

# **#moralischverletzt – Berufsethische Ansprüche und die Artikulation kollektiver Ungerechtigkeitserfahrungen von Pflegekräften während der Coronapandemie**

#morally injured - professional ethical demands and the articulation of care workers' collective experiences of injustice during the corona pandemic

## **Online-Anhang / Online Appendix**

**Ruth Abramowski**

Universität Bremen, SOCIUM Forschungszentrum Ungleichheit und Sozialpolitik, Mary-Somerville-Straße 5, D-28359 Bremen, Germany; ruth.abramowski@uni-bremen.de

**Till Hilmar**

Universität Wien, Institut für Soziologie, Rooseveltplatz 2, A-1090 Wien, Austria; till.hilmar@univie.ac.at

## **Inhalt**

**Herausforderungen der Qualität von Twitter Daten**

**Download, Korpus-Preprocessing, Muster-Erkennung**

**Konversations-Tweets**

**Berufsbezeichnungen in Nutzer:innen-Kurzbeschreibungen**

**Kodes**

**Literatur**

## Herausforderungen der Qualität von Twitter Daten

Mittlerweile macht die Nutzung von sozialen Medien wie Twitter einen wesentlichen Teil der alltäglichen Interaktion zahlreicher Individuen aus, woraus sich ein riesiger Datenpool für die empirische Sozialforschung ergibt (Mayerl & Faas 2022: 1321). Auch die sozialwissenschaftliche Anwendung dieser ‚Big-Data‘ ist inzwischen keine Seltenheit mehr. Eine Vielzahl an Studien aus Disziplinen wie der Soziologie, der Kommunikationswissenschaft, der Politikwissenschaft, der Informatik oder der Geografie greift auf Twitter-Daten zurück (Pfaffenberger 2018: 53, 55). Twitter-Daten werden beispielsweise für soziopolitische Themen, die politische Soziologie, Verschwörungstheorien, Kriminologie oder für die Wellbeing-Forschung ausgewertet (Mayerl & Faas 2022: 1323f.). Doch ist die wissenschaftliche Analyse von Twitter-Daten nicht nur mit Vorteilen, sondern auch mit einigen Herausforderungen verbunden (Mayerl & Faas 2022: 1329–1331; Pfaffenberger 2018):

- So können Twitter-Nutzer:innen mehrere Profile anlegen und sich dadurch mehrfach mit unterschiedlichem Namen an den Diskursen beteiligen.
- Hinterfragbar ist auch, inwieweit menschliche Akteur:innen oder ‚Social Bots‘ an den Diskussionen teilnehmen. In unserer Analyse haben wir Duplikate und Retweets entfernt und damit das Risiko, automatisiert erstellte Inhalte auszuwerten und stärker zu gewichten, minimiert.
- Coverage-Fehler der Twitter-Daten bergen die Problematik, dass sich die Zielpopulation von den Twitter-Nutzer:innen unterscheiden kann.
- Fehlerquellen können auch bei der Extraktion relevanter Informationen auftreten, was bedeutet, dass entweder wichtige Schlagworte in den Daten fehlen oder es werden unwichtige Tweets in die Analyse eingebunden bzw. wichtige Tweets ausgeschlossen. Dieses Risiko konnten wir in unserem Ansatz durch das stichprobenartige Einbeziehen von Konversations-Tweets minimieren (siehe unten).
- Tweets, die gelöscht wurden (sowie User:innen Accounts, die gelöscht wurden, und damit sämtliche ihrer Tweets) sind zum jeweiligen Zeitpunkt des Downloads der Daten nicht mehr verfügbar. Insofern ist die Datenverfügbarkeit im Hinblick auf die Zeitspanne und das Volumen immer begrenzt (siehe auch Shugars et al. 2021).
- Häufig kann die Grundgesamtheit von Twitter-Daten nicht oder nur sehr vage bestimmt werden, sodass die Daten nicht repräsentativ sind, weshalb inferenzstatistische Schlüsse vermieden werden sollten. Die von uns gewählte methodische Kombination, die eine qualitative Analyse auf der Grundlage relevanter statistischer Muster in den Daten vornimmt und insgesamt interpretativ orientiert ist, trägt diesem Umstand Rechnung.
- Je nach Kodiervorgang können Interpretationsfehler auftreten, wobei die Interpretationsfähigkeit auch durch die Eigenheit der Internetsprache erschwert ist.
- Wesentlich ist außerdem die Reliabilität manueller Kodierungen, die jedoch über Verfahren der Inter- und Intrakoderreliabilität sowie der Interkoder:innen-Konsistenz (O'Connor & Joffe 2020) überprüft werden kann.

- Durch die Analyse von Social-Media-Daten ergeben sich nicht zuletzt ethische Herausforderungen des Datenschutzes, da mittels Algorithmen die De-Anonymisierung von Daten und die Verknüpfung mit anderen Datenquellen zumindest denkbar ist.

Festzuhalten ist, dass die Analyse von Social-Media-Daten zwar mit einigen Herausforderungen verbunden ist, zugleich jedoch diese Art der ‚Big Data‘ das „große, zukunftsweisende Potenzial einer modernen empirischen Sozialforschung“ (Mayerl & Faas 2022: 1331) bietet und es in erster Linie von der inhaltlichen Forschungsfrage abhängig ist, inwieweit die Nutzer:innen-generierten Twitter-Daten für die jeweilige Studie geeignet sind (Mayerl & Faas 2002: 1331). Vor dem Hintergrund unseres Forschungsanliegens, moralische Verletzungen nicht nur aus einer soziologischen Perspektive theoretisch zu fassen, sondern auch die empirischen kollektiv-empfundene Wertekonflikte des Pflegepersonals wissenschaftlich zu analysieren, sehen wir einen fundamentalen Mehrwert in der Analyse der Twitter-Daten. So haben zahlreiche Pflegekräfte Twitter als Plattform genutzt, um unter dem Hashtag „moralisch verletzt“ ihre subjektiv empfundenen moralischen Verletzungen zu teilen und zu beschreiben, wie sich diese in ihrem Alltag äußern.

## Download, Korpus-Preprocessing, Muster-Erkennung

Die Daten (Inhalte der Tweets sowie alle verfügbaren Metadaten, inklusive User:innen-Account-Daten) zu den drei Keywords „moralischverletzt“, „moralisch verletzt“ sowie „moralische Verletzung“ zwischen dem 04. Mai 2021 und dem 29. Dezember 2022 wurden am 13. Februar 2023 heruntergeladen.<sup>1</sup>

Der Download, die Aufbereitung und Reinigung der Daten erfolgte im Programm R, insbesondere mit Rückgriff auf die packages *academictwitterR* (Barrie & Ho 2021) und *quanteda* (Benoit et al. 2018). Retweets wurden entfernt. Symbole, Stopwords, Zahlen, Satzzeichen und URLs wurden im Haupt-Korpus nicht entfernt, da dies eine umfassende qualitative Inhaltsanalyse verkomplizieren oder verunmöglichen würde (Grimmer et al. 2022). Als Teil der Muster-Erkennung in unseren Daten lassen sich neben dem Zeitverlauf (Grafik 1 im Manuskript) auch andere Häufigkeiten betrachten. So lassen sich beispielsweise die am häufigsten verwendeten Hashtags untersuchen (auf der Basis eines Sub-Korpus, in dem Symbole, Stopwords, Zahlen, Satzzeichen und URLs entfernt wurden) (Benoit et al. 2018). Tabelle A1 listet diese auf. Diese Übersicht unterstreicht die herausragende Rolle, die den medizinischen Pflegeberufen in dieser Twitter-Debatte gegenüber anderen Berufen zukommt.

**Tabelle A1:** Liste der am häufigsten verwendeten Hashtags

feature	frequency	rank	docfreq
#moralischverletzt	1244	1	1239
#DeutschlandWerPfleegtDich	92	2	92
#MoralischVerletzt	69	3	69
#Pflege	66	4	66
#Pflegenotstand	53	5	53

<sup>1</sup> Der Code für unsere empirische Analyse ist öffentlich verfügbar unter: [https://github.com/tillhilmar/moralisch\\_verletzt](https://github.com/tillhilmar/moralisch_verletzt)

#pflegeteuchdochselbst	33	6	33
#Pflexit	29	7	29
#DeutschlandWerVersorgtDich	28	8	28
#armut	27	9	27
#SichereBildung	23	10	23
#Deutschlandwerpflegtdich	23	10	23
#Impfzwang	21	12	21
#schütztendlichauchdiekinder	20	13	20
#nichtselbstverständlich	20	13	20
#pflexit	18	15	18
#nichtselbstverstaendlich	18	15	18
#Pflegestreik	18	15	18
#moralinjury	18	15	18
#Corona	15	19	15
#Lanz	13	20	13

Anmerkungen: frequency bezieht sich auf die absolute Häufigkeit, docfreq zählt jeden Hashtag pro Tweet nur einmal.

Quelle: Twitter-Daten, eigene Berechnungen.

## Konversations-Tweets

Twitter ist eine diskursive Plattform, auf der sich Diskussionen als Reaktion auf vorangehende Beiträge entspinnen. Innerhalb kürzester Zeit können so bestimmte Konversationslinien entstehen. Wenn Tweets auf der Grundlage von Keywords gesampled werden, so wie wir es auch in unserem Beitrag tun, gehen diese Konversationsdynamiken tendenziell verloren – denn nicht jeder Tweet, der auf einen anderen reagiert, erwähnt selbst notwendigerweise das entscheidende Keyword (in unserem Fall „moralisch verletzt“ und seine Variationen). Um die Dynamik von Konversationen in dieser Forschung zumindest in Einzelfällen berücksichtigen zu können, haben wir ebenfalls alle Tweets heruntergeladen, die sich rund um den Hauptkorpus – also Tweets, in denen jeweils das Keyword zumindest einmal vorkommt – entspinnen (formal gesprochen sind diese Tweets durch eine von Twitter vergebene Zahl, die sogenannte *Conversation\_id*, miteinander verbunden, sobald eine Reaktion – in Form von Quotes oder Replies – zwei Tweets miteinander verbindet. Oft bindet die *Conversation\_id* mehrere Tweets in einer Kette aneinander und die Chronologie der Beiträge lässt sich anhand der genauen Uhrzeit, zu der einzelne Tweets abgeschickt wurden, nachvollziehen). Am 27. Mai 2023 wurden also zusätzlich alle Tweets, die eine *Conversation\_id* mit jenen teilen, die bereits im Hauptkorpus vorlagen, heruntergeladen (ohne Nutzer:innen-Account-Daten). Dieser Datensatz umfasst 38.925 Tweets (darunter auch jene, die in unserem Hauptkorpus vorkommen). Angesichts des Umfangs erscheint uns eine qualitative Analyse dieser Daten unmöglich; stattdessen haben wir uns darauf beschränkt, einige Konversationen, die sich als Reaktion auf unsere als erfahrungsbasiert kodierten Tweets entfacht haben, stichprobenartig zu untersuchen.

Oft finden sich darin emotionale Bestärkung und Anteilnahme (oft auch mittels Emoticons) als Reaktionen auf besonders schockierende oder traurige Schilderungen. Die vorgestellten Erlebnisse werden selten kritisiert oder ihre Ausdrucksform in Frage gestellt; in der Regel finden sich bekräftigende oder ermutigende Antworten. In den Konversationen werden interessanterweise auch die Grenzen dieses Diskurses abgesteckt: So gibt es vereinzelte

Versuche, die Diskussion zu moralischen Verletzungen hier über die Pflege auszuweiten; diese werden allerdings kritisiert oder nicht weiter aufgenommen. Insgesamt findet diese Ausweitung auf andere Berufe in dem von uns analysierten Material nicht statt. Das hat tendenziell mit der Entwicklung von Konversationsdynamiken und einer gezielten Einhegung und Fokussierung des Diskurses auf die Situation von Pflegekräften zu tun.

## Berufsbezeichnungen in Nutzer:innen-Kurzbeschreibungen

Im Manuskript diskutieren wir, welche soziologisch relevanten Informationen über die Nutzer:innen dieser Debatte vorliegen. Wir analysieren die Nutzer:innen-Kurzbeschreibungen („Twitter-Bios“) mittels einem Co-occurrence-Netzwerk (Grafik 2 im Hauptteil des Manuskripts). Daraus wird allerdings nur teilweise ersichtlich, welche Berufsbezeichnungen hier besonders oft genannt werden bzw. eine wichtige Rolle spielen. Um einen vertiefenden Einblick zu dieser Frage zu erlangen, erstellen wir eine Tabelle mit den 150 Begriffen, die am häufigsten in den Nutzer:innen-Kurzbeschreibungen genannt werden (Tabelle A2). Darin finden sich Beschreibungen, die auf berufliche Identitäten schließen lassen: Hier finden sich prominent Begriffe wie „nurse“, „pflege“, „wissenschaft“, „science“, „#pflege“, „krankenschwester“, „student“, „journalist“, „gesundheits-“, „care“, „krankenpfleger“, „autorin“, „engineer“, wodurch die wichtige Rolle der Pflegeberufe für die von uns untersuchte Debatte noch einmal deutlich wird.

Tabelle A2: 150 Begriffe, die am häufigsten in den Nutzer:innen-Kurzbeschreibungen genannt werden

feature	frequency	rank	docfreq
#noafd	87	1	87
nurse	73	2	71
leben	70	3	62
menschen	60	4	57
privat	55	5	55
politik	54	6	53
immer	53	7	49
#nocovid	53	7	53
mag	50	9	42
mama	44	10	44
love	42	11	39
mutter	41	12	41
#fckafd	40	13	40
liebe	40	13	35
pflege	39	15	37
welt	36	16	35
german	36	16	34
mensch	35	18	35
#notjustsad	33	19	33
tweets	33	19	31
social	32	21	31
#fcknzs	31	22	30
twitter	29	23	29
wissenschaft	29	23	29

account	29	23	29
team	29	23	25
nazis	28	27	28
links	28	27	25
nerd	27	29	26
born	27	29	27
life	27	29	25
#yestonocovid	27	29	27
macht	26	33	26
science	26	33	26
like	26	33	24
just	25	36	24
meinung	25	36	25
manchmal	24	38	24
freiheit	24	38	21
gibt	24	38	21
music	24	38	23
mitglied	24	38	24
fan	24	38	24
musik	23	44	23
vater	23	44	23
kinder	23	44	23
geimpft	23	44	23
mal	23	44	23
art	23	44	23
bitte	22	50	22
#nazisraus	22	50	22
health	22	50	18
afd	22	50	22
liebt	22	50	22
software	22	50	22
human	22	50	21
people	21	57	20
geht	21	57	19
#nonazis	21	57	21
world	20	60	20
english	20	60	19
frau	19	62	18
herz	19	62	18
rt	19	62	19
irgendwas	19	62	19
ppm	18	66	18
#teamwissenschaft	18	66	18
loves	18	66	17
twittert	17	69	17
mom	17	69	17
feminist	17	69	17
vegan	17	69	17
#pflege	17	69	16
krankenschwester	17	69	17
einfach	17	69	17

gerne	17	69	17
student	17	69	17
verheiratet	16	78	16
politics	16	78	16
mother	16	78	16
natur	16	78	16
nie	16	78	16
go	16	78	13
#antifa	16	78	16
#bildungabersicher	16	78	16
zeit	16	78	15
stuff	16	78	16
germany	16	78	16
journalist	16	78	16
queer	16	78	16
de	16	78	14
jahre	16	78	15
gern	16	78	16
papa	15	94	15
satire	15	94	15
bücher	15	94	15
can	15	94	13
gesundheits-	15	94	15
care	15	94	14
impressum	15	94	15
writer	15	94	15
feminismus	15	94	15
statt	15	94	15
ja	15	94	15
gesellschaft	14	105	14
things	14	105	13
artist	14	105	14
follow	14	105	14
kaffee	14	105	13
krankenpfleger	14	105	14
#zerocovid	14	105	14
#lebenretten	14	105	14
schwurbler	14	105	14
always	14	105	14
kunst	14	105	14
linksgrünversifft	13	116	13
interested	13	116	12
deutschland	13	116	13
recht	13	116	13
good	13	116	12
beim	13	116	12
grün	13	116	12
oft	13	116	13
seele	13	116	13
private	13	116	13
block	13	116	10

antifaschist	13	116	13
gutmensch	13	116	13
unterwegs	13	116	13
zustimmung	13	116	13
history	12	131	9
pronomen	12	131	12
geschichte	12	131	12
gamer	12	131	12
menschenrechte	12	131	12
dm	12	131	12
geboren	12	131	12
day	12	131	12
gute	12	131	12
sehen	12	131	11
feministin	12	131	12
3x	12	131	12
freie	12	131	11
kindern	12	131	12
trans	12	131	11
autorin	12	131	12
berlin	12	131	12
schreiben	12	131	12
hobby	12	131	12
engineer	12	131	12

Anmerkungen: frequency bezieht sich auf die absolute Häufigkeit, docfreq zählt jeden Begriff pro Kurzbeschreibung nur einmal.

Quelle: Twitter-Daten, eigene Berechnungen.

## Kodes

Auf Grundlage der qualitativen Inhaltsanalyse konnten von uns vier induktive Hauptkodes hergeleitet werden: erstens Ressourcenmangel und prekäre Arbeitsbedingungen, zweitens die Einhaltung persönlicher Werte und beruflicher Ethik, drittens die Reziprozität zwischen Pflegenden und weiteren Personen (Pflegebedürftigen, Vorgesetzten, Kolleg:innen) sowie viertens eine kollektive Sprache finden/Kollektivität herstellen und Handlungsblockaden lösen. Eine vollständige Übersicht aller (Haupt- und Unter-)Kodes ist Tabelle A3 zu entnehmen.

Tabelle A3: Liste aller (Haupt- und Unter-)Kodes

Hauptkodes	Unterkodes
<b>Ressourcenmangel und prekäre Arbeitsbedingungen</b>	
	Zeitmangel
	Personalmangel
	Mangel in der Sachausstattung
	Entgrenzte Arbeitszeiten
	Absurdität von Ökonomisierung
	Prekäre Arbeitsbedingungen aufdecken



	Wahren Grund herausfinden
<b><i>Einhaltung persönlicher Werte und beruflicher Ethik</i></b>	
	Ansprüche zu helfen und die Leistungsethik der medizinischen Berufe
	Leistungswert ‚gute Pflege‘
	Kluft zwischen Handlung und Überzeugung
	Persönliche Werte und Vorstellungen über würdevolles Sterben
	Kompetenzverletzungen
	Mehrfacherlebnis
	Pflexit
	Moralische Verletzungen nicht erst seit der Coronapandemie
	Moralische Verletzungen auch in anderen Care-Bereichen
	Moralische Verletzung durch die ungleiche Aufteilung von Care-Arbeit, Gleichheit als Gerechtigkeitsorientierung
<b><i>Reziprozität zwischen Pflegenden und weiteren Personen (Pflegebedürftigen, Vorgesetzten, Kolleg:innen)</i></b>	
	Reziprozitätsbeziehungen zwischen Pflegenden und zu Pflegenden
	Gewaltanwendung oder Gewalterfahrung
	Erfüllung von Vorgaben, die der beruflichen Ethik widersprechen
	Verantwortung auf andere Personen verlagern
	Bevorzugung der „Zahlenden“
	Genderhierarchien
	Verletzung der eigenen Würde durch sexuelle Belästigung
<b><i>Eine kollektive Sprache finden/Kollektivität herstellen und gemeinsam Handlungsblockaden lösen</i></b>	
	Eine gemeinsame kollektive Sprache
	Sprechen über (kollektive) Gefühle ermöglichen
	Angst vor Erinnerung an moralische Verletzungen
	Logik der individuellen Schuldzuweisung wird thematisiert und abgewehrt
	Twitter als Medium zur Bewältigung moralischer Verletzungen/kollektive Bewältigungsstrategie
	Fehlende Interessenvertretung
	Aufruf sich zu organisieren und Aufruf zum kollektiven Handeln
	Zurückweisung des „Held:innen“-Bildes
	Folgen: Emotionen wie Schuld- und Schamgefühle, Trauer, Wut und Verzweiflung
	Folgen: Trauma, Erschöpfung, körperliche Schmerzen, mental load, trotz Krankheitssymptomen (weiter-)gearbeitet
	„Abstumpfen“ der Pflegekräfte
	Wenn reden überfordert und moralische Verletzungen mit nach Hause genommen/verdrängt werden
	Fehlende, unzureichende oder nicht angemessene Supervision
	Lösungsstrategie moralischer Verletzungen: Skandalisierung

Quelle: Twitter-Daten, eigene Darstellungen.

## Literatur

Barrie, C. & Ho, J. C., 2021: AcademictwitterR: An R Package to Access the Twitter Academic Research Product Track V2 API Endpoint. *Journal of Open Source Software*, 6(62): 3272.

Benoit, K., Watanabe, K., Wang, H., Nulty, P., Obeng, A., Müller, S. & Matsuo, A., 2018: Quanteda: An R Package for the Quantitative Analysis of Textual Data. *Journal of Open Source Software*, 3(30): 774.

Grimmer, J., Roberts, M. E. & Stewart, B. M., 2022: *Text as data: A New Framework for Machine Learning and the Social Sciences*. Princeton: Princeton University Press.

Mayerl, J. & Faas, T., 2022: Quantitative Analyse von Twitter und anderer usergenerierter Kommunikation. S. 1321–1335 in: N. Baur & J. Blasius (Hrsg.), *Handbuch Methoden der empirischen Sozialforschung*. Wiesbaden: Springer.

O'Connor, C. & Joffe, H., 2020: Intercoder Reliability in Qualitative Research: Debates and Practical Guidelines. *International Journal of Qualitative Methods*, 19, 1609406919899220.

Pfaffenberger, F. 2018: What You Tweet is What We Get? About the Scientific Use of Twitter Data. *Publizistik*, 63: 53–72.

Shugars, S., Gitomer, A., McCabe, S., Gallagher, R. J., Joseph, K., Grinberg, N., Doroshenko, L., Welles, B. F. & Lazer, D., 2021: Pandemics, Protests, and Publics: Demographic Activity and Engagement on Twitter in 2020. *Journal of Quantitative Description: Digital Media*, 1.