---|---|---|---|
| **Account** | **in-degree** | **Account** | **PageRank** | **Account** | **in-degree** | **Account** | **PageRank** |
| clausmichelsen | 5 | diw_berlin | 0.014302 | bachmannrudi | 8 | tom_krebs_ | 0.006282 |
| iw_koeln | 5 | clausmichelsen | 0.013448 | apeichl | 5 | philippasigl | 0.00619 |
| diw_berlin | 4 | stefgebauer | 0.011541 | sdullien | 5 | d_christofzik | 0.00619 |
| zeitschrift_wd | 4 | achimtruger | 0.009545 | odendahlc | 5 | bachmannrudi | 0.004865 |
| list_forum | 4 | zeitschrift_wd | 0.007334 | lars_feld | 4 | odendahlc | 0.004542 |
| stefgebauer | 3 | wpschill | 0.007184 | sbachtax | 4 | ardmoskau | 0.004294 |
| achimtruger | 3 | stefankooths | 0.00702 | schnellenbachj | 4 | benjaminbidder | 0.004294 |
| jsuedekum | 3 | benjaminbidder | 0.00697 | ankehassel | 4 | demianvonosten | 0.004294 |
| phoenix_de | 3 | iw_koeln | 0.006747 | stefankooths | 3 | apeichl | 0.004048 |
| bachmannrudi | 3 | jsuedekum | 0.006688 | chris_breu | 3 | chris_breu | 0.004028 |
| hschaeferiw | 3 | list_forum | 0.006619 | cphoffmann | 3 | patricknuess | 0.003955 |
| martingreive | 3 | phoenix_de | 0.006477 | lisakatharina | 3 | ankehassel | 0.003946 |
| stefankooths | 2 | kielinstitute | 0.006402 | martingreive | 3 | sbierna | 0.003915 |
| benjaminbidder | 2 | basbrinkmann | 0.006185 | hschaeferiw | 3 | sdullien | 0.003819 |
| egghat | 2 | gritjehartmann | 0.006185 | keinewunder | 3 | hschaeferiw | 0.003736 |
| gustavahorn | 2 | niklas_gohl | 0.006185 | phuenermund | 3 | chubbyyfmb | 0.003711 |
| karstenjunius | 2 | pm_steinberg | 0.006185 | patrickbernau | 3 | schnellenbachj | 0.00371 |
| keinewunder | 2 | rbbinforadio | 0.006185 | steffenhentrich | 3 | martinbraml | 0.003709 |
| mschularick | 2 | cdu_fraktion_th | 0.006163 | tom_krebs_ | 3 | steffenhentrich | 0.0037 |
| odendahlc | 2 | gfelbermayr | 0.006137 | martinbraml | 3 | phuenermund | 0.00369 |
| v_demary | 2 | iwh_halle | 0.006113 | michael_huether | 2 | ulfposh | 0.003669 |
| gfelbermayr | 2 | leopoldina | 0.006113 | andrewwatteu | 2 | fuestclemens | 0.003666 |
| a_pluennecke | 2 | bmf_bund | 0.006113 | chubbyyfmb | 2 | martingreive | 0.003665 |
| knut_bergmann | 2 | apeichl | 0.005973 | donatariedel | 2 | alex_j_thiele | 0.003634 |
| rehadat | 2 | ardmoskau | 0.005898 | peterbofinger | 2 | chuispasla | 0.003634 |

*Abbildung 10: Erhebungszeitraum 2B | Retweet-Netzwerk, gewichtet nach in-degree*

*Abbildung 9: Erhebungszeitraum 2B | Reply-Netzwerk, gewichtet nach in-degree*

*Tabelle 11: Erhebungszeitraum 2B | Zentrale Akteur*innen*

| Retweet-Netzwerk | | | | Reply-Netzwerk | | | |
|---|---|---|---|---|---|---|---|
| **Account** | **in-degree** | **Account** | **PageRank** | **Account** | **in-degree** | **Account** | **PageRank** |
| gfelbermayr | 6 | bmwi_econ | 0.003899 | sdullien | 8 | achimtruger | 0.003478 |
| iw_koeln | 6 | diw_berlin | 0.003424 | sbachtax | 8 | jsuedekum | 0.00339 |
| sdullien | 5 | clausmichelsen | 0.003214 | martingreive | 7 | gfelbermayr | 0.003351 |
| iw_institute | 5 | mariusclemens | 0.003125 | achimtruger | 6 | martingreive | 0.003171 |
| jsuedekum | 5 | wwwojtekk | 0.002973 | bachmannrudi | 6 | heimbergecon | 0.00317 |
| knut_bergmann | 5 | paulmromer | 0.002965 | gfelbermayr | 6 | alex_j_thiele | 0.003166 |
| zeitschrift_wd | 5 | stefgebauer | 0.002927 | chris_breu | 6 | miriamrehm | 0.003107 |
| diw_berlin | 4 | zeitschrift_wd | 0.002917 | chubbyyfmb | 6 | clausmichelsen | 0.003074 |
| martingreive | 4 | sdullien | 0.002748 | jsuedekum | 6 | sbachtax | 0.003068 |
| peterbofinger | 4 | iw_koeln | 0.002722 | schnellenbachj | 6 | sdullien | 0.003049 |
| schnellenbachj | 4 | ifo_institut | 0.00271 | apeichl | 5 | hrreisen | 0.003025 |
| ifo_institut | 4 | iw_institute | 0.002663 | s_enkelmann | 4 | peyman_nazari | 0.003025 |
| clausmichelsen | 3 | lucasguttenberg | 0.002586 | phuenermund | 4 | phuenermund | 0.00297 |
| h_bardt | 3 | ckim_econ | 0.002578 | schieritz | 4 | bachmannrudi | 0.002955 |
| mariusclemens | 3 | gfelbermayr | 0.002556 | tkohlstruck | 4 | schnellenbachj | 0.002947 |
| stefgebauer | 3 | jsuedekum | 0.00255 | odendahlc | 4 | chris_breu | 0.002897 |
| achimtruger | 3 | mfratzscher | 0.00254 | thorstenhild | 4 | tkohlstruck | 0.002889 |
| boersenzeitung | 3 | diw_berlin_en | 0.002532 | mahlmannt | 4 | thorstenhild | 0.002882 |
| mfratzscher | 3 | peterbofinger | 0.002492 | hschaeferiw | 3 | ardmoskau | 0.002874 |
| mschularick | 3 | boersenzeitung | 0.002489 | mschularick | 3 | asluhn | 0.002874 |
| apeichl | 3 | klauswiener | 0.002476 | egghat | 3 | demianvonosten | 0.002874 |
| boeckler_de | 3 | boeckler_de | 0.002469 | gustavahorn | 3 | inaruck | 0.002874 |
| chris_breu | 3 | patricknuess | 0.00246 | keinewunder | 3 | leonidragozin | 0.002874 |
| annewilltalk | 3 | ullistein21 | 0.00246 | makro_philip | 3 | nielsannen | 0.002874 |
| iwd_de | 3 | berndulrich | 0.002435 | monikaturyna | 3 | thorbenalbrecht | 0.002874 |

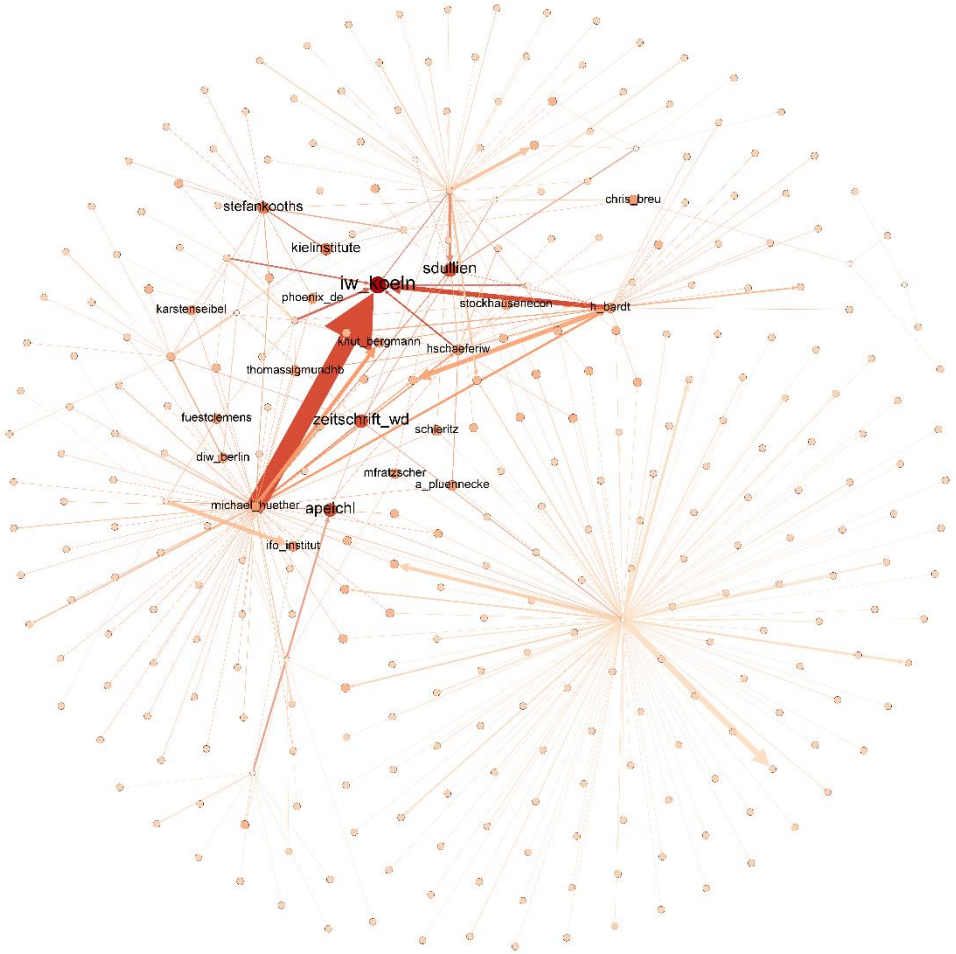


*Abbildung 12: Erhebungszeitraum 2C: Retweet-Netzwerk, gewichtet nach in-degree*

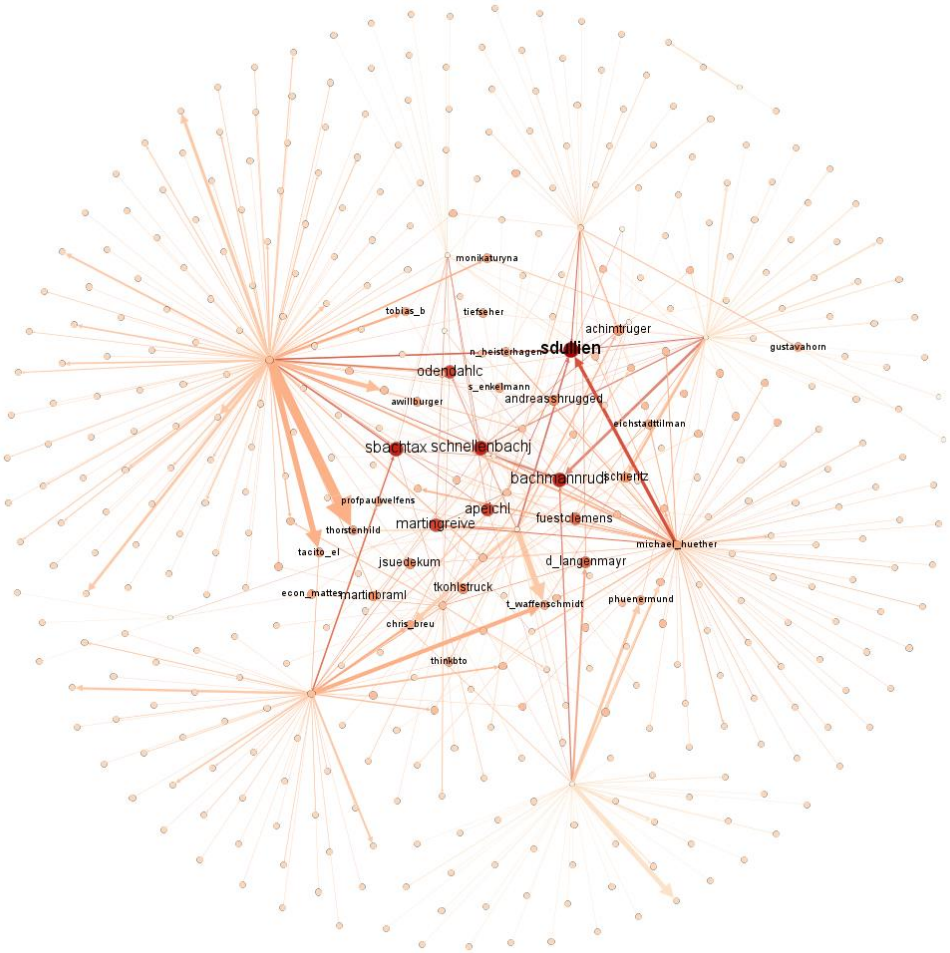


*Abbildung 11: Erhebungszeitraum 2C: Reply-Netzwerk, gewichtet nach in-degree*

*Tabelle 12: Erhebungszeitraum 2C | Zentrale Akteur*innen*

| Retweet-Netzwerk | | | | Reply-Netzwerk | | | |
|---|---|---|---|---|---|---|---|
| **Account** | **in-degree** | **Account** | **PageRank** | **Account** | **in-degree** | **Account** | **PageRank** |
| iw_koeln | 7 | sdullien | 0.006285 | sdullien | 8 | gustavahorn | 0.006058 |
| sdullien | 5 | iw_koeln | 0.005108 | sbachtax | 7 | sdullien | 0.003803 |
| zeitschrift_wd | 5 | chris_breu | 0.004666 | bachmannrudi | 7 | martingreive | 0.003454 |
| apeichl | 5 | stefankooths | 0.004465 | schnellenbachj | 7 | achimtruger | 0.003306 |
| stefankooths | 4 | gtai_gus | 0.004259 | apeichl | 6 | bachmannrudi | 0.003112 |
| kielinstitute | 4 | joynicolem | 0.004259 | odendahlc | 6 | joynicolem | 0.002853 |
| h_bardt | 3 | kielinstitute | 0.004124 | martingreive | 6 | leonidragozin | 0.002853 |
| hschaeferiw | 3 | zeitschrift_wd | 0.004119 | d_langenmayr | 5 | opiumhum | 0.002853 |
| michael_huether | 3 | h_bardt | 0.004102 | fuestclemens | 5 | fuestclemens | 0.00278 |
| diw_berlin | 3 | a_neligan | 0.003975 | jsuedekum | 4 | michael_huether | 0.002776 |
| a_pluennecke | 3 | diw_berlin | 0.003952 | achimtruger | 4 | sbachtax | 0.002766 |
| mfratzscher | 3 | phoenix_de | 0.003835 | andreasshrugged | 4 | econ_mattes | 0.002753 |
| schieritz | 3 | michaelmina_lab | 0.003835 | schieritz | 4 | clausmichelsen | 0.002734 |
| knut_bergmann | 3 | rwi_leibniz_en | 0.003835 | martinbraml | 4 | schnellenbachj | 0.002718 |
| stockhausenecon | 3 | karstenseibel | 0.003833 | tkohlstruck | 4 | iwh_halle | 0.002702 |
| karstenseibel | 3 | ifo_institut | 0.003806 | michael_huether | 3 | therealchris_mk | 0.002702 |
| chris_breu | 3 | apeichl | 0.003709 | gustavahorn | 3 | leonmadio | 0.002696 |
| phoenix_de | 3 | clausmichelsen | 0.003669 | econ_mattes | 3 | paldama | 0.002696 |
| ifo_institut | 3 | fuestclemens | 0.003645 | eichstadttilman | 3 | derlenzmdb | 0.002601 |
| thomassigmundhb | 3 | diw_berlin_en | 0.003635 | s_enkelmann | 3 | thiess_buettner | 0.002601 |
| fuestclemens | 3 | thinkbto | 0.003619 | thinkbto | 3 | u_spangenberg | 0.002601 |
| clausmichelsen | 2 | stockhausenecon | 0.003602 | thorstenhild | 3 | odendahlc | 0.002555 |
| achimtruger | 2 | iwd_de | 0.003582 | monikaturyna | 3 | tkohlstruck | 0.002545 |
| sgechert | 2 | achimtruger | 0.003562 | phuenermund | 3 | apeichl | 0.002542 |
| diw_berlin_en | 2 | sgechert | 0.003562 | t_waffenschmidt | 3 | stefankooths | 0.002535 |