

DISKUSSION

PAPIER

// MARTIN LANGE UND OLE MONSCHEUER

// NO. 21-009 | 02/2021

Ausbreitung der Seuche:
Protest in Zeiten der PandemieAusbreitung der Seuche:
Protest in Zeiten der Pandemie
Martin Lange¹ und Ole Monscheuer²
¹ZEW Mannheim
²Humboldt-Universität zu Berlin

Februar 8, 2021

Abstrakt

Diese Studie analysiert den Einfluss von COVID-19-Leugnern auf die Verbreitung von COVID-19 in Deutschland. In einem ersten Schritt stellen wir eine Verbindung zwischen regionalen Proxies von COVID-19-Leugnern und Infektionsraten. Wir schätzen dann die kausale Auswirkung von großen Anti-Lockdown-Protesten auf die Ausbreitung von COVID-19 unter Verwendung eines Ereignisstudienrahmens. Die Verwendung neuer Daten über Busstopps von Reiseunternehmen, die sich darauf spezialisiert haben, Demonstranten zu diesen Versammlungen zu fahren, und die die dem Zeitpunkt von zwei Großdemonstrationen im November 2020, sehen wir erhebliche Steigerungen in den Infektionsraten in den Herkunftsregionen der Demonstranten nach diesen Demonstrationen. Individualebene Die Beweise unterstützen die Hauptergebnisse, indem sie dokumentieren, dass COVID-19-Leugner sich weniger in Gesundheitsschutzverhalten. Unsere Ergebnisse tragen zur Debatte über die öffentliche Gesundheit bei Kosten des individuellen Verhaltens, das schädliche externe Effekte für die Gesellschaft hat.

JEL-Klassifizierung: I18, I12, D62, P16

Stichworte: COVID-19-Leugner, Proteste, öffentliche Gesundheit

*Martin Lange, ZEW Mannheim, L7 1, 68161 Mannheim, Email: martin.lange@zew.de; Ole Monscheuer, Fachbereich Wirtschaft, Spandauer Straße 1, 10178 Berlin, E-Mail: ole.monscheuer@hu-berlin.de. Wir danken Sebastian Blesse, Peter Haan, Melina Ludolph, Guido Neidhöfer, Friedhelm Pfeier, Katrin Sommerfeld, Alexan-

dra Spitz-Oener, und Seminarteilnehmern am ZEW Mannheim für wertvolle Kommentare. Ole Monscheuer dankt dankt für die finanzielle Unterstützung durch die Deutsche Forschungsgemeinschaft (DFG-Projektnummer 280092119) durch CRC TRR 190.

1

1 Einleitung

Gesellschaftlicher Zusammenhalt ist der Schlüssel, um den Ausbruch von Krankheiten zu verhindern, die das kollektive Überleben bedrohen. Wenn ein Teil der Gesellschaft sich nicht an die öffentlichen Gesundheitsvorkehrungen hält, die darauf abzielen, die Ausbreitung einer tödlichen Krankheit, die Effektivität der öffentlichen Politik und die unternommenen Präventionsbemühungen durch andere erheblich eingeschränkt werden. Die laufende COVID-19-Pandemie ist ein typisches Beispiel dafür.

Auch wenn weltweit über 100 Millionen Menschen mit der Krankheit infiziert sind und mehr als 2 Millionen assoziierten Todesfällen leugnet ein beachtlicher Teil der Bevölkerung die Bedrohung durch oder sogar die Existenz des neuen Coronavirus SARS-CoV-2. Laut Umfragedaten von YouGov

Cambridge (2020), glauben 13 Prozent der Menschen in den USA, dass das Coronavirus wahrscheinlich oder ganz sicher nicht vorhanden ist. Ähnliche Zahlen werden für Deutschland und Frankreich berichtet (10 Prozent).

Wie trägt diese Gruppe zur Verbreitung von COVID-19 bei? Verhalten sich COVID-19-Leugner

dierent als die Mehrheit der Bevölkerung? Und haben große Proteste dieser Gruppe Auswirkungen

die Übertragung der Krankheit? In dieser Studie zeigen wir, dass die Ausbreitung von COVID-19 sein kann

wesentlich durch Personen erhöht, die die Bedrohung der öffentlichen Gesundheit durch die Krankheit herunterspielen und die sowohl empfohlene als auch vorgeschriebene Verhaltensweisen, die darauf abzielen, seine Übertragung einzuschränken.

In einem ersten Schritt stellen wir eine Verbindung zwischen verschiedenen Proxies für die regionale Präsenz von COVID-

19-Leugner und Infektionsraten in Deutschland. Motiviert durch die Beobachtung, dass COVID-19-Leugner

unterstützen überproportional populistische Parteien (z. B. Roose, 2020) und lehnen Impfungen weitgehend ab

(z. B. Nachtwey et al., 2020), verwenden wir regionale Informationen über die Stimmenanteile der größten populistischen

Partei in Deutschland und der Anteil der gegen Masern geimpften Kinder als Proxies für einen potenziellen

hohen Anteil an COVID-19-Leugnern. Wir finden eine signifikante und beträchtliche Korrelation zwischen diesen

Proxies und COVID-19-Infektionsraten, was darauf hindeutet, dass ein höherer Anteil von COVID-19-Leugnern

in einer Region kann die Ausbreitung des Coronavirus erleichtern.

Aufbauend auf dieser Beobachtung zeigen wir in einem zweiten Schritt, dass COVID-19-Leugner tatsächlich

wesentlich zu den regionalen Unterschieden in den COVID-19-Infektionsraten beitragen. Speziell, wir

die kausale Auswirkung von großen Anti-Lockdown-Protesten, die von COVID-19-Leugnern organisiert wurden, auf

die Verbreitung von COVID-19. Zur Identifizierung nutzen wir die Besonderheit, dass eine Allianz von Bus

Unternehmen hat sich auf den Transport von Anti-Blockade-Demonstranten zu Kundgebungen in ganz Deutschland spezialisiert.

Die Verwendung von Web-Scraping-Daten zu allen möglichen Abfahrtsorten, die von dieser Allianz angeboten werden, ermöglicht

die Heimatregionen der Demonstranten zu identifizieren. Diese Informationen werden im Rahmen einer Ereignisstudie verwendet

wo wir die Entwicklung der Infektionsraten in Regionen mit und ohne solchen Bus vergleichen

stoppt im Anschluss an zwei Großdemonstrationen im November 2020. Unsere Ergebnisse zeigen eine

signifikanter Anstieg der neuen COVID-19-Fälle in den Wohngebieten der Demonstranten nach den Demonstrationen.

Die Effekte sind am stärksten in Regionen ausgeprägt, in denen es Bushaltestellen gibt, selbst in kleinen Städten mit

weniger als 20.000 Einwohner. Diese Feststellung steht im Einklang mit der Interpretation, dass die Regionen mit den

höchste Nachfrage nach Transport zu den Demonstrationen sehen die höchsten Steigerungen in COVID-19 Infektionen nach den Protesten. Wir schätzen, dass diese Gebiete mit einer 35,9 Prozent höheren Infektionsrate bis Ende 2020 zu erreichen.

Unsere Ergebnisse sind robust gegenüber einer Reihe von Sensitivitätsprüfungen. Merkmale auf Kreisebene zulassen die mit der Ausbreitung von COVID-19 assoziiert sind, die differentiale Auswirkungen auf unsere Ergebnisvariablen zu haben über Zeit ändert unsere Ergebnisse nicht. Zum Beispiel schließen wir Interaktionen zwischen Zeit-Dummies ein und die Infektionsrate kurz vor den Protesten, Pflegeheimkapazitäten, Bevölkerungsdichte, BIP

2

pro Kopf und die Bushaltestellen des größten kommerziellen Busreiseveranstalters. Unsere Ergebnisse tun auch nicht von Staaten abhängen, die einen besonders hohen Anstieg der Infektionsraten verzeichnen oder eine gemeinsame Grenze haben mit stark beeinflussten Nachbarländern. Darüber hinaus wird bei der Verwendung verschiedener Maße von COVID-19 Infektionen ändern unsere Hauptaussagen qualitativ nicht.

Schließlich ergänzen wir unsere regionale Evidenz mit Umfragedaten auf individueller Ebene aus der Beginn der Pandemie. Die Regressionsergebnisse aus dieser Umfrage legen nahe, dass Personen, die das Risiko einer COVID-19-Infektion herunterspielen, engagieren sich auch weniger in COVID-19-Minderungsstrategien, haben ein geringeres Vertrauen in die Regierung und in öffentliche Gesundheitseinrichtungen und sind seltener bereit Informationen über COVID-19 aus etablierten Medienquellen zu beziehen.

Nach unserem Kenntnisstand ist dies die erste Studie, die den Einfluss von COVID-19 Leugner über die lokale Ausbreitung dieser Krankheit. Es gibt jedoch eine Reihe von Studien, die analysieren verwandte Fragen. Ein Strang der wirtschaftswissenschaftlichen COVID-19-Literatur konzentriert sich auf den Einfluss von Großveranstaltungen oder Versammlungen auf die Verbreitung von COVID-19. Zum Beispiel, Dave et al. (2020) die Verbreitung von COVID-19 als Folge eines großen US-Motorradtreffens zu untersuchen Enthusiasten, die ohne jegliche Strategien zur Infektionsbekämpfung stattgefunden haben. Sie schätzen, dass Landkreise mit dem höchsten Anteil an Veranstaltungsteilnehmern erlebten 6,4 bis 12,5 Prozent höhere COVID-19 Fälle als Landkreise ohne Teilnehmer. In ähnlicher Weise untersucht Harris (2020) die Ausbruch von COVID-19 an der Universität von Wisconsin und kommt zu dem Schluss, dass ein Cluster von Balken die Ausbreitung des Coronavirus begünstigt. Große Versammlungen tragen nicht automatisch dazu bei einen Anstieg der COVID-19-Fälle, wie Dave et al. (2020) zeigen. Ihre Studie betrachtet die Einfluss, den Black Lives Matter-Versammlungen auf die Verbreitung von COVID-19 haben und nd, dass diese Demonstrationen, bei denen sich die Teilnehmer weitgehend an die Strategien zur Eindämmung des Coronavirus hielten keinen oder nur einen geringen Einfluss auf COVID-19-Infektionen haben. Durch die Analyse der Auswirkung von groß angelegten politischen Protesten, bei denen die Teilnehmer absichtlich die Gesundheitsvorschriften zu befolgen, bezieht sich unsere Studie direkt auf den Handel, wenn bürgerliche Freiheiten und Die öffentliche Gesundheitspolitik scheint im Widerspruch zu stehen. Das Recht der Bürger auf Protest ist ein Eckpfeiler der modernen Demokratien. In Zeiten einer öffentlichen Krise, wie z. B. einer Pandemie, können die lokalen Behörden jedoch derartige Proteste als zu gefährlich für die Gesellschaft. Wie Alsan et al. (2020) zeigen, sind Individuen heterogen in ihrer Bereitschaft, diese bürgerlichen Freiheiten für ungewisse Verbesserungen der öffentlichen Gesundheit einzutauschen. Unser Die Ergebnisse quantifizieren die Kosten für die öffentliche Gesundheit, die mit diesem Handel verbunden sind. Unsere Studie bezieht sich auch auf die Feststellung, dass die Parteizugehörigkeit ein wichtiger Einflussfaktor auf die Gesundheitsergebnisse ist

und Verhalten in den USA während der aktuellen Pandemie (siehe Allcott et al., 2020; Clinton et al., 2020; Gadarian et al., 2020; Grossman et al., 2020; Makridis und Rothwell, 2020, u.a.). Demokraten sind in der Regel eher bereit, ihre Mobilität einzuschränken und sich freiwillig sozial zu distanzieren; Bei den Republikanern ist dies weniger wahrscheinlich. Weniger ist jedoch über die Eindämmung von COVID-19 bekannt Verhalten entlang politischer Linien in weniger politisch polarisierten Ländern. Barbieri und Bonini (2020) und Mellacher (2021) zeigen Hinweise darauf, dass individuelle Mobilität und COVID-19-bezogene Todesfälle sind in Gebieten höher, in denen populistische Parteien größere Stimmenanteile genießen. Unsere Studie dokumentiert dies Beziehung für Deutschland, die größte Wirtschaft und Demokratie in Europa und ein Land, in dem die größte populistische Partei spielt systematisch die Bedrohung durch COVID-19 herunter. Unsere Ergebnisse tragen auch zu Studien bei, die den räumlichen Einfluss von Sozialkapital dokumentieren auf die Verbreitung von COVID-19. Personen, die in Gebieten der USA oder Europas mit höherer sozialer Kapital ihre Mobilität viel stärker einschränken als Personen, die in Regionen mit geringerem sozialen

3

Kapital (Bargain und Aminjonov, 2020; Brodeur et al., 2020; Barrios et al., 2021; Durante et al., 2021). Ähnlich zeigen Bartscher et al. (2020), dass sich COVID-19 in Europa langsamer ausbreitet Regionen mit höherem Sozialkapital. Das Sozialkapital wird hauptsächlich durch das Vertrauen in Politiker oder Institutionen, Blut- oder Organspenden und Wahlbeteiligung. Durch die Bestätigung dieser Skepsis über COVID-19 mit weniger Vertrauen in Institutionen verbunden ist, fügen wir ein neues Maß für das Vertrauen in öffentliche Gesundheitsversorgung, d.h. Regionen mit einem hohen Anteil COVID-19 Verweigerer an der bestehenden räumlichen Maße des institutionellen Vertrauens.

Außerdem steht diese Studie im Zusammenhang mit Forschungen, die sich damit beschäftigen, wie die Medienberichterstattung über COVID-19 beeinträchtigt die öffentliche Gesundheit. Wir dokumentieren, dass Personen, die glauben, dass COVID-19 eine keine große Bedrohung für ihre persönliche Gesundheit oder für die öffentliche Gesundheit darstellen, wenden sich seltener an etablierte Medien nach Informationen über COVID-19. Angesichts der Tatsache, dass deutsches Fernsehen, Radio und Zeitungen eher homogenen Abdeckung der mit dem Coronavirus verbundenen Risiken, müssen COVID-19-Leugner auf andere (Social Media) Kanäle, um ihre Ansichten über die Pandemie zu erfahren und zu verbreiten. Dieser Nachweis steht im Einklang mit den Ergebnissen von Bursztyn et al. (2020) und Simonov et al. (2020), die zeigen, dass die Herunterspielen der Coronavirus-Bedrohung durch Fox News Kabelprogramme erhöht Infektion und Tod Raten in Verbindung mit COVID-19.

Diese Studie geht wie folgt weiter. Wir präsentieren Hintergrundinformationen über die Verbreitung von COVID-19 in Deutschland und diskutieren ihr Verhältnis zu COVID-19-Leugnern und deren Protestbewegung ment. Anschließend werden die für die empirische Analyse verwendeten Daten vorgestellt. In Abschnitt 4, präsentieren wir unsere wichtigsten deskriptiven und kausalen Ereignisstudien-Schätzungen einschließlich mehrerer Sensitivitätsanalysen. Analysen. Im folgenden Abschnitt wird unsere empirische Analyse durch individuelle Evi- die mögliche Erklärungen für unsere Hauptergebnisse liefern. Schließlich diskutieren wir in Abschnitt 6 die breitere Relevanz unserer Erkenntnisse.

2.1 COVID-19 in Deutschland

In Deutschland berät das Robert Koch-Institut (RKI) bei der Krankheits- und Seuchenbekämpfung und sammelt oziale -Statistiken über COVID-19-Fälle und damit verbundene Todesfälle. Im Jahr 2020 -meldete -das RKI ozial 1.752.015 Fälle und 35.373 Todesfälle sowie ca. 1.423.591 Wiederfindungen von COVID-19.

Abbildung 1 zeigt die Entwicklung der COVID-19-Infektionen und der damit verbundenen Todesfälle in Deutschland in 2020. Zwei unterschiedliche COVID-19-Wellen sind deutlich sichtbar - ein gemeinsames Muster in den meisten westlichen Länder.

Die erste COVID-19-Infektion in Deutschland wurde am 27. Januar 2020 bei München bestätigt, Bayern. Es folgten die Cluster in Baden-Württemberg und Nordrhein-Westfalen, mit der erste Todesfall wurde am 9. März 2020 gemeldet. Als Ergebnis dieser Cluster sowie der Ankünfte von Menschen aus Ländern mit hohen Infektionsraten, begann sich COVID-19 weiter zu verbreiten in ganz Deutschland. Die Politik versuchte zunächst, die Ausbrüche durch Minimierung der Ausbreitung von Clustern. Da sich die Infektionen weiter ausbreiteten, begannen die deutschen Bundesländer am 13. März Schul- und Kindergartenschließungen anordnen, akademische Semester verschieben und den Besuch von Pflegeheimen, um ältere und gefährdete Bevölkerungsgruppen zu schützen. Zwei Tage später wurde in Deutschland die Die Grenzen zu Österreich, Dänemark, Frankreich, Luxemburg und der Schweiz wurden geschlossen. Bis März 22 wurden in sechs Bundesländern Ausgangssperren verhängt, in anderen Bundesländern wurde der Körperkontakt mit

4

mehr als eine Person von außerhalb des eigenen Haushalts (Robert Koch Institut, 2020c).

Abbildung 1: COVID-19 in Deutschland

0

10000

20000

30000

40000

Neue Infektionen pro Tag

1. Januar 2020 1. März 2020 1. Mai 2020 1. Juli 2020 1. September 2020 1. November 2020 1. Januar 2021

Zeit

Tägliche Anzahl von Fällen Durchschnitt über 7 Tage

(a) Anzahl der neuen Fälle von COVID-19

0

200

400

600

800

Anzahl der Todesfälle pro Tag

1. Januar 2020 1. März 2020 1. Mai 2020 1. Juli 2020 1. September 2020 1. November 2020 1. Januar 2021

Zeit

Tägliche Anzahl von Todesfällen Durchschnitt über 7 Tage

(b) Anzahl der Todesfälle in Verbindung mit COVID-19

Anmerkungen: Die Abbildung zeigt die Entwicklung der Anzahl der COVID-19-Fälle und der COVID-19-bedingten Todesfälle in Deutschland während des Jahres 2020.

Bis Mitte April war die Zahl der Fälle deutlich gesunken, und viele Einschränkungen wurden gelockert (Robert Koch Institut, 2020c). Im Sommer war die Zahl der Fälle eher gering, mit einige lokale Ausbrüche in fleischverarbeitenden Betrieben, Produktionsstätten und landwirtschaftlichen Kompanies (z. B. Robert Koch Institut, 2020d,b). Ende August begannen die Infektionszahlen zu steigen wieder, und die zweite COVID-19-Welle war Mitte Oktober mit exponentiellem Wachstum von Fälle. Als Reaktion darauf wurde am 2. November eine teilweise Sperrung verhängt. Restaurants und Bars wurden geschlossen, ebenso die Kultur- und Freizeiteinrichtungen. Es gab auch einen dringenden Appell an die Bevölkerung jeden persönlichen Kontakt auf ein Minimum zu beschränken (Bundesregierung, 2020). Die Infektionszahlen

5

auf hohem Niveau stabilisiert (Oltermann, 2020). Am 25. November und 15. Dezember hat die Bundeskanzlerin und die Ministerpräsidenten der Bundesstaaten einigten sich auf eine Verlängerung der teilweisen Abriegelung und entschieden sich für etwas strengere Korona-Schutzmaßnahmen, aber Lockerung der Regeln für Versammlungen über die Weihnachtsfeiertage (Hille, 2020).

Während die COVID-19-Ausbrüche während der ersten Welle meist von eindeutigen Clustern angetrieben wurden, waren die In der zweiten Welle waren die Infektionen gleichmäßiger über Deutschland verteilt. Zunehmend waren die Infektionen verursacht durch die Diuse-Übertragung, mit zahlreichen Clustern im Zusammenhang mit privaten Versammlungen, Feierlichkeiten oder öffentlichen Veranstaltungen sowie auf Ausbrüche im Zusammenhang mit Bildungseinrichtungen, Pflege- und Langzeit Pflegeheimen, im beruflichen Umfeld oder bei religiösen Veranstaltungen (Robert Koch Institut, 2020a). Allerdings, gab es immer noch eine große regionale Heterogenität, besonders während der teilweisen Abriegelung im Novem- ber.

ber. Abbildung 2 veranschaulicht diese Heterogenität, indem sie die Sieben-Tage-Inzidenzrate für Bezirke darstellt zu verschiedenen Zeitpunkten.¹ Die Sieben-Tage-Inzidenzrate ist die Anzahl der COVID-19-Fälle in der letzten sieben Tage pro 100.000 Einwohner. Abbildung 2 veranschaulicht, dass die norddeutschen Regionen deutlich geringere Infektionsraten als süddeutsche Regionen während beider COVID-19-Wellen.

Die Karten zeigen auch, dass die meisten ostdeutschen Bundesländer in der Vergangenheit sehr niedrige COVID-19-Raten hatten. in der ersten Welle. Diese Tendenz verschob sich dramatisch während der zweiten Welle, als besonders Die südlichen ostdeutschen Bundesländer wie Sachsen wiesen die höchsten Infektionsraten in Deutschland auf.

Abbildung 2: COVID-19-Inzidenz in Deutschland im Zeitverlauf

Anmerkungen: Die Abbildung zeigt die 7-Tage-Inzidenzrate für Bezirke zu verschiedenen Zeitpunkten. Die 7-Tage-Inzidenz Die Rate gibt die Anzahl der COVID-19-Fälle in den letzten sieben Tagen pro 100.000 Einwohner an.

¹Deutsche Landkreise entsprechen der Ebene NUTS 3 im EU-Geocode-Standard und sind in ihrer Größe vergleichbar mit US-Bundesstaaten.

6

2.2 COVID-19-Leugner und Proteste in ganz Deutschland

Die COVID-19-Pandemie wurde von der Entstehung und Ausbreitung von Verschwörungen begleitet Theorien. Erstaunlich große Teile der Bevölkerung in vielen Ländern leugnen die Bedrohung durch durch das neuartige Coronavirus oder dessen Existenz. Eine Umfrage von YouGov Cambridge (2020) ergab, dass 13 Prozent der US-Bürger gaben an, dass das Coronavirus wahrscheinlich oder auf jeden Fall nicht existiert. In Frankreich und In Deutschland liegt dieser Wert bei etwa 10 Prozent. Zum Vergleich: Mehr als 75 Prozent der deutschen Die Bevölkerung unterstützt die Maßnahmen der Regierung zur Bekämpfung von COVID-19 (Deutschlandfunk, 2020). Seit April 2020 fanden in Deutschland mehrere Demonstrationen gegen die Regierungspolitik statt. Maßnahmen der COVID-19 (Nachtwey et al., 2020). Die ersten Proteste, organisiert in Berlin, wurde als Hygiene-Demo bekannt. Seit dem Sommer ist die Hauptkraft hinter diesen Protesten war eine Gruppe namens Querdenken, die zunächst in Stuttgart ansässig war, sondern organisierte bald auch Kundgebungen in Berlin und anderen Städten. Esoteriker, Monarchisten und Rechtsextreme Gruppen und Parteien schlossen sich den Protesten an, geeint um einen gemeinsamen Missstand: dass die Pandemie ist eine Erfindung, um ihre Freiheit zu unterdrücken. Es gibt auch verschiedene Verschwörungstheorien um die COVID-19-Impfung, Bill Gates und QAnon (Soldt, 2020; Morris und Beck, 2020; Deutschlandfunk, 2020; The Economist, 2020).

Gut organisiert gelingt es der Gruppe Querdenken, ihre Anhänger in ganz Deutschland zu mobilisieren an Demonstrationen teilzunehmen, unter anderem durch seine logistische Beziehung zu Honk for Hope. Honk for Hope war ursprünglich eine Gruppe von kleinen Busunternehmern, die sich gegen Schließungsmaßnahmen aussprachen, aber es arbeitet jetzt als reguläres COVID-19-Reisebüro (Machowecz, 2020; Soldt, 2020). Die Die Gruppe Querdenken meldet Demonstrationen an, und Honk for Hope organisiert den Bustransport für die Protestteilnehmer. Auf der Website von Honk for Hope finden die Besucher ein Buchungsfenster mit Hunderte von Ausgangspunkten für Anti-COVID-19-Demonstrationen in ganz Deutschland. Querdenken mobilisiert die Demonstranten auch über soziale Netzwerke (Soldt, 2020). Diese Aufmerksamkeit für die Logistik hat es der Querdenken-Bewegung (und verwandten Organisationen) ermöglicht, eine große Anzahl von

von Unterstützern bei Demonstrationen in vielen Städten seit August 2020.

Die erste Großkundgebung fand am 1. August statt, als etwa 20.000 Menschen an der Protest in Berlin, der gegen infektiöshemmende Gesichtsmasken und soziale Distanzierung verstößt. A Eine ähnliche Mobilisierung fand am 29. August 2020 statt, als mehrere hundert Menschen das blockierten Treppen des Reichstagsgebäudes und lösten eine breite politische Debatte aus (DW News, 2020; The Economist, 2020).

Am 7. November versammelte sich eine große Anzahl von Demonstranten zu einer Querdenken-Demonstration im Leipziger Stadtzentrum. Die Polizei sprach von 20.000 Teilnehmern; eine Forschergruppe der Universität von Leipzig schätzte eine Menschenmenge von bis zu 45.000 (Forschungsgruppe Durchgezählt, 2020). Unter tandem fanden am selben Tag zahlreiche Gegendemonstrationen in der gleichen Gegend statt. Ausschreitungen, gewalttätige Angriffe auf die Presse und die Polizei sowie ständige Verstöße gegen die Vorschriften der öffentlichen Gesundheit dauerte den ganzen Tag über an. In der Folgezeit haben die Stadt Leipzig, die Polizei und das Ministerium des Innenministeriums wurden bundesweit kritisiert (Mitteldeutscher Rundfunk, 2020; Morris und Beck, 2020).

Am 18. November kündigten Querdenken und verwandte Gruppen eine Blockade des Parlaments an um eine Abstimmung über eine Änderung des Infektionsschutzgesetzes zu verhindern. Die Spannungen gingen hoch, als Demonstranten versuchten, das Reichstagsgebäude zu erreichen, wo der Bundestag tagte, um das Gesetz zu diskutieren. Die Demonstranten, deren Zahl auf mehr als 10.000 geschätzt wurde, wurden zerstreut, aber

7

Nahezu 80 Polizisten -wurden verletzt. Am selben Tag betraten verbal aggressive Personen den Bundestag. Es wurde behauptet, sie hätten das Gebäude auf Einladung eines Politikers betreten von der populistischen, rechtsextremen Alternative für Deutschland (AfD) (Zeit Online, 2020; Pechtold et al, 2020). Spätere Demonstrationen in Frankfurt an der Oder (28. November) und Düsseldorf (Dezember 6) zogen nur etwa 1.000 bis 1.500 Demonstranten an (Berliner Zeitung, 2020; Süddeutsche Zeitung, 2020a).

Querdenken-Demonstrationen (und von verwandten Gruppen organisierte Anti-Lockdown-Proteste) haben etablierten sich als Kundgebungen, bei denen Gleichgesinnte bewusst die öffentliche Gesundheit ignorieren Maßnahmen. Wenn irgendwelche Teilnehmer mit COVID-19 infiziert sind, werden diese Demonstrationen grundiert, um zu Superspreader-Ereignissen werden. Angesichts der Fahrunterstützung durch die Buslinien ist es einfach für Demonstranten, innerhalb Deutschlands zu reisen, um an den Demonstrationen teilzunehmen, und wahrscheinlich, dass sie verbreitet werden. während oder nach der Demonstration mit dem neuartigen Coronavirus infiziert werden. Dies gilt insbesondere für Demonstrationen im November 2020, als die COVID-19-Inzidenzraten hoch waren.

3 Daten

Dieser Abschnitt gibt einen Überblick über die in der empirischen Analyse verwendeten Daten. Zusammenfassende Statistik finden Sie in Panel A der Tabelle A1 im Anhang.

3.1 COVID-19-Fälle und damit verbundene Todesfälle

Die Daten zu COVID-19-Infektionen und damit verbundenen Todesfällen werden vom RKI abgerufen. Wir verwenden die tägliche Anzahl der Infektionen und Todesfälle auf Kreisebene, die vom 01.01.2020 bis zum 23.12.2020 gemeldet wurden. Die Das RKI erhält die Anzahl der COVID-19-Fälle und die Anzahl der Todesfälle vom Gesundheitsamt der Bundesländer-, die diese Informationen wiederum von ihren lokalen Niederlassungen erhalten. Jeder Fall hat ein Meldedatum, d. h. das Datum, an dem -die lokale Gesundheitsbehörde auf den Fall aufmerksam und erfasste ihn elektronisch. Da die mediane Inkubationszeit (die Zeit, die es dauert, bevor ein Individuum Symptome von COVID-19 entwickelt) ist ve bis sechs Tage, mit einem Maximum von 14 Tagen, und die Zeit, die es braucht, um getestet zu werden und ein Testergebnis zu erhalten, kann sieben bis 20 Tage betragen bevor eine COVID-19-Infektion an ein Gesundheitsamt gemeldet wird-. COVID-19-Statistik, daher, Bei der Interpretation dieser Zahlen ist zu beachten, dass es eine erhebliche Zeitverzögerung gibt. In den meisten unserer empirischen Analysen verwenden wir die sogenannte Sieben-Tage-Inzidenzrate. Sie berichtet COVID-19-Fälle in den letzten sieben Tagen pro 100.000 Einwohner in einem Bezirk. Unter Verwendung der wöchentlichen Der COVID-19-Tarif löst gleich zwei Probleme auf einmal. Erstens mildert es die Abhängigkeit vom Tag der der Woche, da einige lokale Gesundheitsämter -am Wochenende COVID-19-Zahlen melden, während andere nicht. Zweitens macht die Normalisierung nach lokaler Bevölkerung diese Raten vergleichbar zwischen Landkreise innerhalb Deutschlands. In weiteren Analysen verwenden wir die kumulierte Anzahl der COVID-19 Fälle pro 100.000 Einwohner sowie die Sieben-Tage-Sterblichkeitsrate, die die Anzahl der COVID-19-bedingte Todesfälle in den letzten sieben Tagen pro 100.000 Einwohner.

3.2 Identifizierung von COVID-19-Leugnern

Es ist eine Herausforderung, COVID-19-Verweigerer und ihre lokale Verteilung zu identifizieren. Nur wenige Einzel-Level-Umfragen zu COVID-19 und Gesundheitsverhalten sind öffentlich verfügbar. Darüber hinaus ist die

8

Die verfügbaren Datenquellen sind vom Stichprobenumfang her klein und erlauben keine Analyse der Beziehung zwischen lokaler Heterogenität der COVID-19-Einstellungen und COVID-19-Infektionen. Anstatt sich auf Umfragedaten zu verlassen, verwenden wir regionale Proxies von COVID-19-Leugnern in unserer Hauptanalyse. Genauer gesagt, verwenden wir räumliche Informationen über die Unterstützung für politische Parteien, die die Bedrohung durch COVID-19 herunterspielen, den Anteil der gegen Masern geimpften Kinder und die Vorhandensein von Anti-COVID-19-Politik-Protestlern. Durch diese drei unterschiedlichen Proxies wollen wir erfassen verschiedene Aspekte der Population der COVID-19-Skeptiker.

3.2.1 Unterstützung für die Alternative für Deutschland

Eine Möglichkeit, sich der regionalen Verteilung der COVID-19-Leugner anzunähern, ist die Betrachtung der Wahlbeteiligung Unterstützung von Parteien, die Annahmen und Spekulationen über COVID-19 propagieren, ähnlich wie die von COVID-19-Leugnern gehalten werden. Wir konzentrieren uns auf die AfD als die größte politische Partei, gemessen an der bei früheren Wahlen abgegebenen Stimmen, was die Bedenken der COVID-19-Leugner bestätigt. AfD Politiker haben sich zunehmend als Sprachrohr der Roman-Coronavirus-Skeptiker betätigt, regelmäßig Verharmlosung der Risiken von COVID-19. Laut Roose (2020) sind zwei Drittel der AfD-Anhänger zustimmen oder denken, dass es sehr wahrscheinlich ist, dass das Coronavirus ein Vorwand ist, um die

Menschen. Auch AfD-Politiker haben an Anti-Einsperrungs-Demonstrationen teilgenommen oder diese unterstützt (Süddeutsche Zeitung, 2020b).

Tatsächlich kann die frühere Wahlunterstützung für die AfD mit der gegenwärtigen politischen Entwicklung korrelieren. Präferenzen der COVID-19-Leugner. Laut einer Umfrage unter COVID-19-Demonstranten ist die AfD bei der nächsten Wahl den höchsten Stimmenanteil in dieser Gruppe erhalten würde (Nachtwey et al, 2020). Um die regionale Heterogenität der COVID-19-Leugner zu quantifizieren, verwenden wir die AfD-Wahl Anteile aus der Wahl des Europäischen Parlaments im Jahr 2019.² Diese Stimmenanteile sollen die die politische Dimension der COVID-19-Verweigerung und damit das regionale Bevölkerungspotenzial von diese Gruppe.

3.2.2 Regionale Masern-Impfraten

Als zweiter Proxy für die Skepsis gegenüber der Existenz von COVID-19 und damit verbundenen politischen Maßnahmen, betrachten wir die Masern-Impfraten auf Kreisebene. Neben den Stimmenanteilen der AfD werden auch die Masern Impfquoten für Kinder sollten die allgemeinen Bedenken der öffentlichen Gesundheit von COVID-19 erfassen Leugner. In der Tat sind die Teilnehmer an Anti-Lockdown-Protesten sehr skeptisch gegenüber Impfungen. Laut Nachtwey et al. (2020) würden sich etwa 84 Prozent weigern, sich impfen zu lassen gegen COVID-19.

Die Daten zu den Masern-Impfraten stammen aus der KV-Impfsurveillance, die von vacmap (siehe Rieck et al., 2018, für weitere Informationen). Sie basiert auf den Abrechnungen der Ärzte an die Kassenärztliche Vereinigung und umfasst alle verabreichten Impfungen in der gesetzlichen Krankenversicherung. Wir nutzen Informationen über den Anteil der Kinder, die erhielten ihre erste Masernimpfung im Alter von 15 Monaten. Alle Bundesländer empfehlen, dass Kinder erhalten in diesem Alter ihre erste Impfung gegen Masern. Die Daten beziehen sich auf die Kohorte geboren im Jahr 2014.

²Die Ergebnisse ändern sich nicht, wenn man die Stimmenanteile der AfD von der letzten Bundestagswahl 2017 verwendet.

9

3.2.3 Hupen für Hope Bushaltestellen

Unser innovativster Proxy für COVID-19-Leugner nutzt die regionale Verteilung von Anti COVID-19-Politik Demonstranten. Genauer gesagt, haben wir Daten über Honk for Hope-Bushaltestellen im Web gescannt, von dem aus Demonstranten eine Reise zu den großen Anti-COVID-19-Demonstrationen in Leipzig buchen konnten und Berlin.

Honk for Hope wurde im April 2020 gegründet, um sich für den staatlichen Schutz von Reisebussen einzusetzen. Unternehmen, die mit negativen wirtschaftlichen Folgen von COVID-19 konfrontiert sind. Dennoch: Honk for Hope entwickelte sich schnell zu einem Dienstleister für den Transport tausender Menschen zum groß angelegten Querdenken Demonstrationen (Machowecz, 2020; Soldt, 2020). Seit Juli hat der Busunternehmer Thomas Kaden aus Plauen in Sachsen ist eine der sichtbarsten Figuren von Honk for Hope gewesen. Zeitungen berichten, dass er die Buchungen von Tausenden von COVID-19-Demonstrationsreisenden koordiniert durch Hunderte von Busunternehmern. Die Website von Kaden-Reisen / Honk for Hope umfasst ein Buchungstool, mit dem Reisende unter mehr als 200 Abfahrtsorten in Deutschland wählen können.

Wie viele Busse und Fahrgäste genau an einem Demonstrationswochenende durch Deutschland fahren ist nicht bekannt, aber bei der Demonstration in Leipzig am 7. November wurden Hunderte von Bussen gesehen (Machowecz, 2020; Soldt, 2020).

Die Daten zu möglichen Abfahrtsorten haben wir von der Website von Honk for Hope abgerufen / Kaden-Reisen. Wir haben die buchbaren Ausgangspunkte zu zwei Demonstrationen in Leipzig und Berlin, die von Honk for Hope im Dezember 2020 und Januar 2021 angeboten werden.³ Die Liste der möglichen Abfahrten ist sehr beständig über die Zeit, aber Honk for Hope bietet weniger Haltestellen sehr in der Nähe des jeweiligen Ziels. Daher sollte die Kombination der beiden Listen der Abfahrten repräsentieren das landesweite Netzwerk von Honk for Hope Bushaltestellen.⁴

Honk for Hope bietet Bushaltestellen in den meisten Großstädten an, was darauf hindeutet, dass es bei zumindest teilweise, eines allgemeinen Netzes von Busunternehmen. Wenn man jedoch die regionale Verteilung der Honk for Hope Bushaltestellen mit denen von FlixBus, einem großen Busunternehmen in Europa mit signifikanter Reichweite in Deutschland, wird deutlich, dass Honk for Hope konzentriert ist in bestimmten Regionen in Deutschland. Noch deutlicher wird dies bei der Betrachtung seiner Haltestellen in kleinen und mittleren Städten.

Abbildung 3 zeigt die Verteilung der Honk for Hope Bushaltestellen und FlixBus-Haltestellen in Städten in allgemein (obere Reihe), sowie in Städten mit weniger als 50.000 Einwohnern (mittlere Reihe) und solchen mit 20.000 oder weniger Einwohner (untere Reihe). Insgesamt haben etwa 54 Prozent aller deutschen Landkreise eine Honk for Hope Bushaltestelle (dunkelgrau). 26 Prozent der Bezirke haben eine Bushaltestelle in einer Stadt mit weniger als 50.000 Einwohnern. Etwa 10 Prozent der deutschen Landkreise haben eine Bushaltestelle in eine Stadt mit weniger als 20.000 Einwohnern. Es ist wahrscheinlich, dass der Honk for Hope auch in kleineren Städte existieren vor allem, um die hohe Nachfrage nach Transportmöglichkeiten zu COVID-19-Demonstrationen zu befriedigen. Folglich argumentieren wir, dass Bezirke mit Honk for Hope Bushaltestellen in kleinen Städten Bezirke sind mit einer besonders hohen Konzentration von COVID-19-Leugnern.

Die Verwendung von "Honk for Hope"-Bushaltestellen als Proxy für COVID-19-Leugner hat den Vorteil, dass diese Maßnahme steht in direktem Zusammenhang mit der Einstellung zu COVID-19, im Vergleich zur AfD-Wahl ³Zunächst haben wir die Liste der Bushaltestellen für eine Demonstration in Leipzig heruntergeladen, die am 19. Dezember (Datum des Zugriffs am 11. Dezember 2020) Zweitens haben wir die Liste der Abfahrten heruntergeladen, die einem Demonstration in Berlin am 20. März 2021 (Datum des Zugangs am 28. Januar 2020).

⁴ Wir kombinieren die möglichen Ausgangspunkte in unserer Hauptanalyse, aber als Robustheitsüberprüfung zeigen wir, dass Die Ergebnisse sind sehr ähnlich, wenn man die Liste der Abflüge nach Leipzig oder Berlin separat verwendet.

10

Anteil und Impfraten, die nur mit diesen Einstellungen korrelieren.

Abbildung 3: Verteilung der Honk for Hope- und FlixBus-Haltestellen

Anmerkungen: Die Abbildung zeigt die regionale Verteilung der Honk for Hope- und FlixBus-Haltestellen in Deutschland. Die dunkle Die schattierten Bereiche entsprechen den behandelten Bezirken gemäß den drei verwendeten Behandlungsbezeichnungen: mit einer Bushaltestelle im Allgemeinen, mit einer Bushaltestelle in Städten mit weniger als 50.000 Einwohnern, mit einer Bushaltestelle in einer Stadt mit weniger als 20.000 Einwohner.

3.3 Steuervariablen

In unserer empirischen Analyse des Einflusses von COVID-19-Leugnern auf die Verbreitung des neuartigen Coronavirus, verwenden wir mehrere Kontrollvariablen auf Kreisebene.

Erstens kontrollieren wir regionale Faktoren, die mit einem schnelleren Ausbruch von COVID-19 verbunden sind. Unter Insbesondere haben wir Daten zur Bevölkerungsdichte auf Kreisebene von der Bundesstatistik Oe-. Sie wird gemessen an der Bevölkerung pro Quadratkilometer am 31. Dezember 2019. Auf Zusätzlich verwenden wir Informationen über die Kapazitäten von Pflegeheimen pro 10.000 Einwohner und die Anzahl von Asylbewerbern pro 1.000 Einwohner, da sich COVID-19 in großflächigen Gemeinschaftsunterkünften ausbreitet Regelungen. Diese Daten werden aus der INKAR-Datenbank abgerufen und beziehen sich auf das Jahr 2017. Zweitens, wir Daten zur lokalen Arbeitslosenquote und zum Pro-Kopf-BIP verwenden, um für wirtschaftliche Dierenzen zu kontrollieren zwischen den Bezirken. Diese Zahlen stammen ebenfalls aus INKAR und beziehen sich auf das gleiche Basisjahr. Drittens, wir kontrollieren für die Wahlbeteiligung bei der Europawahl im Mai 2019, wenn wir die Stimmen der AfD analysieren Aktien. Schließlich haben wir, wie bereits erwähnt, Informationen über die Anzahl der FlixBus-Bus Haltestellen auf Landkreisebene über Web-Scraping. FlixBus ist der größte kommerzielle Fernbus Unternehmen, das in Deutschland tätig ist. Wir verwenden das Vorhandensein seiner Bushaltestellen zur exiblen Kontrolle für die Nachfrage nach Busreisen.

4 COVID-19 Leugner und die Folgen für die öffentliche Gesundheit

Um die Auswirkungen der COVID-19-Leugner auf die Verbreitung von COVID-19 zu analysieren, gehen wir in zwei Schritten vor. Zunächst untersuchen wir deskriptiv die Beziehung zwischen unseren ersten beiden Proxies von COVID-19 Leugner (der AfD-Wähleranteil und die Masern-Impfrate bei Kindern) und die Sieben-Tage-Inzidenz Rate über die Zeit. Dieser erste Schritt zeigt eine beträchtliche Korrelation zwischen den Proxies und der Verbreitung von COVID-19 während der zweiten Infektionswelle in Deutschland. In einem zweiten Schritt schätzen wir die kausale Auswirkung von Querdenken-Demonstrationen auf die Verbreitung von COVID-19 in Landkreisen mit Honk for Hope Bushaltestellen, unter Verwendung eines Ereignisstudienansatzes. Dieser zweite Schritt zeigt, dass die COVID-19-Leugner das taten, in der Tat signifikant zu den regionalen Unterschieden in den COVID-19-Infektionsraten beitragen.

4.1 Deskriptive räumliche Evidenz

Zunächst untersuchen wir deskriptiv die räumliche Beziehung zwischen der Verbreitung von COVID-19 und regional, vor dem Ausbruch der COVID-19-bedingten Proxies für das Vorhandensein von COVID-19 Leugner. Außerdem untersuchen wir seine Entwicklung über die Zeit. Dazu schätzen wir wiederholt, Regressionsmodelle des folgenden Typs für wöchentliche Daten zwischen Januar und Dezember 2020:

$$Y_c = \beta_0 + \beta_1 \text{COVID-19 Denier}_c + \beta_2 X_c + \gamma_s + \epsilon_c \quad (1)$$

Das Ergebnis Y_c ist die Sieben-Tage-Inzidenzrate. $\text{COVID-19 Leugner}_c$ ist entweder die AfD-Stimme Anteil aus der Wahl des Europäischen Parlaments im Mai 2019 oder der Anteil der Kinder, die bis zum Alter von 15 Monaten eine Masernimpfung erhalten haben. γ_s sind staatliche xed-Effekte. X_c umfasst

den vollständigen Satz von Kontrollvariablen auf Kreisebene, wie im vorherigen Abschnitt beschrieben.⁵ Dazu gehören Pflegeheimkapazitäten, der Anteil der Asylbewerber, die Bevölkerungsdichte, die Arbeitslosigkeit Rate, das BIP pro Kopf und, im Falle der AfD-Stimmenanteile als abhängige Variable, die Wahlbeteiligung.

12

Abbildung 4: AfD-Stimmenanteile / Masern-Impfraten und COVID-19-Inzidenz im Zeitverlauf

-5

0

5

10

15

20

Koeffizient: AfD-Stimmenanteil 2019

1. Januar 2020 1. März 2020 1. Mai 2020 1. Juli 2020 1. September 2020 1. November 2020 1. Januar 2021

Zeit

Koeffizient 95% Untergrenze 95% Obergrenze

(a) Stimmenanteile der AfD bei der Europawahl 2019

-4

-3

-2

-1

0

1

Koeffizient: 1. Masernimpfung (15 Monate)

1. Januar 2020 1. März 2020 1. Mai 2020 1. Juli 2020 1. September 2020 1. November 2020 1. Januar 2021

Zeit

Koeffizient 95% Untergrenze 95% Obergrenze

(b) Anteil der 15 Monate alten Kinder mit 1. Masernimpfung

Anmerkungen: Die Abbildung zeigt mehrere Schätzungen von β_1 und deren Kondenzintervall für (a) AfD-Stimmenanteile und (b) Masern-Impfung Raten, basierend auf Gleichung (1). Kontrollvariablen sind u. a. staatliche xed-Effekte, Pflegeheimkapazitäten pro 10.000 Einwohner, der Anteil der Asylbewerber, die Bevölkerungsdichte, die Arbeitslosenquote und das Pro-Kopf-BIP. Panel (a) enthält auch Wähler Wahlbeteiligung bei der Wahl des Europäischen Parlaments im Jahr 2019.

Abbildung 4 zeigt die β_1 -Koeffizienten -von Gleichung (1) für die beiden unterschiedlichen Proxies von COVID-19 Leugner über die Zeit. Die Schätzungen werden nur aus der innerstaatlichen Variation identifiziert, bedingt durch der Satz von Kontrollvariablen auf Kreisebene. Jeder Koeffizient -kann als der bedingte Korrelation zwischen unseren interessierenden Maßnahmen und COVID-19-Fällen in einer bestimmten Woche des Jahres 2020. Panel (a) dokumentiert eine starke positive Korrelation zwischen der regionalen Unterstützung für die AfD und COVID-19-Infektionsraten während der zweiten Infektionswelle in Deutschland. Ein Prozent Punkt Anstieg des AfD-Stimmenanteils entspricht einem Anstieg der Sieben-Tage-Inzidenzrate von etwa 15 am Ende des Jahres 2020. Ähnlich beschreibt Panel (b) eine negative Korrelation zwischen der Nachfrage nach Masernimpfstoffen und der Verbreitung von COVID-19. Das heißt, Gebiete mit einer eine um einen Prozentpunkt höhere Durchimpfungsrate von 15 Monate alten Kindern gegen Masern sehen, auf durchschnittlich etwa zwei Infektionen weniger pro 100.000 Einwohner über sieben Tage ab November. Obwohl diese β_1 -Koeffizienten -in der Größe kleiner sind als die AfD-Schätzungen, ist die deskriptive Evidenz aus den Impfraten stimmt genau mit dem Muster überein, das in Panel (a) von Abbildung 4 beobachtet wurde.

13

Wir finden diese Beziehung zwischen unseren Proxies der COVID-19-Leugner und den Sieben-Tage-Inzidenzrate für den Beginn der Pandemie, aber die β_1 -Koeffizienten -steigen deutlich an während der zweiten Welle und vor allem während der Sperrung im November. Dieses Ergebnis kann intuitiv sein. Angesichts der gleichmäßigeren Verteilung des Virus über Deutschland bis Ende 2020, das Differentialverhalten von COVID-19-Denierern ist wahrscheinlich eher für die Übertragung von Infektionen in der zweiten Welle als in der ersten. Dies gilt insbesondere angesichts der Tatsache, dass die Regierung Die Restriktionen wurden gelockert und das individuelle Verhalten wurde im November wichtiger als im März und April 2020.

Während die Unterstützung für die AfD und niedrigere Masern-Impfraten wahrscheinlich mit einer Missachtung der öffentlichen Gesundheitsprotokolle und -richtlinien, die die Verbreitung von COVID-19 eindämmen sollen, sie können auch mit anderen Faktoren korrelieren, die die COVID-19-Inzidenzraten beeinflussen. Beispiele könnten sein der Anteil der ausländischen Bevölkerung, die Pendlerströme oder die räumliche Entfernung zu Ländern mit hohe Inzidenzraten. Allerdings ist die Tatsache, dass diese Korrelationen sehr stark sind, auch wenn wir Die Untersuchung von staatlich bedingten Effekten und mehreren Kontrollvariablen zeigt, dass die Beziehungen zwischen

unsere Proxies für COVID-19-Leugner und die Infektionsraten sind sehr robust.

In einem nächsten Schritt analysieren wir den Einfluss von COVID-19-Leugnern auf die Ausbreitung der Krankheit in einen systematischeren Rahmen, der es unter bestimmten Annahmen erlaubt, auf Kausalität zu schließen.

4.2 Event-Studie: Anti-COVID-19-Politik-Protteste

Wir verwenden nun die Standorte der Honk for Hope Bushaltestellen, um den kausalen Effekt der Quer-Denk-Demonstrationen im November 2020 zu den COVID-19-Infektionen in den Herkunftslandkreisen der Demonstranten. Genauer gesagt, verwenden wir einen Ereignisstudienansatz und analysieren, wie die Demonstrationen in Leipzig und Berlin auf die COVID-19-Infektionsraten in den Bezirken auswirkten, die Bushaltestellen für die Fahrt zu diesen Demonstrationen.

4.2.1 Empirischer Ansatz

In den üblichen Anwendungen von Ereignisstudien gibt es ein eindeutig bezeichnetes Ereignis. Wir haben zwei auf 7. und 18. November, die möglicherweise COVID-19 verbreitet haben. Wir erwarten, dass das Querdenken demonstration in Leipzig am 7. November die markantesten Auswirkungen auf die Infektionen haben. Es war mit Abstand die größte Demonstration im November, und das Risiko von Infektionen, die von ihren Teilnehmern getragen werden, um ihren Herkunftsbezirken besonders hoch war. Außerdem berichteten die Medien über Fälle unter den Teilnehmern nach der Demonstration (z. B. Tagesspiegel, 2020). Die Kundgebung in Berlin am 18. November zog etwa 10.000 Demonstranten und hat möglicherweise auch Infektionen in den Heimatregionen der Demonstranten verbreitet. Da Infektionen im Durchschnitt etwa zehn Tage brauchen, bis sie in den Daten des RKI erscheinen, ist der November 18 ist der erste Tag, an dem Infektionen aus der Leipziger Demonstration nachgewiesen werden können. Das ist der Datum, an dem wir die Ereignisstudie zentrieren. Im Allgemeinen würden wir erwarten, dass die Infektionsraten langsam wachsen nach dem 17. November. Wir beschränken unsere Stichprobe auf Beobachtungen bis zum 23. Dezember, da COVID-19 Daten nach diesem Zeitpunkt werden aufgrund der Weihnachtsferien weniger zuverlässig. Dementsprechend können wir beobachten die Ergebnisse 35 Tage nach dem Ereignis. Wir lassen Beobachtungen vor dem 14. Oktober aus, die ist 35 Tage vor dem Ereignis.⁶

Wir führen separate Analysen für drei verschiedene Behandlungsarten durch. Genauer gesagt, behandelt Bezirke haben 1) Honk for Hope Bushaltestellen im Allgemeinen, 2) Bushaltestellen in Städten mit weniger als 6Die Ergebnisse sind nicht abhängig von der Wahl des Ereignisdatums oder des Zeitraums vor oder nach dem Ereignis.

14

50.000 Einwohnern, oder 3) Bushaltestellen in Städten mit weniger als 20.000 Einwohnern. Wie besprochen zuvor, erwarten wir, dass der kausale Effekt der November-Demonstrationen am größten ist für die letzten zwei Behandlungsbezeichnungen, da Bushaltestellen in Kleinstädten wahrscheinlich eine besonders hohe Nachfrage nach Reisen zu Querdenken-Demonstrationen. Angesichts der Treatment-Definitionen beschränken wir unsere Stichprobe auf ländliche Landkreise, da Landkreise mit nur einer Großstadt nicht entsprechend behandelt werden können zur zweiten und dritten Definition.⁷

Wir führen Varianten des folgenden Modells aus:

$$Y_{ct} = \gamma_c + \gamma_t +$$

$$-2$$

$$\times$$

$$j=-35$$

$$\pi_j D_{\text{Busc}} * D_{\{t = j\}} +$$

$$35$$

$$\times$$

$$j=0$$

$$\phi_j D_{\text{Busc}} * D_{\{t = j\}}$$

$$+$$

$$-2$$

$$\times$$

$$j=-35$$

$$\alpha_j X_c * D_{\{t = j\}} +$$

$$35$$

$$\times$$

$$j=0$$

$$\beta_j X_c * D_{\{t = j\}} + \epsilon_{ct}$$

(2)

Unser Hauptergebnis Y_{ct} ist die tägliche Sieben-Tage-Inzidenzrate. Als zusätzliches Ergebnis haben wir investigated effects on the total number of cases per 100.000 residents. γ_c und γ_t sind Landkreis und Zeit fixed-Effekte. Unsere Variablen von Interesse sind $D_{\text{Busc}} * D_{\{t = j\}}$. D_{Busc} ist eine Behandlung Indikator, der gleich eins ist, wenn ein Bezirk über Honk for Hope-Bushaltestellen verfügt, und ansonsten gleich null (entsprechend einer der drei Behandlungsbezeichnungen). Die Behandlungsvariable wird mit der Event-Studie Dummy-Variablen, die gleich eins sind, wenn eine Beobachtung j Tage vom November ist 18. π_j erfassen Trends in Y_{ct} vor der Behandlung, und ϕ_j sind Koeffizienten nach der Behandlung-. Sie identifizieren den differentiale Anstieg der täglichen Inzidenzraten nach den Demonstrationen in den Bezirken mit Honk for Hope Bushaltestellen.

X_c enthält Kontrollvariablen auf Kreisebene, die ebenfalls mit der relativen Zeit interagieren Dummy-Variablen. In unserer Basisspezifikation enthält X_c den Wert der Sieben-Tage-Inzidenz Rate am 7. November, die eine unterschiedliche Entwicklung in COVID-19-Fällen in Abhängigkeit von der Ausgangsniveau der Infektionen. In mehreren Robustheitstests erweitern wir X_c um verschiedene Kontrollvariablen

die die Infektionen in den Bezirken beeinflussen können. Standardfehler sind auf Kreisebene geclustert. Die Hauptannahme zur Identifizierung eines kausalen Effekts ist, dass die Sieben-Tage-Inzidenzraten in Bezirken mit Honk for Hope Bushaltestellen hätten sich parallel zu denen in anderen Bezirken entwickelt, wenn die COVID-19-Leugner nicht bei den Demonstrationen in Leipzig und Berlin dabei gewesen wären. Die Veranstaltung Studienansatz erlaubt es uns, diese Annahme der parallelen Trends direkt durch die Visualisierung von Vorbehandlungstrends π_j . Wir untersuchen mögliche andere Bedrohungen für die Identifizierung im Abschnitt über die Robustheit.

4.2.2 Ergebnisse der Ereignisstudie

Abbildung 5 zeigt die Ergebnisse der Ereignisstudie, die die Auswirkung der Querdenken-Demonstrationen in Leipzig und Berlin über die Verbreitung von COVID-19 in deutschen Landkreisen. Die drei Diagramme zeigen die Koeffizienten- π_j und ϕ_j aus Regressionsmodell (2) und ihre 95-Prozent-Konzentrationsintervalle für die drei Bezeichnungen für unsere Behandlung. Die entsprechenden Regressionsergebnisse sind in Tabelle A2 zu sehen im Anhang.

Für alle drei Bezeichnungen der behandelten Landkreise zeigen die Abbildungen einen sehr parallelen Trend in COVID-19 7 Eine Bilanztafel der Kovariaten und Ergebnisse findet sich in Panel B von Tabelle A1 im Anhang.

15

Infektionsraten über den gesamten Vorbehandlungszeitraum. Bedingt durch die Kontrollvariablen, Bezirke mit Honk for Hope Bushaltestellen hatten keine signifikant unterschiedlichen Wachstumsraten in COVID-19 Fällen während der zweiten Welle vor den Demonstrationen in Leipzig und Berlin. Diese parallele Entwicklung ist beobachtbar bis etwa zum 23. November. Danach gibt es einen deutlichen Bruch, und die Koeffizienten in allen drei Modellen bis zum Ende unseres Beobachtungsfensters (23. Dezember) ansteigen. Über zwei Wochen nach der Demonstration in Leipzig und eine Woche nach der Demonstration in Berlin, Landkreise, die Städte einschließen, die eine Honk for Hope-Bushaltestelle haben, erfahren höhere COVID-19 Inzidenzraten. Diese höheren Raten werden statistisch signifikant auf einem 5-Prozent-Niveau bis zum Ende von November. Am 23. Dezember werden Bezirke mit Honk for Hope-Bushaltestellen in kleinen Städten (<20.000 Einwohner) haben Sieben-Tage-Inzidenzraten, die etwa 75 Fälle pro 100.000 Einwohner höher sind als Bezirke ohne Bushaltestellen. Bei einer durchschnittlichen 7-Tage-Inzidenzrate von 284 in behandelten Bezirken, Dieser Effekt entspricht einem Anstieg der Sieben-Tage-Inzidenzrate um 35,9 Prozent im Dezember 23 $((100/(284 - 75)) * 75)$.

Das allgemeine Bild ist über die drei Bezeichnungen unserer Behandlungsgruppen hinweg ähnlich. Allerdings, Es gibt bemerkenswerte Unterschiede in der Signifikanz und der Effektgröße, die unsere Kausalinterpretation unterstützen. Insbesondere sind die Steigerungen der Inzidenzraten viel höher und signifikanter bei Landkreise mit Honk for Hope-Bushaltestellen in Kleinstädten, verglichen mit dem Effekt, wenn wir die alternative Behandlungsdinition. Tatsächlich nimmt die Größe des Effekts monoton zu, wenn die Behandlung... mentierung strenger wird. Dies deckt sich mit der Idee, dass Honk for Hope-Bushaltestellen in Kleinstädte spiegeln die Nachfrage nach Reisen zu Anti-Lockdown-Demonstrationen wider und deuten daher auf die Anwesenheit einer großen Anzahl von COVID-19-Leugnern.

In einem nächsten Schritt zeigen wir, dass die Ergebnisse zur Sieben-Tage-Inzidenz auch dann wiedergegeben werden, wenn

Analyse der Auswirkung der November-Demonstrationen auf die kumulierte Anzahl der Fälle pro 100.000 Einwohner. Abbildung 6 zeigt wieder sehr parallele Trends zwischen behandelten und nicht behandelten Landkreisen, wenn es um die Entwicklung der Gesamtfälle pro 100.000 geht. Dieser Trend divergiert für alle drei Behandlungsbezeichnungen nach dem 23. November, ebenso wie der Trend in der Sieben-Tage-Inzidenzraten. Die Koeffizienten -steigen bis zum Ende unseres Beobachtungsfensters an und werden dann signifikant dierent von Null auf dem 5-Prozent-Niveau in Abbildung 6 (b) und (c). Am 23. Dezember, Bezirke mit Honk for Hope Bushaltestellen in Kleinstädten (<20.000 Einwohner) haben 243 mehr COVID-19 Fälle pro 100.000 Einwohner als solche ohne Bushaltestelle. Der Mittelwert der Fälle ist 2001 in behandelten Bezirke am 23. Dezember, was bedeutet, dass die Demonstrationen die Gesamtzahl der der Fälle in behandelten Landkreisen um etwa 13,8 Prozent $((100/(2001 - 243)) \cdot 243)$.

16

Abbildung 5: Ergebnisse der Ereignisstudie Querdenken Demonstrationen und Sieben-Tage-Inzidenzraten

Leipzig Berlin

7. November: 18. November:

-20

0

20

40

60

Covid-19 Fälle / 100.000 über die letzten 7 Tage

14.10. 19.10. 24.10. 29.10. 03.11. 08.11. 13.11. 18.11. 23.11. 28.11. 3.12. 8.12. 13.12. 18.12. 23.12.

Zeit

(a) Behandelt: Honk for Hope hält an

Leipzig Berlin

7. November: 18. November:

-20

0
20
40
60
80

Covid-19 Fälle / 100.000 über die letzten 7 Tage

14.10. 19.10. 24.10. 29.10. 03.11. 08.11. 13.11. 18.11. 23.11. 28.11. 3.12. 8.12. 13.12. 18.12. 23.12.
Zeit

(b) Behandelt: Honk for Hope Stops (Städte kleiner als 50.000)

Leipzig Berlin

7. November: 18. November:

-50
0
50
100

Covid-19 Fälle / 100.000 über die letzten 7 Tage

14.10. 19.10. 24.10. 29.10. 03.11. 08.11. 13.11. 18.11. 23.11. 28.11. 3.12. 8.12. 13.12. 18.12. 23.12.
Zeit

(c) Behandelt: Honk for Hope Stops (Städte mit weniger als 20.000 Einwohnern)

Anmerkungen: Die Abbildungen zeigen die Koeffizienten der Ereignisstudien -und ihre 95-Prozent-Kondensationsintervalle für den Effekt des Querdenkens Demonstrationen in Leipzig und Berlin auf die Sieben-Tage-Inzidenzraten in deutschen Landkreisen. Die behandelte Gruppe sind Landkreise mit Honk for Hope Bushaltestellen im Allgemeinen, in Städten mit weniger als 50.000 Einwohnern oder in Städten mit weniger als 20.000 Einwohner. Die Stichprobe ist auf ländliche Landkreise und ein 35-Tage-Fenster um den 18. November beschränkt. Alle Modelle kontrollieren für Landkreis und Tag xed ects, sowie Interaktionen zwischen Tagen und der Inzidenzrate am 7. November.

Abbildung 6: Ergebnisse der Ereignisstudie Querdenken Demonstrationen und kumulative Anzahl von Fällen / 100,000

Leipzig Berlin

7. November: 18. November:

-50

0

50

100

150

200

Covid-19-Fälle insgesamt / 100.000

14.10. 19.10. 24.10. 29.10. 03.11. 08.11. 13.11. 18.11. 23.11. 28.11. 3.12. 8.12. 13.12. 18.12. 23.12.
Zeit

(a) Behandelt: Honk for Hope hält an

Leipzig Berlin

7. November: 18. November:

0

50

100

150

200

250

Covid-19-Fälle insgesamt / 100.000

14.10. 19.10. 24.10. 29.10. 03.11. 08.11. 13.11. 18.11. 23.11. 28.11. 3.12. 8.12. 13.12. 18.12. 23.12.
Zeit

(b) Behandelt: Honk for Hope Stops (Städte kleiner als 50.000)

Leipzig Berlin

7. November: 18. November:

0

100

200

300

400

Covid-19-Fälle insgesamt / 100.000

14.10. 19.10. 24.10. 29.10. 03.11. 08.11. 13.11. 18.11. 23.11. 28.11. 3.12. 8.12. 13.12. 18.12. 23.12.
Zeit

(c) Behandelt: Honk for Hope Stops (Städte mit weniger als 20.000 Einwohnern)

Anmerkungen: Die Abbildungen zeigen die Koeffizienten der Ereignisstudien -und ihre 95-Prozent-Kondensationsintervalle für den Effekt des Querdenkens Demonstrationen in Leipzig und Berlin auf die Gesamtzahl der COVID-19-Fälle pro 100.000 Einwohner. Die behandelte Gruppe sind Bezirke mit Honk for Hope-Bushaltestellen im Allgemeinen, in Städten mit weniger als 50.000 Einwohnern oder in Städten mit weniger als 20.000 Einwohner. Die Stichprobe ist auf ländliche Landkreise und ein 35-Tage-Fenster um den 18. November beschränkt. Alle Modelle Kontrolle für Landkreis- und tagesabhängige Effekte sowie für Wechselwirkungen zwischen Tagen und der Inzidenzrate am 7. November.

18

4.2.3 Robustheit

In diesem Unterabschnitt untersuchen wir die Robustheit unserer Ergebnisse entlang verschiedener Ränder, wobei wir uns mit mehreren Bedenken hinsichtlich der Gültigkeit unserer Kausalitätsaussagen. Da wir die größten Effekte beobachten für

Landkreise mit Honk for Hope-Bushaltestellen in Kleinstädten mit weniger als 20.000 Einwohnern, wir konzentrieren uns in unserem Abschnitt zur Robustheit auf diese Behandlungsbezeichnung und ihre Auswirkung auf die Sieben-Tage-Inzidenz Satz.8

Zunächst erweitern wir unser Basismodell (2) um mehrere Kontrollvariablen, die in Wechselwirkung mit Zeitdummies (erweitern X_c in $P_j = 2-35 \alpha_j X_c * D\{t = j\}$ und $P_j 35$

$= 0 \beta_j X_c * D\{t = j\}$). Dies erlaubt die Sieben-Tage-Inzidenzraten in Bezirken, die sich in Variablen unterscheiden, die möglicherweise mit regionaler Heterogenität in der Ausbreitung von COVID-19 verbunden sein.

In einem ersten Schritt erweitern wir X_c um eine Dummy-Variable, die angibt, ob ein Landkreis über einen FlixBus Haltestelle in einer Kleinstadt mit weniger als 20.000 Einwohnern.⁹ Die Motivation für diese Robustheit

Die Prüfung besteht darin, dass unsere Behandlungsbezeichnung die Verbundenheit der Bezirke im Allgemeinen widerspiegeln kann, unabhängig von der Verteilung der COVID-19-Gelegener. Genauer gesagt, hält der Honk for Hope Bus kann einfach der regionalen Verteilung der Busverbindungen ähneln. Wenn Bushaltestellen korrelieren mit die Zunahme der COVID-19-Infektionen, wird diese weggelassene Variable unsere Ergebnisse verzerren. Die Ergebnisse in Spalte (1) der Tabelle A3 zeigen, dass unsere Hauptergebnisse fast unverändert bleiben, wenn man Bezirke mit FlixBus-Haltestellen, die im Laufe der Zeit unterschiedliche Infektionsraten aufweisen. Wir sehen insbesondere, dass -sind die Vorbehandlungskoeffizienten- π_j nahe Null und unbedeutend, während ϕ_j nach der Behandlung wieder ansteigen.

22. November ($j = 4$) bis zum Ende unseres Beobachtungsfensters. Die Größe des Effekts nimmt ab nur geringfügig (z. B. 72,9 statt 74,8 für den 23. Dezember / $j = 35$). Abbildung A1 (a) zeigt das Ereignis untersuchen Sie die Koeffizienten- α_j und β_j für die FlixBus-Dummy-Variablen aus dieser Spezifikation. FlixBus Stopps scheinen sehr unterschiedlich mit der Entwicklung der Sieben-Tage-Inzidenzraten zusammenzuhängen als tun Honk for Hope Bushaltestellen. Diese Feststellung unterstützt das Argument, dass unsere Behandlungsbezeichnung identifiziert Regionen mit einem hohen Anteil an COVID-19-Gelegenern und nicht mehr oder weniger verbundene Regionen.

In einem zweiten Schritt erweitern wir X_c um verschiedene Steuervariablen, die darauf abzielen, sich regionalen Faktoren, die mit schnelleren Ausbrüchen von COVID-19 assoziiert sind. Insbesondere fügen wir die Bezirke der Bevölkerungsdichte, Pflegeheimkapazitäten und Anteil der Asylbewerber. Wenn Landkreise mit Honk for Hope-Bushaltestellen sind zufälligerweise Bezirke, die die Verbreitung von COVID-19 für andere Gründe, kann dies unsere Ergebnisse antreiben, obwohl die parallelen Trends in unserer Hauptspezifizierung vor den Demonstrationen machen es unwahrscheinlich. In der Tat sind die Schätzungen in Spalte (2) von Tabelle A3 zeigen unsere Hauptergebnisse als sehr robust gegenüber der Einbeziehung der 207 zusätzlichen Kontrollvariablen.

Auch hier gibt es parallele Trends vor den Demonstrationen und signifikante Anstiege von ϕ_j nach den Demonstrationen.

23. November ($j = 5$) bis zum Ende unseres Beobachtungsfensters. Die Größe des Effekts nimmt ab nur geringfügig gegenüber der vorherigen Spezifikation (z. B. 69,9 statt 72,9 für den 23. Dezember / $j = 35$).

Drittens untersuchen wir, ob die unterschiedlichen wirtschaftlichen Umstände der Landkreise einen Einfluss auf unsere Ergebnisse haben.

Dazu addieren wir die lokale Arbeitslosenquote und das Pro-Kopf-BIP zu X_c . Eine Sorge kann sein dass Bezirke mit Honk for Hope-Bushaltestellen entlang wirtschaftlicher Linien dicker sind, was einen Einfluss auf die Infektionsraten durch Unterschiede in den Wohnverhältnissen oder der Mobilität. In Spalte (3) von 8 Robustheitsüberprüfungen für die anderen Behandlungsbezeichnungen sind auf Anfrage erhältlich.

⁹Die gleichen Ergebnisse erhält man, wenn man die FlixBus-Dummy-Variable als Landkreise mit FlixBus-Haltestellen bezeichnet im Allgemeinen oder in Städten mit weniger als 50.000 Einwohnern.

In Tabelle A3 fügen wir nur die wirtschaftlichen Faktoren hinzu und lassen die Kontrollen aus dem vorherigen Abschnitt weg. In Spalte (4) fügen wir den vollständigen Satz von Kontrollvariablen in Interaktion mit Zeit-Dummy-Variablen hinzu. Die Ergebnisse sind sehr robust, wenn man berücksichtigt, dass Landkreise mit ungleicher Wirtschaftskraft dieringes Wachstum der Inzidenzraten. Die Ergebnisse sind den vorherigen Modellen sehr ähnlich, sowohl in Bezug auf die Effektgröße und die statistische Signifikanz. Auch hier gilt, dass die Effektgröße abnimmt leicht, wenn man den vollständigen Satz von Kontrollen in Spalte (4) einbezieht, verglichen mit dem vorherigen Modell in Spalte (2) der Tabelle A3 (z. B. 60,0 statt 69,9 für Dezember 23 / $j = 35$). Abbildung A1 (b) stellt die Ereignisstudienkoeffizienten -der behandelten Landkreise aus der vollständigen Spezifikation in Spalte (4) dar der Tabelle A3. Die Grafik sieht den Hauptergebnissen in Abbildung 5 recht ähnlich.

Eine weitere Sorge im Hinblick auf die kausale Interpretation unserer Ergebnisse ist, dass unsere Ergebnisse Faktoren, die für bestimmte Regionen gelten, weggelassen werden. Wenn zum Beispiel unsere Ergebnisse vollständig sind von sächsischen Landkreisen getrieben werden, können unsere Behandlungseffekte Variationen in der Nähe zur tschechischen Republik widerspiegeln. Republik, die im Oktober höhere Infektionsraten hatte. Ein Argument gegen diese Sorge ist dass wir einen Teil dieser Heterogenität in unserer Hauptspezifikation abdecken, indem wir für den Landkreis xed kontrollieren ekts und durch das Zulassen eines unterschiedlichen Wachstums der Inzidenzraten in Abhängigkeit von der anfänglichen Höhe der die Sieben-Tage-Inzidenzrate. Darüber hinaus können frühere Erweiterungen unseres Basismodells auf dieses Problem bis zu einem gewissen Grad. Um dies explizit zu testen, führen wir unser Basismodell erneut aus 16 mal und schließen sukzessive jedes Bundesland aus der Stichprobe aus. Die Ergebnisse sind aufgetragen in Abbildungen A2 und A3. Sie zeigen, dass unsere Hauptergebnisse nicht durch ein bestimmtes Bundesland erklärt werden Bundesland, z. B. Sachsen (Abbildung A2 (f)) oder Bayern (Abbildung A2 (a)), da die Ergebnisse in allen Ländern ähnlich aussehen den 16 Diagrammen. Dies ist ein Hinweis darauf, dass die Nähe zu Tschechien mit seinen hohen Infektionsraten haben unsere Ergebnisse nicht verursacht.

Als nächstes testen wir die Sensitivität unserer Hauptergebnisse in Bezug auf die Denition unseres Ergebnisses Variablen, die Sieben-Tage-Inzidenzrate. Eine erste Sorge könnte sein, dass die absoluten Differenzen zwischen Bezirke können im Laufe der Zeit mit der Zunahme der COVID-19-Infektion proportional an Bedeutung verlieren zwischen allen Bezirken. Wir gehen dieses Problem in Tabelle A4 an, indem wir unsere Hauptmodelle erneut mit transformierte Ergebnisvariablen. Konkret wird unser Ergebnis in Spalte (1) normalisiert, indem wir den Tagesmittelwert und die Varianz zu berücksichtigen: $\sqrt{Y_t - \bar{Y}_t}$

. In Spalte (2) verwenden wir den Logarithmus des Sieben-Tage-Inzidenzrate. Die Ergebnisse in Tabelle A4 sind den Hauptergebnissen qualitativ sehr ähnlich. Am wichtigsten ist, dass die Annahme eines parallelen Trends für die transformierten Ergebnisse gilt. Auch die Die Abweichungen vom parallelen Trend sind die gleichen wie bei den nicht-normierten Variablen, sowohl in in Bezug auf die Größe und Bedeutung der Koeffizienten-. Dieses Ergebnis ist auch in Abbildung A1 zu sehen (c), das die geschätzten Koeffizienten -für die normalisierte Sieben-Tage-Inzidenzrate für

Landkreise mit weniger als 20.000 Einwohnern (Koeffizienten -aus Tabelle A4, Spalte (1)).

Ein zweites Problem in dieser Hinsicht könnte sein, dass die Inzidenzrate vom Testen abhängt. Wenn das Testen Kapazitäten im Laufe der Zeit selektiv ändern, kann dies unsere Ergebnisse verzerren. Um diese Bedenken auszuräumen, haben wir Führen Sie unsere Hauptspekulation für die Sieben-Tage-Sterblichkeitsrate erneut durch, was die Anzahl der COVID-19 Todesfälle pro 100.000 Einwohner in den letzten sieben Tagen. Ein Argument für die Verwendung der Todesfallrate ist, dass sie genauer messbar ist. Die Ergebnisse in Spalte (3) von Tabelle A4 zeigen dass die Trends der COVID-19-Todesfälle vor den Demonstrationen parallel zu den Trends vor der Behandlung verlaufen Die Koeffizienten- π_j sind nahe Null und unbedeutend. Nach den Demonstrationen sind die Koeffizienten sind eher geräuschvoll geschätzt, aber ab etwa dem 8. Dezember dreht sich die Sieben-Tage-Sterblichkeitsrate

20

aufwärts. Die Verzögerung dieses Anstiegs ist zu erwarten, wenn man bedenkt, wie lange es im Durchschnitt dauert, bis höhere COVID-19-Infektionsraten, die in COVID-19-bedingten Todesfällen zu finden sind. Angesichts der eher niedrigen Anzahl der Fälle in unserer Ergebnisvariable, die Effektgröße ist klein, aber -die Koeffizienten -sind signifikant bei einem Signifikanzniveau von 10 Prozent bis zum Ende unseres Beobachtungsfensters. Landkreise mit Honk für Hope Bushaltestellen sehen 1,3 mehr Todesfälle pro 100.000 über sieben Tage vor Dezember 23 als Landkreise ohne Bushaltestellen in Kleinstädten. Tatsächlich ist dies auf eine Zunahme der Sieben-Tage-Sterblichkeitsrate von etwa 33 Prozent in behandelten Bezirken, bei einem Mittelwert der behandelten Gruppe am 23. Dezember von 6,3 ($(100/(6,3 - 1,3)) \cdot 1,3$).

Schließlich untersuchen wir, ob unsere Ergebnisse von der Liste der Honk for Hope-Haltestellen abhängen, die wir verwenden, um den Behandlungsstatus der Bezirke zu konstruieren. Wie bereits beschrieben, kombinieren wir in unserem Haupt Analyse die Ausgangspunkte, um zu zwei Demonstrationen in Berlin und Leipzig zu fahren. In Abbildung A4 präsentieren wir die Ergebnisse unserer Hauptspezifizierung für alle Honk for Hope-Haltestellen (a), die die bei Buchung einer Reise nach Leipzig (b) verfügbar sind, und die bei Buchung einer Reise nach Berlin verfügbar sind (c). Die Ergebnisse sind bei den drei Listen von Bushaltestellen sehr ähnlich, was darauf hindeutet, dass unsere Ergebnisse hängt nicht von einer Besonderheit eines der beiden Ereignisse ab.

5 Mögliche Mechanismen Beweise auf individueller Ebene

Warum ignorieren oder verleugnen manche Menschen bereitwillig die Bedrohung durch COVID-19? Unser räumlicher Nachweis zeigt, dass die Verweigerung von COVID-19 eine erhebliche Gefahr für sich selbst und für andere darstellt. Wie tun Personen Informationen erhalten, die ihre Überzeugungen über die Krankheit fördern? In diesem Abschnitt, wir verwenden wir einen der wenigen Umfragedatensätze zu COVID-19, der für diese Fragen geeignet ist. Insbesondere haben wir verwenden individuelle Befragungsdaten aus einem speziellen COVID-19-Fragebogen der GESIS-Panelstudie (GESIS-Panel-Team, 2020), und identifizieren Individuen, die nicht an die Bedrohungen glauben, die von COVID-19. Wir analysieren ihre selbstberichteten Vermeidungsstrategien, das Vertrauen in Institutionen und die Medien Verbrauch.

Die spezielle COVID-19-Befragung wird an einer Stichprobe der größeren GESIS-Panelstudie durchgeführt und umfasst 3.765 Befragte, die vom 17. bis 29. März 2020 befragt wurden. Um COVID-19-Leugner zu identifizieren, haben wir eine Reihe von Fragen verwenden, die sich auf die Wahrscheinlichkeit einer Ansteckung mit COVID-19 und die Folgen beziehen

der Krankheit.¹⁰ Die Antworten auf diese Fragen konnten auf einer siebenstufigen Likert-Skala gegeben werden, die von "Überhaupt nicht wahrscheinlich" bis "Absolut wahrscheinlich". Wir klassifizieren die Befragten als COVID-19-Leugner, wenn sie beantworten jede Frage mit Überhaupt nicht wahrscheinlich. Dies ist eine eher restriktive Bezeichnung, da Zuweisung des niedrigstmöglichen Wertes für die Wahrscheinlichkeit einer COVID-19-Infektion für sich selbst und andere signalisieren einen starken Unglauben an die Bedrohung durch die Krankheit. Fast 1 Prozent der Stichprobe ist nach dieser Bezeichnung als COVID-19-Leugner eingestuft.

Anschließend untersuchen wir, ob unsere Klassifizierung der COVID-19-Verweigerer mit einer geringeren Anzahl von Präkauti-
tionen, um die Ausbreitung des Coronavirus einzudämmen. Um dies zu tun, regressieren wir, ob ein Individuum
in unserer COVID-19-Leugner-Kategorisierung ein Verhalten zur Eindämmung der COVID-19-Infektion an den Tag legt. Ta-
ble A5 zeigt, dass COVID-19-Leugner signifikant seltener öffentliche Orte meiden, ihre
Abstand in öffentlichen Bereichen, waschen Sie sich regelmäßig die Hände, reduzieren Sie Kontakte, tragen Sie Masken und halten Sie
10Wir verwenden die Antworten auf die folgenden vier Fragen: Wie wahrscheinlich ist es Ihrer Meinung nach, dass in den nächsten zwei
Monate... (1) ...Sie sich mit dem Coronavirus infizieren? (2) ...jemand aus Ihrem engen sozialen Umfeld (Familie,
Freunde, Kollegen) sich mit dem Coronavirus ansteckt? (3) ...Sie im Falle einer Ansteckung ins Krankenhaus eingewiesen werden müssen.
mit dem Coronavirus infizieren? (4) ...Sie sich mit dem Coronavirus infizieren und es auf andere Menschen übertragen?.

21

mit Ausgangssperren. Diese Evidenz ist robust gegenüber der Kontrolle für grundlegende sozioökonomische Variablen, einschließlich
Geschlecht, Alter, Bildung, Haushaltgröße und Erwerbsstatus.

Wir untersuchen dann, warum COVID-19-Leugner ihre abweichenden Überzeugungen vertreten. Ein Grund könnte sein
der Mangel an Vertrauen in Institutionen. Tabelle A6 dokumentiert in der Tat starkes Misstrauen unter COVID-19
Leugner. Die Durchführung von Regressionen über das Vertrauen von Einzelpersonen in öffentliche Institutionen auf unsere COVID-19
Leugner-Variable zeigt, dass COVID-19-Leugner der öffentlichen Gesundheit signifikant weniger vertrauen
Institutionen, seien diese lokal, wie das örtliche Gesundheitsamt des Befragten-, oder global, wie die
Weltgesundheitsorganisation (WHO). Außerdem vertrauen COVID-19-Leugner nicht so sehr wie
andere in der Bundesregierung, die deutsche Bundeskanzlerin Angela Merkel und Wissenschaftler in
allgemein. Die Kontrolle für grundlegende sozioökonomische Indikatoren führt nicht zu einem unbedeutenden Koeffizienten
Schätzungen für die Variable COVID-19 Denier.

Tabelle A7 schließlich zeigt, wie der Medienkonsum der COVID-19-Leugner von
die der anderen Befragten. Die abhängigen Variablen sind gleich eins, wenn Individuen ihre
Informationen über COVID-19 aus dem aufgeführten Medienkanal. COVID-19-Leugner sind signifikant
wenden sich seltener an konventionelle Medienquellen, einschließlich öffentliches Fernsehen und Radio oder Zeitungen
wenn sie Informationen über das neuartige Coronavirus suchen. Andere Befragte verlassen sich stark auf
diese Medien (92,3 Prozent nutzen öffentlich-rechtliches Fernsehen und Radio, 67 Prozent Zeitungen) zeigt diese auf
sind die vertrauenswürdigsten Informationsquellen. Dennoch scheinen sich COVID-19-Leugner abgewandt zu haben
aus den Mainstream-Medien. Wir finden keinen Hinweis darauf, dass COVID-19-Leugner ihre Informationen aus
überwiegend von Social-Media-Plattformen, aber ihre Abneigung gegenüber etablierten Medien lässt vermuten
dass sie sich entweder gar nicht informieren oder Medienquellen konsumieren, die ihre
Meinungen zu COVID-19. Einzelne Beweise von COVID-19-Leugnern bestätigen, dass diese Gruppe
weniger engagiert in COVID-19-Minderungsstrategien, hat weniger Vertrauen in öffentliche Institutionen und

sich nicht auf etablierte Medienquellen verlassen, die (meist) evidenzbasiert über COVID-19 Nachrichten. Diese Ergebnisse bestätigen die Ergebnisse der räumlichen Analyse und entsprechen anekdotischen Beweise, die in Nachrichtenartikeln präsentiert werden. Unsere Ergebnisse deuten darauf hin, dass COVID-19-Leugner eine Gefahr darstellen können Bedrohung für die Gesellschaft, sowohl durch die Missachtung von Regeln der öffentlichen Gesundheit bei Großdemonstrationen als auch durch ihre Alltagsverhalten.

6 Fazit

Diese Studie untersucht, wie COVID-19-Leugner zu neuen Coronavirus-Infektionsraten beitragen. Unser Die Ergebnisse informieren die laufende Debatte über die Bedrohung der öffentlichen Gesundheit, die von Menschen ausgeht, die die Gefahren von COVID-19 und dokumentiert ihre mangelnde Bereitschaft, sich an der COVID-19-Minderung zu beteiligen Strategien. In der zweiten Infektionswelle in Deutschland, als das individuelle Verhalten eine wichtigere Rolle spielte. Ein wichtiger Faktor bei der Eindämmung der Krankheit sind Orte mit einer hohen Konzentration von COVID-19-Leugnern verzeichnete einen steileren Anstieg der COVID-19-Fälle. Darüber hinaus zeigt unsere Ereignisstudie große negative Folgen für die öffentliche Gesundheit, wenn Anti COVID-19 Demonstranten versammeln sich bei Massenkundgebungen. Unsere kausalen Schätzungen legen nahe, dass zwischen 16.000 bis 21.000 COVID-19-Infektionen hätten verhindert werden können, wenn die lokalen Behörden die Möglichkeit gehabt hätten. zwei groß angelegte Proteste gegen die COVID-19-Politik auslöste. Diese Erkenntnis unterstreicht die Gesundheitskosten von COVID-19-Leugner protestieren zu lassen, ohne dass eine (durchsetzbare) Strategie zur Eindämmung des Coronavirus vorliegt gien. Außerdem unterstreichen diese Ergebnisse den Konflikt zwischen bürgerlichen Freiheiten und öffentlicher Gesundheit, der

22

die die meisten Regierungen auf der ganzen Welt derzeit zu bewältigen haben. Da die Kosten für die öffentliche Gesundheit im Zusammenhang mit dieser Trade-o für die Politik schwer zu beurteilen sind, geben unsere Schätzungen einen gewissen Hinweis auf ihre Größe. Zusammenfassend dokumentiert unsere Studie, dass eine radikale Minderheit ein erhebliches Risiko für die Gesellschaft darstellen kann. gesamten Bevölkerung. In Anbetracht der in dieser Studie berichteten schwerwiegenden negativen Folgen für die öffentliche Gesundheit, Die politischen Entscheidungsträger täten gut daran, mehr Aufmerksamkeit auf die Ursachen von Überzeugungen und Verhalten zu richten, die sind schädlich für die Gesellschaft. Verstärkte Anstrengungen, um mehr Vertrauen in Institutionen und Politiker zu schaffen, und wissenschaftliche Erkenntnisse könnten Wege zur Überwindung solcher Spaltungen sein, die die öffentliche Gesundheit und gesellschaftlicher Zusammenhalt.

23

Bibliographie

- Allcott, H., L. Boxell, J. Conway, M. Gentzkow, M. Thaler, and D. Yang (2020). Polarisation und die öffentliche Gesundheit: Partisan differences in social distancing during the coronavirus pandemic. *Journal of Public Economics* 191, 104254.
- Alsan, M., L. Braghieri, S. Eichmeyer, M. J. Kim, S. Stantcheva, and D. Yang (2020). Zivil Freiheitsrechte in Zeiten der Krise. NBER Working Paper Series (27972).
- Barbieri, P. und B. Bonini (2020). Populismus und politischer (Irr-)Glaube wirken sich auf individuelle Adhärenz aus.

ence to lockdown during the COVID-19 pandemic in Italy. SSRN Electronic Journal (3640324).

Bargain, O. und U. Aminjonov (2020). Vertrauen und Compliance zu öffentlichen Gesundheitsmaßnahmen in Zeiten von COVID-19. *Journal of Public Economics* 192, 104316.

Barrios, J. M., E. Benmelech, Y. V. Hochberg, P. Sapienza, und L. Zingales (2021). Bürgerliches Kapital und soziale Distanzierung während der Covid-19-Pandemie. *Journal of Public Economics* 193, 104310.

Bartscher, A., S. Seitz, M. Slotwinski, N. Wehrhöfer, und S. Sieglöcher (2020). Soziales Kapital und die Ausbreitung von Covid-19: Insights from European Countries. ZEW Discussion Paper (20-023).

Berliner Zeitung (2020). Gegen Corona-Maßnahmen: Deutsch-polnische Demo an der Grenze. (<https://www.berliner-zeitung.de/news/corona-massnahmen-deutsch-polnische-demo-an-der-grenze-li.122196>, abgerufen am 18. Januar 2021).

Brodeur, A., I. Grigoryeva, und L. Kattan (2020). Stay-At-Home Orders, Social Distancing and Vertrauen. IZA Discussion Paper Series (13234).

Bundesregierung (2020). Corona-Eindämmung Diese Regeln gelten jetzt. (<https://www.bundesregierung.de/breg-de/themen/coronavirus/regelungen-ab-2-november-1806818>, abgerufen am 18. Januar 2021).

Bursztyn, L., A. Rao, C. Roth, und D. Yanagizawa-Drott (2020). Fehlinformationen während einer Pandemie. NBER Working Paper Series (27417).

Clinton, J., J. Cohen, J. Lapinski, und M. Trussler (2020). Partisan pandemic: How partisan-Schiffs- und Gesundheitsorgen beeinflussen die soziale Mobilität von Individuen während COVID-19. *Wissenschaft Advances* 7 (2), eabd7204.

Dave, D., A. Friedson, K. Matsuzawa, J. Sabia, and S. Saord (2020). Black lives matter protests, soziale Distanzierung, und COVID-19. NBER Working Paper Series (27408).

Dave, D., D. McNichols, und J. Sabia (2020). Die Ansteckungsexternalität einer superspreading Veranstaltung: Die Sturgis-Motorrad-Rallye und COVID -19. *Southern Economic Journal*.

Deutschlandfunk (2020). Corona-Demonstrationen Wer marschiert da zusammen? (https://www.deutschlandfunk.de/corona-demonstrationen-wer-marschiert-da-zusammen.2897.de.html?dram:article_id=483465, abgerufen am 18. Januar 2021).

Durante, R., L. Guiso, und G. Gulino (2021). Asoziales Kapital: Bürgerliche Kultur und soziale Distanzierung während COVID-19. *Journal of Public Economics* 194, 104342.

DW News (2020). Proteste in Deutschland: 45 Verletzte -bei Berliner Kundgebung gegen Coronavirus bremst. -(<https://www.dw.com/en/protests-in-germany-45-ocers-injured-at-berlin-rally-against-coronavirus-curbs/a-54402885>, abgerufen am 18. Januar 2021).

Forschungsgruppe Durchgezählt (2020). Wir schätzen, dass sich wenigstens 45000 Menschen bei der Querdenken Demo in Leipzig auf dem Augustusplatz und in unmittelbarer Nähe versammelt haben. (<https://twitter.com/durchgezaehlt/status/1325089227529400320>, Zugriff am 3. Februar 2021).

Gadarian, S. K., S. W. Goodman, und T. B. Pepinsky (2020). Parteilichkeit, Gesundheitsverhalten, und politische Einstellungen in der Frühphase der COVID-19-Pandemie. SSRN Electronic Journal.

GESIS-Panel-Team (2020). GESIS Panel Special Survey on the Coronavirus SARS-CoV-2 Out-Pause in Deutschland.

Grossman, G., S. Kim, J. M. Rexer, und H. Thirumurthy (2020). Politische Parteizugehörigkeit inuences Verhaltensreaktionen auf die Empfehlungen der Gouverneure zur COVID-19-Prävention in den Vereinigten Staaten. Proceedings of the National Academy of Sciences 117 (39), 2414424153.

Harris, J. (2020). Geospatial analysis of the september 2020 coronavirus outbreak at the univer-sity of wisconsin madison: Spielte ein Cluster von lokalen Bars eine entscheidende Rolle? NBER Working Papier-Serie (28132).

Hille, P. (2020). Deutschland verschärft Corona-Regeln. (<https://www.dw.com/de/deutschland-versch%C3%A4rft-corona-regeln/a-55724971>, abgerufen am 18. Januar 2021).

Machowecz, M. (2020). Wut auf Rädern. Die Zeit 47, 27.

Makridis, C. und J. T. Rothwell (2020). The real cost of political polarization: Evidence from der COVID-19-Pandemie. SSRN Electronic Journal.

Mellacher, P. (2021). Die Auswirkungen von Korona-Populismus: Empirische Evidenz aus Österreich und Theorie. Covid Economics (63), 98125.

Mitteldeutscher Rundfunk (2020). Das war der November 2020. (<https://www.mdr.de/nachrichten/chronik/jahresueckblick-november-ereignisse-nachrichten-100.html>, accessed on 18. Januar 2021).

Morris, L. und L. Beck (2020). Deutschlands Proteste gegen Coronavirus-Beschränkungen werden zu zunehmend radikal. (https://www.washingtonpost.com/world/europe/germany-coronavirus-lockdown-protests/2020/11/12/3e9879ea-2422-11eb-9c4a-0dc6242c4814_story.html, accessed am 18. Januar 2021).

Nachtwey, O., R. Schäfer, and N. Frei (2020). Politische Soziologie der Corona-Proteste. So-cArXiv.

Oltermann, P. (2020). Merkel muss Pläne zur Verschärfung der Abschottungsregeln verschieben. (<https://www.theguardian.com/world/2020/nov/16/merkel-germany-soft-covid-lockdown-chancellor-social-interaction>, abgerufen am 18. Januar 2021).

Pechtold, M., D. Friess, R. Röhrich, und S. Krieger (2020). Corona-Demo in Berlin: Polizei ermittelt gegen AfD-Abgeordnete. (<https://www.fr.de/politik/corona-demo-berlin-karsten-hilse-afd-abgeordneter-ermittelungen-zr-90103934.html>, abgerufen am 18. Januar 2021).

Rieck, T., M. Feig, A. Siedler, und O. Wichmann (2018). Aktuelles aus der KV-Impfsurveillance: Impfquoten ausgewählter Schutzimpfungen in Deutschland. *Epidemiologisches Bulletin* (1), 114.

Robert Koch Institut (2020a). COVID-19 Situationsbericht 02/11/2020. (https://www.rki.de/DE/Content/InfAZ/N/Neuartiges_Coronavirus/Situationsberichte/2020-11-02-de.pdf?__blob=publicationFile, abgerufen am 18. Januar 2021).

Robert Koch Institut (2020b). COVID-19 Situationsbericht 06/08/2020. (https://www.rki.de/DE/Content/InfAZ/N/Neuartiges_Coronavirus/Situationsberichte/2020-08-08-de.pdf?__blob=publicationFile, abgerufen am 18. Januar 2021).

Robert Koch Institut (2020c). COVID-19 Situationsbericht 22/03/2020. (https://www.rki.de/DE/Content/InfAZ/N/Neuartiges_Coronavirus/Situationsberichte/2020-03-22-de.pdf?__blob=publicationFile, abgerufen am 18. Januar 2021).

Robert Koch Institut (2020d). COVID-19 Situationsbericht 23/07/2020. (https://www.rki.de/DE/Content/InfAZ/N/Neuartiges_Coronavirus/Situationsberichte/2020-07-23-de.pdf?__blob=publicationFile, abgerufen am 18. Januar 2021).

Roose, J. (2020). Verschwörung in der Krise: Repräsentative Umfragen zum Glauben an Verschwörungstheorien vor und in der Corona-Krise. Konrad-Adenauer-Stiftung.

Süddeutsche Zeitung (2020a). Hunderte gehen gegen Querdenken-Demo auf die Straße. (<https://www.sueddeutsche.de/politik/demonstrationen-duesseldorf-hunderte-gehen-gegen-querdenken-demo-auf-die-strasse-dpa.urn-newsml-dpa-com-20090101-201206-99-592039>, Zugriff am 18. Januar 2021).

Süddeutsche Zeitung (2020b). Ist die AfD mittendrin oder nur dabei? (<https://www.sueddeutsche.de/muenchen/freising/freising-querdenker-telegram-afd-politiker-1.5145111>, abgerufen am 3. Februar 2021).

Simonov, A., S. Sacher, J.-P. Dube, and S. Biswas (2020). The Persuasive Effect of Fox News: Non-Compliance mit sozialer Distanzierung während der COVID-19-Pandemie. *Becker Friedman Institute for Research In Economics Working Papers* (2020-67).

Soldt, R. (2020). Die Organisationsstruktur hinter den Hygiene-Demos. (<https://www.faz.net/aktuell/politik/inland/berlin-die-organisationsstruktur-hinter-den-corona-demos-16888674.html>, abgerufen am 18. Januar 2021).

Tagesspiegel (2020). Organisator von Querdenker-Protesten an Corona erkrankt. (<https://www.tagesspiegel.de/politik/nach-demo-in-leipzig-am-7-november-organisator-von-querdenker-protesten-an-corona-erkrankt/26712108.html>, abgerufen am 2. Februar 2021).

26

The Economist (2020). Anti-Lockdown-Proteste wurden von Verschwörungs-Theoretikern gekapert. (<https://www.economist.com/international/2020/09/06/anti-lockdown-protests-have-been-hijacked-by-conspiracy-theorists>, abgerufen am 18. Januar 2021).

YouGov Cambridge (2020). Globalism 2020 Guardian Conspiracy Theories. <https://docs.cdn.yougov.com/msvke1lg9d/Globalism2020>

Zeit Online (2020). Gegner von Corona-Politik bedrängen Abgeordnete im Parlamentsgebäude. (<https://www.zeit.de/politik/deutschland/2020-11/bevoelkerungsschutzgesetz-berlin-corona-proteste-abstimmung-corona-politik-regierungsviertel-infektionsschutzgesetz>, accessed am 18. Januar 2021).

27

A Zusätzliches Material

Tabelle A1: Zusammenfassende Statistiken und Behandlungsbilanzierung

Panel A: Zusammenfassende Statistiken	Mittelwert	Median	SD	Min	Max	Bezirke
7-Tage-Inzidenzrate am 1. November 2020	119,57	115,58	58,27	14,98	334,81	401
7-Tage-Inzidenzrate am 1. Dezember 2020	141,57	131,91	77,04	8,45	499,97	401
7-Tage-Todesfallrate am 1. November 2020	1,58	1,10	1,84	0,00	13,06	401
7-Tage-Todesfallrate am 1. Dezember 2020	3,88	2,74	4,91	0,00	56,12	401
Bezirke mit Honk for Hope Bushaltestellen	0,54	1,00	0,50	0,00	1,00	401
in Städten unter 50.000 Einwohnern	0,26	0,00	0,44	0,00	1,00	401
in Städten unter 20.000 Einwohnern	0,10	0,00	0,31	0,00	1,00	401
Landkreise mit FlixBus-Haltestellen	0,56	1,00	0,50	0,00	1,00	401
in Städten unter 50.000 Einwohnern	0,31	0,00	0,46	0,00	1,00	401
in Städten unter 20.000 Einwohnern	0,17	0,00	0,37	0,00	1,00	401
Masern-Impfrate im Alter von 15 Monaten	88,95	90,30	4,92	72,40	97,50	401

Stimmenanteil der AfD bei der EU-Parlamentswahl 2019 11,47 9,56 5,53 3,99 32,21 401
 Wahlbeteiligung bei der EU-Parlamentswahl 2019 60,59 60,62 4,82 47,62 74,38 401
 Bevölkerungsdichte 536,86 201,00 709,70 36,00 4777,00 401
 Arbeitslosenquote 5,36 5,00 2,41 1,50 14,00 401
 BIP pro Kopf in EUR 1.000 37,09 33,10 16,05 16,40 172,40 401
 Pflegeheimkapazität pro 10.000 Bewohner 113,19 108,50 28,86 51,40 235,80 401
 Asylbewerber pro 1.000 Einwohner 5,39 5,10 2,57 0,00 31,90 401

Gesamt Städte<50.000 Städte<20.000

Panel B: Treatment Balancing Di. p-Wert Di. p-Wert Di. p-Wert

7-Tage-Inzidenzrate am 1. November 2020 -4,83 0,46 4,22 0,65 -14,72 0,03**
 7-Tage-Inzidenzrate am 1. Dezember 2020 6,33 0,48 38,47 0,00*** 6,64 0,49
 7-Tage-Todesfallrate am 1. November 2020 0,10 0,65 0,96 0,00*** 0,04 0,86
 7-Tage-Todesfallrate am 1. Dezember 2020 0,00 1,00 1,91 0,01** 0,20 0,73
 Masern-Impfrate im Alter von 15 Monaten -0,63 0,30 -0,97 0,26 -0,71 0,27
 Stimmenanteil der AfD bei der EU-Parlamentswahl 2019 2,80 0,00*** 4,11 0,00*** 3,72 0,00***
 Wahlbeteiligung bei der EU-Parlamentswahl 2019 -1,83 0,00*** -1,76 0,02** -1,79 0,00***
 Bevölkerungsdichte -31,36 0,16 -109,53 0,00*** -86,40 0,00***
 Arbeitslosenquote 1,20 0,00*** 0,47 0,16 1,06 0,00***
 BIP pro Kopf in EUR 1.000 1,10 0,28 -0,49 0,74 -0,40 0,71
 Pflegeheimkapazität pro 10.000 Einwohner 9,28 0,01*** 5,80 0,22 9,46 0,01***
 Asylbewerber pro 1.000 Einwohner 0,39 0,08* 0,26 0,41 0,19 0,41

Anmerkungen: Panel A berichtet zusammenfassende Statistiken zu den wichtigsten Ergebnis-, Behandlungs- und Kontrollvariablen für alle 401 Landkreise in Deutschland. viele. Panel B zeigt Niveauunterschiede in den Mittelwerten der Ergebnis- und Kontrollvariablen zwischen Landkreisen, die mindestens einen Hupen für die Bushaltestelle Hope und solche, die dies nicht tun, für unsere Schätzungsstichprobe der ländlichen Bezirke. Statistische Signifikanz im Mittelwert dierung ist durch Sternchen gekennzeichnet nach: * p < 0,10, ** p < 0,05, *** p < 0,01.

28

Tabelle A2: Ergebnisse der Ereignisstudie: Sieben-Tage-Inzidenzrate

Abhängige Variable: Sieben-Tage-Inzidenzrate
 Bushaltestellen (alle) Bushaltestellen
 (<50,0000)

Bushaltestellen
 (<20,0000)
 (1) (2) (3)

D{Busc = 1} * D{j = -35} 1.817 0.405 -1.403
 (5.276) (5.536) (8.239)

D{Busc = 1} * D{j = -34} 1.580 0.135 -2.542
(5.383) (5.635) (8.395)
D{Busc = 1} * D{j = -33} 0.764 -0.257 -2.630
(5.469) (5.763) (8.505)
D{Busc = 1} * D{j = -32} -0,004 -0,287 -1,663
(5.553) (5.911) (8.797)
D{Busc = 1} * D{j = -31} 0.121 0.110 -0.832
(5.627) (5.968) (8.867)
D{Busc = 1} * D{j = -30} 0.567 0.395 -0.084
(5.651) (6.002) (8.860)
D{Busc = 1} * D{j = -29} 0.178 -0.167 0.217
(5.736) (6.026) (9.007)
D{Busc = 1} * D{j = -28} 0.808 0.756 1.844
(5.760) (6.001) (8.863)
D{Busc = 1} * D{j = -27} 0.080 -0.718 3.212
(5.785) (6.103) (9.031)
D{Busc = 1} * D{j = -26} 0.581 -0.936 4.191
(5.789) (6.055) (8.828)
D{Busc = 1} * D{j = -25} 1.981 -0.986 5.559
(5.762) (5.902) (8.641)
D{Busc = 1} * D{j = -24} 1.116 -2.511 5.047
(5.926) (6.101) (9.013)
D{Busc = 1} * D{j = -23} 0.830 -3.645 3.636
(5.996) (6.155) (9.097)
D{Busc = 1} * D{j = -22} 1.632 -3.276 5.700
(6.122) (6.216) (9.216)
D{Busc = 1} * D{j = -21} 1.601 -3.972 4.140
(6.206) (6.257) (9.303)
D{Busc = 1} * D{j = -20} 3.041 -2.416 4.815
(6.185) (6.175) (9.196)
D{Busc = 1} * D{j = -19} 2.734 -2.197 3.715
(6.130) (6.151) (9.249)
D{Busc = 1} * D{j = -18} 2,520 -1,632 1,684
Fortsetzung auf der nächsten Seite

Tabelle A2 Fortsetzung von vorheriger Seite

(6.172) (6.169) (9.000)
D{Busc = 1} * D{j = -17} 0.708 -2.933 -0.360

(6.153) (6.196) (9.111)
D{Busc = 1} * D{j = -16} 0.877 -1.660 1.353
(5.984) (6.096) (8.982)
D{Busc = 1} * D{j = -15} 1.702 -0.426 -0.340
(5.690) (5.804) (8.351)
D{Busc = 1} * D{j = -14} 3.573 2.276 3.068
(5.369) (5.559) (8.309)
D{Busc = 1} * D{j = -13} 4.164 2.759 2.017
(4.929) (5.064) (7.407)
D{Busc = 1} * D{j = -12} 4.793 3.243 3.077
(4.621) (4.682) (7.187)
D{Busc = 1} * D{j = -11} 4.695 4.153 1.695
(4.471) (4.571) (6.951)
D{Busc = 1} * D{j = -10} 4.108 3.627 1.577
(4.290) (4.395) (6.595)
D{Busc = 1} * D{j = -9} 3.430 2.273 -1.181
(4.103) (4.308) (6.519)
D{Busc = 1} * D{j = -8} 4.432 2.946 1.952
(3.839) (4.061) (5.789)
D{Busc = 1} * D{j = -7} 1.411 -0.053 -0.947
(3.490) (3.747) (4.772)
D{Busc = 1} * D{j = -6} 0.855 -0.698 -1.752
(3.069) (3.344) (4.383)
D{Busc = 1} * D{j = -5} -1.448 -1.847 -1.916
(2.525) (2.759) (3.480)
D{Busc = 1} * D{j = -4} -1.395 -2.765 1.240
(2.394) (2.559) (3.429)
D{Busc = 1} * D{j = -3} -0.570 -1.525 0.341
(2.125) (2.317) (3.394)
D{Busc = 1} * D{j = -2} -1,244 -1,520 1,501
(1.399) (1.501) (1.979)
D{Busc = 1} * D{j = 0} 1.371 0.837 2.984
(1.683) (1.885) (2.770)
D{Busc = 1} * D{j = 1} 2.316 2.422 5.183
(2.380) (2.576) (3.678)
D{Busc = 1} * D{j = 2} 2.050 2.835 6.295
(2.876) (3.040) (4.392)
D{Busc = 1} * D{j = 3} 2.444 4.726 7.984
Fortsetzung auf der nächsten Seite

Tabelle A2 Fortsetzung von vorheriger Seite

(3.531) (3.849) (6.049)

$D\{\text{Busc} = 1\} * D\{j = 4\}$ 4.844 6.494 10.816*

(3.769) (4.175) (6.507)

$D\{\text{Busc} = 1\} * D\{j = 5\}$ 6.998 8.700* 14.999*

(4.387) (5.019) (8.090)

$D\{\text{Busc} = 1\} * D\{j = 6\}$ 6.323 8.679 18.829**

(4.967) (5.816) (9.561)

$D\{\text{Busc} = 1\} * D\{j = 7\}$ 7.613 10.927* 20.287*

(5.567) (6.613) (11.576)

$D\{\text{Busc} = 1\} * D\{j = 8\}$ 7.808 12.410* 24.723**

(6.016) (7.162) (11.901)

$D\{\text{Busc} = 1\} * D\{j = 9\}$ 10.709* 15.224** 28.727**

(6.062) (7.033) (11.591)

$D\{\text{Busc} = 1\} * D\{j = 10\}$ 11.277* 15.604** 29.875**

(6.187) (7.215) (11.741)

$D\{\text{Busc} = 1\} * D\{j = 11\}$ 10.302 15.595** 31.371***

(6.390) (7.395) (11.796)

$D\{\text{Busc} = 1\} * D\{j = 12\}$ 11.098* 17.304** 32.377***

(6.221) (7.086) (10.993)

$D\{\text{Busc} = 1\} * D\{j = 13\}$ 11.855* 18.459*** 34.063***

(6.317) (7.114) (10.922)

$D\{\text{Busc} = 1\} * D\{j = 14\}$ 12.922* 20.785*** 37.731***

(6.777) (7.659) (11.388)

$D\{\text{Busc} = 1\} * D\{j = 15\}$ 16.107** 24.973*** 42.070***

(7.556) (8.644) (13.415)

$D\{\text{Busc} = 1\} * D\{j = 16\}$ 19.890** 29.445*** 44.053***

(8.049) (9.203) (14.255)

$D\{\text{Busc} = 1\} * D\{j = 17\}$ 19.752** 29.058*** 44.020***

(8.285) (9.345) (14.181)

$D\{\text{Busc} = 1\} * D\{j = 18\}$ 20.471** 29.780*** 43.103***

(8.426) (9.462) (14.440)

$D\{\text{Busc} = 1\} * D\{j = 19\}$ 21.572** 30.797*** 45.546***

(8.587) (9.659) (14.796)

$D\{\text{Busc} = 1\} * D\{j = 20\}$ 25.494*** 33.868*** 47.997***

(8.888) (9.991) (15.221)

$D\{\text{Busc} = 1\} * D\{j = 21\}$ 26.897*** 35.669*** 49.741***

(9.097) (10.288) (15.754)

$D\{\text{Busc} = 1\} * D\{j = 22\}$ 26.913*** 36.737*** 54.245***

(9.335) (10.622) (16.663)

D{Busc = 1} * D{j = 23} 26.449*** 38.047*** 57.151***

Fortsetzung auf der nächsten Seite

31

Tabelle A2 Fortsetzung von vorheriger Seite

(9.772) (11.178) (17.813)

D{Busc = 1} * D{j = 24} 28.436*** 41.065*** 59.008***

(10.441) (12.088) (19.281)

D{Busc = 1} * D{j = 25} 28.542*** 42.129*** 61.945***

(10.539) (12.163) (19.400)

D{Busc = 1} * D{j = 26} 28,814*** 42,533*** 61,547***

(10.968) (12.618) (19.849)

D{Busc = 1} * D{j = 27} 30.493*** 46.335*** 63.771***

(11.504) (13.411) (21.245)

D{Busc = 1} * D{j = 28} 32.150*** 48.419*** 65.911***

(12.133) (14.174) (22.324)

D{Busc = 1} * D{j = 29} 32.550*** 48.739*** 62.856***

(12.081) (14.072) (21.295)

D{Busc = 1} * D{j = 30} 34.325*** 48.398*** 63.200***

(12.320) (14.302) (21.170)

D{Busc = 1} * D{j = 31} 34.910*** 48.749*** 65.445***

(12.395) (14.384) (21.253)

D{Busc = 1} * D{j = 32} 38,713*** 51,916*** 66,896***

(12.628) (14.790) (21.801)

D{Busc = 1} * D{j = 33} 39.147*** 52.194*** 68.025***

(12.470) (14.577) (21.642)

D{Busc = 1} * D{j = 34} 39.530*** 50.721*** 71.049***

(12.832) (14.902) (21.800)

D{Busc = 1} * D{j = 35} 42.770*** 52.873*** 74.835***

(12.967) (14.923) (22.034)

Bezirk & Zeit FE Ja Ja Ja

7.11. Inzidenz * Zeit FE Ja Ja Ja

Beobachtungen 20945 20945 20945

R-Quadrat 0,706 0,711 0,711

Anmerkungen: Die Tabelle berichtet Ereignisstudien-Schätzungen über den Effekt der Querdenken-Demonstrationen in Leipzig und Berlin auf die Sieben-Tage-Inzidenzraten in deutschen Landkreisen. Die behandelte Gruppe sind Landkreise mit einer Honk für

Hope-Bushaltestellen (Spalte (1)), mit Bushaltestellen in Städten mit weniger als 50.000 Einwohnern (Spalte (2)), oder Bushaltestellen in Städten mit weniger als 20.000 Einwohnern (Spalten (3)). Die Stichprobe beschränkt sich auf ländliche Landkreise und einen 35-Tage Fenster um den 18. November. Alle Modelle kontrollieren für Bezirks- und Tages-xed-Effekte sowie für Interaktionen zwischen Tage und die Inzidenzrate am 7. November. Statistische Signifikanz: *** $p < 0,01$, ** $p < 0,05$, * $p < 0,1$.

32

Tabelle A3: Robustheit: Zusätzliche Kontrollvariablen

Abhängige Variable: Sieben-Tage-Inzidenzrate

(1) (2) (3) (4)

$D\{Busc = 1\} * D\{j = -35\}$	-5.890	-2.528	-6.839	-3.524
	(8.185)	(8.403)	(8.054)	(8.383)
$D\{Busc = 1\} * D\{j = -34\}$	-7.240	-3.865	-8.197	-4.863
	(8.415)	(8.688)	(8.316)	(8.700)
$D\{Busc = 1\} * D\{j = -33\}$	-7.413	-4.114	-8.319	-4.984
	(8.489)	(8.781)	(8.424)	(8.805)
$D\{Busc = 1\} * D\{j = -32\}$	-6.638	-3.581	-7.505	-4.371
	(8.789)	(9.076)	(8.701)	(9.080)
$D\{Busc = 1\} * D\{j = -31\}$	-6.079	-3.197	-6.990	-4.128
	(8.986)	(9.287)	(8.892)	(9.297)
$D\{Busc = 1\} * D\{j = -30\}$	-5.571	-2.663	-6.408	-3.432
	(8.994)	(9.309)	(8.904)	(9.325)
$D\{Busc = 1\} * D\{j = -29\}$	-5.388	-2.527	-6.229	-3.286
	(9.307)	(9.651)	(9.220)	(9.688)
$D\{Busc = 1\} * D\{j = -28\}$	-3.654	-0.625	-4.335	-1.284
	(9.306)	(9.685)	(9.223)	(9.724)
$D\{Busc = 1\} * D\{j = -27\}$	-2.304	1.235	-2.859	0.726
	(9.388)	(9.718)	(9.279)	(9.745)
$D\{Busc = 1\} * D\{j = -26\}$	-0.800	3.337	-1.431	2.743
	(9.281)	(9.631)	(9.157)	(9.660)
$D\{Busc = 1\} * D\{j = -25\}$	0.633	4.757	-0.070	4.128
	(9.165)	(9.593)	(9.089)	(9.631)
$D\{Busc = 1\} * D\{j = -24\}$	-0.189	4.310	-0.937	3.815
	(9.475)	(9.962)	(9.426)	(10.016)
$D\{Busc = 1\} * D\{j = -23\}$	-1.358	3.830	-1.791	3.559
	(9.556)	(9.968)	(9.455)	(10.002)
$D\{Busc = 1\} * D\{j = -22\}$	0,403	6,097	0,206	6,036
	(9.616)	(10.186)	(9.571)	(10.250)
$D\{Busc = 1\} * D\{j = -21\}$	-1.508	4.175	-1.973	3.820

(9.535) (10.090) (9.489) (10.171)
D{Busc = 1} * D{j = -20} -0.538 5.235 -1.505 4.263
(9.451) (10.053) (9.477) (10.189)
D{Busc = 1} * D{j = -19} -2.458 3.166 -3.485 1.951
(9.472) (10.023) (9.505) (10.176)
D{Busc = 1} * D{j = -18} -4,878 0,803 -5,926 -0,489
(9.146) (9.672) (9.124) (9.798)
D{Busc = 1} * D{j = -17} -7.064 -1.386 -7.854 -2.540
Fortsetzung auf der nächsten Seite

33

Tabelle A3 Fortsetzung von vorheriger Seite

(9.236) (9.723) (9.180) (9.822)
D{Busc = 1} * D{j = -16} -5.248 0.070 -6.437 -1.408
(8.985) (9.587) (9.021) (9.727)
D{Busc = 1} * D{j = -15} -6.742 -1.705 -8.391 -3.687
(8.465) (8.939) (8.406) (8.989)
D{Busc = 1} * D{j = -14} -3.261 0.397 -4.878 -1.429
(8.271) (8.677) (8.231) (8.739)
D{Busc = 1} * D{j = -13} -3.868 -0.788 -5.420 -2.691
(7.350) (7.648) (7.265) (7.663)
D{Busc = 1} * D{j = -12} -2.201 -0.423 -3.333 -1.736
(7.213) (7.513) (7.202) (7.585)
D{Busc = 1} * D{j = -11} -2,315 -1,707 -3,281 -2,699
(7.063) (7.340) (7.040) (7.384)
D{Busc = 1} * D{j = -10} -1.638 -1.708 -2.474 -2.649
(6.719) (6.949) (6.692) (7.002)
D{Busc = 1} * D{j = -9} -3.227 -2.985 -3.959 -3.920
(6.738) (6.853) (6.729) (6.969)
D{Busc = 1} * D{j = -8} 0.724 0.364 0.461 0.245
(5.853) (6.035) (5.892) (6.161)
D{Busc = 1} * D{j = -7} -1.006 -0.551 -0.778 -0.189
(5.007) (5.276) (5.014) (5.345)
D{Busc = 1} * D{j = -6} -1.732 -1.611 -0.956 -0.531
(4.602) (4.809) (4.451) (4.695)
D{Busc = 1} * D{j = -5} -1.558 -0.981 -0.610 0.354
(3.614) (3.759) (3.393) (3.581)
D{Busc = 1} * D{j = -4} 0.898 1.956 1.894 3.068
(3.608) (3.684) (3.298) (3.409)

D{Busc = 1} * D{j = -3} 0.059 1.060 0.914 1.992
(3.522) (3.585) (3.251) (3.325)
D{Busc = 1} * D{j = -2} 0,841 1,624 1,234 2,315
(2.044) (2.102) (1.948) (2.011)
D{Busc = 1} * D{j = 0} 2.200 1.569 2.471 1.923
(2.600) (2.618) (2.509) (2.528)
D{Busc = 1} * D{j = 1} 4.665 3.938 4.661 3.988
(3.596) (3.707) (3.575) (3.686)
D{Busc = 1} * D{j = 2} 5.647 4.136 5.204 3.644
(4.328) (4.509) (4.369) (4.583)
D{Busc = 1} * D{j = 3} 7.811 5.696 7.215 5.250
(6.189) (6.277) (6.209) (6.374)
D{Busc = 1} * D{j = 4} 10.922* 8.994 10.280 8.488
Fortsetzung auf der nächsten Seite

34

Tabelle A3 Fortsetzung von vorheriger Seite

(6.547) (6.680) (6.528) (6.761)
D{Busc = 1} * D{j = 5} 15.909* 12.841 15.197* 12.079
(8.295) (8.191) (8.271) (8.388)
D{Busc = 1} * D{j = 6} 19.953** 16.837* 19.400** 16.442*
(9.654) (9.517) (9.634) (9.769)
D{Busc = 1} * D{j = 7} 22.275* 19.096* 21.127* 17.960
(11.887) (11.536) (11.809) (11.835)
D{Busc = 1} * D{j = 8} 26.188** 22.189* 24.886** 20.929*
(12.339) (11.830) (12.173) (12.156)
D{Busc = 1} * D{j = 9} 30.725** 26.719** 29.453** 25.307**
(11.989) (11.639) (11.770) (11.823)
D{Busc = 1} * D{j = 10} 31.838*** 28.229** 30.409** 26.530**
(12.080) (11.798) (11.826) (11.948)
D{Busc = 1} * D{j = 11} 32.903*** 29.213** 31.311*** 27.636**
(12.160) (11.882) (11.877) (12.027)
D{Busc = 1} * D{j = 12} 33.243*** 29.371*** 31.676*** 27.765**
(11.266) (11.159) (10.907) (11.164)
D{Busc = 1} * D{j = 13} 33.738*** 30.460*** 31.785*** 28.411**
(11.126) (11.195) (10.637) (11.000)
D{Busc = 1} * D{j = 14} 37.326*** 33.861*** 35.020*** 31.344***
(11.392) (11.679) (10.739) (11.276)
D{Busc = 1} * D{j = 15} 41.748*** 38.858*** 38.782*** 35.769***

(13.434) (13.762) (12.688) (13.226)
D{Busc = 1} * D{j = 16} 43.386*** 40.994*** 39.935*** 37.554***
(14.281) (14.652) (13.496) (14.115)
D{Busc = 1} * D{j = 17} 43.106*** 40.838*** 39.813*** 37.555***
(14.192) (14.681) (13.478) (14.175)
D{Busc = 1} * D{j = 18} 42.729*** 40.565*** 39.647*** 37.460**
(14.394) (14.908) (13.816) (14.537)
D{Busc = 1} * D{j = 19} 45.150*** 43.378*** 41.606*** 39.800***
(14.544) (15.019) (13.889) (14.572)
D{Busc = 1} * D{j = 20} 47.874*** 45.989*** 44.079*** 42.025***
(15.193) (15.673) (14.598) (15.325)
D{Busc = 1} * D{j = 21} 48.647*** 46.490*** 45.021*** 42.416***
(15.914) (16.425) (15.338) (16.122)
D{Busc = 1} * D{j = 22} 52.904*** 51.451*** 48.893*** 47.017***
(16.621) (17.115) (15.928) (16.700)
D{Busc = 1} * D{j = 23} 55.845*** 53.469*** 51.493*** 48.537***
(17.691) (18.054) (16.818) (17.472)
D{Busc = 1} * D{j = 24} 57.128*** 54.890*** 51.775*** 48.956***
Fortsetzung auf der nächsten Seite

35

Tabelle A3 Fortsetzung von vorheriger Seite

(19.072) (19.418) (18.018) (18.707)
D{Busc = 1} * D{j = 25} 59.699*** 57.193*** 54.301*** 51.166***
(19.338) (19.715) (18.154) (18.866)
D{Busc = 1} * D{j = 26} 58.533*** 55.958*** 52.906*** 49.694**
(19.966) (20.442) (18.712) (19.509)
D{Busc = 1} * D{j = 27} 59.914*** 57.249*** 53.876*** 50.149**
(21.170) (21.610) (19.810) (20.478)
D{Busc = 1} * D{j = 28} 61.976*** 58.664*** 54.880*** 50.652**
(22.112) (22.420) (20.390) (20.981)
D{Busc = 1} * D{j = 29} 59.369*** 54.734** 52.790*** 46.806**
(21.493) (21.877) (20.031) (20.668)
D{Busc = 1} * D{j = 30} 58.749*** 54.948** 51.942** 46.474**
(21.541) (21.951) (20.158) (20.797)
D{Busc = 1} * D{j = 31} 61.515*** 56.987*** 55.057*** 48.720**
(21.559) (21.939) (20.139) (20.760)
D{Busc = 1} * D{j = 32} 63.299*** 58.609*** 56.519*** 49.698**
(21.964) (22.439) (20.538) (21.251)

$D\{Busc = 1\} * D\{j = 33\}$ 65.287*** 61.449*** 58.284*** 51.764**
 (22.034) (22.432) (20.595) (21.199)
 $D\{Busc = 1\} * D\{j = 34\}$ 68.657*** 64.977*** 61.172*** 55.038**
 (22.263) (22.777) (20.899) (21.771)
 $D\{Busc = 1\} * D\{j = 35\}$ 72.871*** 69.886*** 65.354*** 59.996***
 (22.346) (22.856) (21.194) (21.957)

Bezirk & Zeit FE Ja Ja Ja Ja Ja

7.11. Inzidenz * Zeit FE Ja Ja Ja Ja

FlixBus Haltestelle * Zeit FE Ja Ja Ja Ja

Covid-Risikokontrollen * Zeit FE Nein Ja Nein Ja

Wirtschaftliche Steuerungen * Zeit FE Nein Nein Ja Ja

Beobachtungen 20945 20945 20945 20945 20945

R-Quadrat 0,713 0,719 0,722 0,729

Anmerkungen: Die Tabelle gibt Ereignisstudien-schätzungen zum Einfluss der Querdenken-Demonstrationen in Leipzig und Berlin auf die sieben Tage Inzidenzraten in deutschen Landkreisen. Die behandelte Gruppe sind Landkreise mit Honk for Hope Bushaltestellen in Städten mit weniger als 20.000 Einwohner. Die Stichprobe ist auf ländliche Landkreise und ein 35-Tage-Fenster um den 18. November beschränkt. Alle Modelle kontrollieren für Bezirks- und Tages-xed-Effekte sowie für Interaktionen zwischen den Tagen und der Inzidenzrate im November 7. Spalte (1) fügt Wechselwirkungen zwischen FlixBus-Haltestellen und zeitabhängigen Effekten hinzu. Spalte (2) fügt Wechselwirkungen zwischen Tagen und der Bevölkerungsdichte eines Landkreises, den Pflegeheimkapazitäten pro 10.000 Einwohner und der Quote der Asylbewerber. Spalte (3) fügt Interaktionen zwischen den Tagen und der Arbeitslosenquote sowie dem Pro-Kopf-BIP hinzu. Spalte (4) kontrolliert für alle Kontroll Variablen. Standardfehler in Klammern sind nach Landkreisen geclustert. Statistische Signifikanz: *** $p < 0,01$, ** $p < 0,05$, * $p < 0,1$.

36

Tabelle A4: Ergebnisse der Ereignisstudie: Alternative Ergebnisse

Norm.

Inzidenz Log Inzidenz

Sieben-Tage-

Todesfall

(1) (2) (3)

$D\{Busc = 1\} * D\{j = -35\}$ -0,160 -0,113 0,134
 (0.124) (0.205) (0.446)
 $D\{Busc = 1\} * D\{j = -34\}$ -0.137 -0.149 0.094
 (0.126) (0.196) (0.445)
 $D\{Busc = 1\} * D\{j = -33\}$ -0.106 -0.140 0.085

(0.117) (0.195) (0.443)
D{Busc = 1} * D{j = -32} -0,063 -0,094 0,037
(0.114) (0.200) (0.451)
D{Busc = 1} * D{j = -31} -0,043 -0,060 -0,022
(0.119) (0.197) (0.455)
D{Busc = 1} * D{j = -30} -0.007 -0.033 0.105
(0.111) (0.195) (0.462)
D{Busc = 1} * D{j = -29} 0.008 -0.019 0.044
(0.112) (0.190) (0.466)
D{Busc = 1} * D{j = -28} 0.072 0.031 0.173
(0.101) (0.182) (0.474)
D{Busc = 1} * D{j = -27} 0.093 0.070 0.182
(0.093) (0.183) (0.491)
D{Busc = 1} * D{j = -26} 0.103 0.094 0.332
(0.085) (0.174) (0.514)
D{Busc = 1} * D{j = -25} 0.128* 0.126 0.407
(0.076) (0.165) (0.512)
D{Busc = 1} * D{j = -24} 0.124 0.107 0.430
(0.080) (0.169) (0.500)
D{Busc = 1} * D{j = -23} 0.107 0.071 0.356
(0.078) (0.167) (0.506)
D{Busc = 1} * D{j = -22} 0,128 0,114 0,460
(0.079) (0.166) (0.482)
D{Busc = 1} * D{j = -21} 0.092 0.077 0.450
(0.076) (0.164) (0.507)
D{Busc = 1} * D{j = -20} 0.092 0.089 0.510
(0.073) (0.159) (0.498)
D{Busc = 1} * D{j = -19} 0.084 0.066 0.557
(0.074) (0.158) (0.471)
D{Busc = 1} * D{j = -18} 0.065 0.027 0.651
(0.074) (0.151) (0.455)
Fortsetzung auf der nächsten Seite

37

Tabelle A4 Fortsetzung von vorheriger Seite

D{Busc = 1} * D{j = -17} 0.036 -0.010 0.673
(0.075) (0.152) (0.482)
D{Busc = 1} * D{j = -16} 0.033 0.021 0.687
(0.075) (0.149) (0.498)

$D\{\text{Busc} = 1\} * D\{j = -15\}$ 0.019 -0.008 0.556
 (0.069) (0.136) (0.521)
 $D\{\text{Busc} = 1\} * D\{j = -14\}$ 0.046 0.051 0.485
 (0.067) (0.135) (0.524)
 $D\{\text{Busc} = 1\} * D\{j = -13\}$ 0.037 0.032 0.392
 (0.059) (0.119) (0.483)
 $D\{\text{Busc} = 1\} * D\{j = -12\}$ 0.036 0.050 0.230
 (0.060) (0.115) (0.475)
 $D\{\text{Busc} = 1\} * D\{j = -11\}$ 0,027 0,027 0,016
 (0.057) (0.111) (0.463)
 $D\{\text{Busc} = 1\} * D\{j = -10\}$ 0.029 0.025 0.052
 (0.053) (0.105) (0.454)
 $D\{\text{Busc} = 1\} * D\{j = -9\}$ 0.019 -0.020 0.000
 (0.051) (0.104) (0.430)
 $D\{\text{Busc} = 1\} * D\{j = -8\}$ 0.041 0.031 0.303
 (0.043) (0.092) (0.477)
 $D\{\text{Busc} = 1\} * D\{j = -7\}$ 0.002 -0.015 0.358
 (0.038) (0.076) (0.409)
 $D\{\text{Busc} = 1\} * D\{j = -6\}$ 0.005 -0.028 0.319
 (0.037) (0.070) (0.375)
 $D\{\text{Busc} = 1\} * D\{j = -5\}$ -0.002 -0.030 0.302
 (0.028) (0.055) (0.361)
 $D\{\text{Busc} = 1\} * D\{j = -4\}$ 0.017 0.020 0.251
 (0.027) (0.054) (0.305)
 $D\{\text{Busc} = 1\} * D\{j = -3\}$ 0.010 0.006 -0.033
 (0.025) (0.054) (0.282)
 $D\{\text{Busc} = 1\} * D\{j = -2\}$ 0,019 0,024 0,114
 (0.014) (0.031) (0.220)
 $D\{\text{Busc} = 1\} * D\{j = 0\}$ 0,033* 0,047 0,254
 (0.018) (0.044) (0.322)
 $D\{\text{Busc} = 1\} * D\{j = 1\}$ 0,044* 0,082 0,569
 (0.024) (0.058) (0.494)
 $D\{\text{Busc} = 1\} * D\{j = 2\}$ 0,044 0,099 0,490
 (0.029) (0.068) (0.519)
 $D\{\text{Busc} = 1\} * D\{j = 3\}$ 0,047 0,122 0,834
 (0.038) (0.091) (0.544)

Fortsetzung auf der nächsten Seite

D{Busc = 1} * D{j = 4} 0,067 0,164* 0,977*
(0.041) (0.098) (0.533)
D{Busc = 1} * D{j = 5} 0,084* 0,222* 0,736
(0.046) (0.118) (0.551)
D{Busc = 1} * D{j = 6} 0,101* 0,275** 0,595
(0.058) (0.138) (0.597)
D{Busc = 1} * D{j = 7} 0,083 0,287* 0,349
(0.067) (0.160) (0.650)
D{Busc = 1} * D{j = 8} 0,106 0,338** 0,311
(0.065) (0.158) (0.610)
D{Busc = 1} * D{j = 9} 0,145** 0,385** 0,794
(0.067) (0.150) (0.643)
D{Busc = 1} * D{j = 10} 0,143** 0,398*** 1,015
(0.069) (0.151) (0.664)
D{Busc = 1} * D{j = 11} 0,149** 0,412*** 1,194
(0.070) (0.149) (0.724)
D{Busc = 1} * D{j = 12} 0,165** 0,431*** 1,461*
(0.067) (0.140) (0.767)
D{Busc = 1} * D{j = 13} 0,181*** 0,451*** 1,489**
(0.066) (0.138) (0.727)
D{Busc = 1} * D{j = 14} 0,221*** 0,480*** 1,354*
(0.067) (0.137) (0.735)
D{Busc = 1} * D{j = 15} 0,234*** 0,509*** 1,290
(0.076) (0.154) (0.806)
D{Busc = 1} * D{j = 16} 0,237*** 0,519*** 0,975
(0.080) (0.160) (0.780)
D{Busc = 1} * D{j = 17} 0,256*** 0,510*** 0,613
(0.079) (0.157) (0.688)
D{Busc = 1} * D{j = 18} 0,252*** 0,492*** 0,391
(0.079) (0.157) (0.672)
D{Busc = 1} * D{j = 19} 0,257*** 0,515*** 0,394
(0.079) (0.159) (0.688)
D{Busc = 1} * D{j = 20} 0,267*** 0,530*** 0,897
(0.078) (0.159) (0.688)
D{Busc = 1} * D{j = 21} 0,273*** 0,537*** 0,904
(0.075) (0.160) (0.731)
D{Busc = 1} * D{j = 22} 0,281*** 0,575*** 0,927
(0.075) (0.167) (0.720)
D{Busc = 1} * D{j = 23} 0,273*** 0,587*** 1,090
(0.078) (0.174) (0.763)

Fortsetzung auf der nächsten Seite

Tabelle A4 Fortsetzung von vorheriger Seite

D{Busc = 1} * D{j = 24}	0.263***	0.578***	1.320
(0.080) (0.179) (0.806)			
D{Busc = 1} * D{j = 25}	0.270***	0.601***	1.652**
(0.079) (0.178) (0.830)			
D{Busc = 1} * D{j = 26}	0.268***	0.580***	1.939**
(0.078) (0.176) (0.873)			
D{Busc = 1} * D{j = 27}	0.259***	0.586***	1.649*
(0.083) (0.185) (0.859)			
D{Busc = 1} * D{j = 28}	0.252***	0.588***	1.822**
(0.087) (0.189) (0.894)			
D{Busc = 1} * D{j = 29}	0.252***	0.568***	1.941**
(0.086) (0.183) (0.868)			
D{Busc = 1} * D{j = 30}	0.260***	0.569***	2.075**
(0.084) (0.181) (0.857)			
D{Busc = 1} * D{j = 31}	0.270***	0.589***	1.682**
(0.083) (0.181) (0.851)			
D{Busc = 1} * D{j = 32}	0,276***	0,598***	1,509*
(0.086) (0.186) (0.884)			
D{Busc = 1} * D{j = 33}	0.277***	0.617***	1.320*
(0.085) (0.188) (0.740)			
D{Busc = 1} * D{j = 34}	0.294***	0.631***	1.269*
(0.086) (0.185) (0.723)			
D{Busc = 1} * D{j = 35}	0.304***	0.658***	1.314*
(0.086) (0.186) (0.719)			

Bezirk & Zeit FE Ja Ja Ja

7.11. Inzidenz / Fatalität * Zeit FE Ja Ja Ja

Beobachtungen 20945 20945 20945

R-Quadrat 0,808 0,626 0,520

Anmerkungen: Die Tabelle berichtet Ereignisstudien-Schätzungen über den Effekt der Querdenken-Demonstrationen in Leipzig und Berlin die Verbreitung von COVID-19 in deutschen Landkreisen. Die behandelte Gruppe sind Landkreise mit einem Honk for Hope-Bus Haltestellen in Städten mit weniger als 20.000 Einwohnern. Die Ergebnisvariable ist die normalisierte Sieben-Tage-Inzidenzrate (Spalte (1)), log Sieben-Tage-Inzidenzrate (Spalte (2)) und die Sieben-Tage-Todesrate. Die Stichprobe ist eingeschränkt auf ländliche Bezirke und ein 35-Tage-Fenster um den 18. November. Alle Modelle kontrollieren für Landkreis und Tag xed Effekte,

sowie Interaktionen zwischen Tagen und der Inzidenz-/Todesrate am 7. November. Statistische Signifikanz: ***
 $p < 0,01$, ** $p < 0,05$, * $p < 0,1$.

40

Tabelle A5: COVID-19-Leugner und Verhalten bei der Krankheitsausbreitung

Orte meiden Abstand halten Hände waschen Desinfektionsmittel verwenden Reduzierte Kontakte Masken tragen Ausgangssperre einhalten

COVID-19 Denier -0.279*** -0.194*** -0.134* -0.048 -0.250*** -0.039*** -0.233***

(0.091) (0.090) (0.075) (0.089) (0.086) (0.005) (0.085)

Weiblich 0,054*** 0,026* 0,041*** 0,056*** 0,058*** 0,010 0,042***

(0.013) (0.014) (0.010) (0.018) (0.013) (0.007) (0.010)

Alter: 26- 60 0.167*** 0.196*** -0.011 -0.055 0.183*** 0.036*** 0.069

(0.056) (0.059) (0.034) (0.058) (0.055) (0.007) (0.045)

Alter: > 60 0,194*** 0,261*** 0,038 -0,150** 0,227*** 0,021*** 0,093**

(0.056) (0.059) (0.034) (0.059) (0.056) (0.007) (0.045)

Sekundäre Bildung 0.045* -0.019 0.046* 0.029 0.043* 0.002 -0.001

(0.025) (0.025) (0.021) (0.031) (0.024) (0.012) (0.016)

Tertiäre Bildung 0,061** 0,019 0,053*** -0,023 0,067** -0,006 -0,025

(0.024) (0.024) (0.020) (0.030) (0.023) (0.011) (0.016)

Personen im Haushalt: 2 0,024 0,034 0,060*** 0,124*** 0,043* 0,011 0,031*

(0.022) (0.025) (0.020) (0.029) (0.023) (0.010) (0.017)

Personen im Haushalt: ≥ 3 0,024 0,078*** 0,063*** 0,096*** 0,081*** 0,009 0,028

(0.023) (0.026) (0.021) (0.030) (0.024) (0.010) (0.018)

Selbstständig 0,020 -0,011 -0,038 0,004 -0,001 0,054** -0,052**

(0.026) (0.031) (0.024) (0.036) (0.027) (0.021) (0.025)

Arbeitslos -0,053 -0,082 -0,160** 0,014 -0,056 -0,009 -0,078

(0.066) (0.073) (0.067) (0.077) (0.064) (0.024) (0.059)

Nicht erwerbstätig 0,017 0,023 -0,021 -0,038 0,014 -0,005 -0,003

(0.017) (0.020) (0.014) (0.024) (0.017) (0.009) (0.014)

Ergebnis Mittelwert 0,847 0,803 0,911 0,600 0,855 0,035 0,918

adj. R2 0,018 0,016 0,021 0,020 0,024 0,006 0,019

N 3,101 3,101 3,101 3,101 3,101 3,101 3,096

Anmerkung: Die Tabelle zeigt OLS-Regressionsergebnisse von Dummy-Variablen, die das COVID-19-Minderungsverhalten erfassen, auf eine Dummy-Variable COVID-19-Verweigerer, die

ob eine Person als sehr skeptisch gegenüber der Bedrohung durch COVID-19 eingestuft wird. Kontrollvariablen sind aufgeführt. Informationen darüber, ob ein Individuum männlich ist, jünger als 25 Jahre ist, einen Hauptschulabschluss hat, in einem Single-Haushalt lebt oder erwerbstätig ist, wird aufgrund von Multikollinearität weggelassen. Robuste Standardfehler

sind in Klammern angegeben. Die statistische Signifikanz ist durch Sternchen entsprechend gekennzeichnet: * $p < 0,10$, ** $p < 0,05$, *** $p < 0,01$.

41

Tabelle A6: COVID-19 Verweigerer und Vertrauen

Lokales Gesundheitsamt -Gesundheitsministerium RKI WHO Bundesregierung Angela Merkel Wissenschaftler

COVID-19 Denier -0.411[?] -0.738^{???} -0.590^{??} -0.790^{***} -0.668^{***} -0.633^{??} -0.612^{***}

(0.239) (0.264) (0.244) (0.241) (0.249) (0.251) (0.212)

Weiblich 0,099^{???} 0,155^{???} 0,023 0,224^{???} 0,130^{???} 0,206^{***} -0,013

(0.034) (0.036) (0.028) (0.034) (0.037) (0.041) (0.029)

Alter: 26- 60 -0.043 -0.125 0.039 -0.291^{???} 0.038 0.112 -0.113

(0.103) (0.117) (0.083) (0.101) (0.127) (0.140) (0.108)

Alter: > 60 0,055 0,077 0,140[?] -0,327^{???} 0,291^{??} 0,406^{???} -0,016

(0.104) (0.120) (0.083) (0.102) (0.129) (0.142) (0.105)

Sekundarschulbildung 0,015 0,002 -0,014 -0,080 0,051 0,037 0,063

(0.061) (0.067) (0.047) (0.064) (0.070) (0.079) (0.056)

Tertiäre Bildung -0,050 0,029 0,024 -0,005 0,127[?] 0,189^{??} 0,145^{???}

(0.059) (0.064) (0.044) (0.060) (0.066) (0.075) (0.053)

Personen im Haushalt: 2 -0,072 -0,025 0,021 0,013 -0,067 -0,064 -0,005

(0.054) (0.059) (0.049) (0.057) (0.060) (0.068) (0.047)

Personen im Haushalt: ≥ 3 -0,037 -0,015 -0,016 0,011 -0,035 -0,056 -0,037

(0.056) (0.062) (0.051) (0.060) (0.063) (0.072) (0.048)

Selbstständig -0.054 -0.171^{??} -0.154^{???} -0.250^{***} -0.181^{??} -0.116 -0.158^{??}

(0.071) (0.081) (0.059) (0.082) (0.078) (0.088) (0.064)

Arbeitslos -0.228 -0.265 -0.353[?] -0.176 -0.280 -0.247 -0.121

(0.178) (0.178) (0.188) (0.153) (0.188) (0.181) (0.149)

Außerhalb der Erwerbsbevölkerung 0,000 0,005 -0,017 -0,015 -0,005 -0,010 0,018

(0.047) (0.051) (0.042) (0.047) (0.053) (0.059) (0.043)

Ergebnis Mittelwert 3.808 3.818 4.442 3.965 3.660 3.567 4.239

adj. R2 0,006 0,019 0,013 0,027 0,021 0,025 0,015

N 2,858 3,053 3,027 3,032 3,063 3,059 3,036

Anmerkung: Die Tabelle zeigt OLS-Regressionsergebnisse von Variablen, die das Vertrauen in die jeweilige Institution erfassen, auf eine Dummy-Variable COVID-19 Denier, die angibt ob eine Person als sehr skeptisch gegenüber der Bedrohung durch COVID-19 eingestuft wird. Die abhängigen Variablen variieren auf einer vierstufigen Likert-Skala, die von "Überhaupt nicht vertrauen" bis "Völlig vertrauen". Kontrollvariablen sind aufgeführt. Informationen darüber, ob eine Person männlich, jünger als 25 Jahre ist, einen Hauptschulabschluss hat

Schulabschluss hat, in einem Single-Haushalt lebt oder erwerbstätig ist, wird aufgrund von Multikollinearität weggelassen. Robuste Standardfehler sind in Klammern angegeben.

Statistisch

Signifikanz ist durch Sternchen gekennzeichnet nach: * p < 0,10, ** p < 0,05, *** p < 0,01.

Tabelle A7: COVID-19-Leugner und Mediennutzung

TV und Radio

Zeitung Soziale Medien Sonstiges

Öffentlich Kommerziell

COVID-19 Denier -0,264*** -0,143 -0,229** 0,032 0,015
(0.091) (0.090) (0.092) (0.091) (0.064)

Weiblich 0,021** -0,016 -0,012 0,054*** -0,039***
(0.010) (0.018) (0.017) (0.016) (0.012)

Alter: 26- 60 0,191*** 0,032 0,171*** -0,255*** 0,010
(0.054) (0.060) (0.061) (0.060) (0.044)

Alter: > 60 0,270*** -0,048 0,325*** -0,434*** -0,039
(0.053) (0.061) (0.061) (0.060) (0.045)

Sekundäre Bildung 0,007 -0,038 0,039 0,012 0,024
(0.017) (0.032) (0.030) (0.027) (0.016)

Tertiäre Bildung 0,029* -0,229*** 0,129*** -0,021 0,099***
(0.017) (0.030) (0.028) (0.025) (0.016)

Personen im Haushalt: 2 0,020 0,007 0,063** -0,033 -0,001
(0.016) (0.030) (0.029) (0.026) (0.020)

Personen im Haushalt: ≥ 3 0,023 -0,017 0,080*** -0,005 -0,017
(0.018) (0.031) (0.030) (0.028) (0.021)

Selbstständig 0,006 -0,062* 0,036 0,015 -0,051**
(0.019) (0.037) (0.035) (0.033) (0.024)

Arbeitslos -0,097 -0,134* -0,063 0,144* 0,004
(0.063) (0.073) (0.082) (0.076) (0.055)

Außerhalb der Erwerbsbevölkerung -0,006 -0,020 0,070*** 0,031 -0,034**
(0.014) (0.024) (0.023) (0.022) (0.016)

Ergebnis Mittelwert 0,923 0,450 0,670 0,271 0,137

adj. R2 0,040 0,042 0,049 0,048 0,025

N 3,099 3,099 3,099 3,099 3,099

Anmerkung: Die Tabelle enthält OLS-Regressionsergebnisse für Dummy-Variablen, die erfassen, ob Personen selbst über COVID-19 über die jeweilige Medienquelle auf eine Dummy-Variable COVID-19 Denier indicating, ob eine Person als sehr skeptisch gegenüber der Bedrohung durch COVID-19 kategorisiert wird. Kontrolle Variablen aufgeführt sind. Informationen darüber, ob eine Person männlich ist, jünger als 25 Jahre ist, einen niedrigeren Sekundary school degree, lives in a single household, or is employed is omitted due to multicollinearity. Robust standard errors are displayed in parentheses. Statistical significance is indicated by asterisks according to:

* $p < 0.10$, ** $p < 0.05$, *** $p < 0.01$.

Figure A1: Robustness of the Event Study Results

Leipzig Berlin

7. November: 18. November:

-20

0

20

40

60

Covid-19 Fälle / 100.000 über die letzten 7 Tage

14.10. 19.10. 24.10. 29.10. 03.11. 08.11. 13.11. 18.11. 23.11. 28.11. 3.12. 8.12. 13.12. 18.12. 23.12.
Zeit

(a) Control Treatment: FlixBus Stops (< 20,000)

Leipzig Berlin

7. November: 18. November:

-50

0

50

100

Covid-19 Fälle / 100.000 über die letzten 7 Tage

14.10. 19.10. 24.10. 29.10. 03.11. 08.11. 13.11. 18.11. 23.11. 28.11. 3.12. 8.12. 13.12. 18.12. 23.12.
Zeit

(b) Full Set of Control Variables

Leipzig Berlin

7. November: 18. November:

-5

0

.5

1

Covid-19 cases / 100,000 over previous 7 days (normalized)

14.10. 19.10. 24.10. 29.10. 03.11. 08.11. 13.11. 18.11. 23.11. 28.11. 3.12. 8.12. 13.12. 18.12. 23.12.

Zeit

(c) Outcome: Normalized Seven-Days-Incidence Rate

Notes: The figures plots event study coefficients and their 95 percent confidence intervals for different robustness checks. In (a), the treated group includes counties with FlixBus stops in cities with fewer than 20,000 inhabitants (while controlling for Honk for Hope dummies). In (b), the treatment group is the same as in the main specification, we add the full set of control variables interacted with time dummies. In (c), the treatment group is the same as in the main specification, but the outcome is normalized. The sample in all specifications is restricted to rural counties and a 35-days window around November 18. All models control for county and day fixed effects, as well as interactions between days and the incidence rate on November 7.

44

Figure A2: Robustness: Drop Federal States I

Leipzig Berlin

7. November: 18. November:

-50

0

50

100

Covid-19 Fälle / 100.000 über die letzten 7 Tage

14.10. 19.10. 24.10. 29.10. 03.11. 08.11. 13.11. 18.11. 23.11. 28.11. 3.12. 8.12. 13.12. 18.12. 23.12.

Zeit

(a) Exclude Schleswig-Holstein

Leipzig Berlin

7. November: 18. November:

-50

0

50

100

Covid-19 Fälle / 100.000 über die letzten 7 Tage

14.10. 19.10. 24.10. 29.10. 03.11. 08.11. 13.11. 18.11. 23.11. 28.11. 3.12. 8.12. 13.12. 18.12. 23.12.

Zeit

(b) Exclude Hamburg

Leipzig Berlin

7. November: 18. November:

-50

0

50

100

Covid-19 Fälle / 100.000 über die letzten 7 Tage

14.10. 19.10. 24.10. 29.10. 03.11. 08.11. 13.11. 18.11. 23.11. 28.11. 3.12. 8.12. 13.12. 18.12. 23.12.

Zeit

(c) Exclude Lower Saxony

Leipzig Berlin

7. November: 18. November:

-50

0

50

100

Covid-19 Fälle / 100.000 über die letzten 7 Tage

14.10. 19.10. 24.10. 29.10. 03.11. 08.11. 13.11. 18.11. 23.11. 28.11. 3.12. 8.12. 13.12. 18.12. 23.12.

Zeit

(d) Exclude Bremen

Leipzig Berlin

7. November: 18. November:

-50

0

50

100

Covid-19 Fälle / 100.000 über die letzten 7 Tage

14.10. 19.10. 24.10. 29.10. 03.11. 08.11. 13.11. 18.11. 23.11. 28.11. 3.12. 8.12. 13.12. 18.12. 23.12.

Zeit

(e) Exclude North Rhine-Westphalia

Leipzig Berlin

7. November: 18. November:

-50

0

50

100

Covid-19 Fälle / 100.000 über die letzten 7 Tage

14.10. 19.10. 24.10. 29.10. 03.11. 08.11. 13.11. 18.11. 23.11. 28.11. 3.12. 8.12. 13.12. 18.12. 23.12.

Zeit

(f) Exclude Hesse

Leipzig Berlin

7. November: 18. November:

-50

0

50

100

Covid-19 Fälle / 100.000 über die letzten 7 Tage

14.10. 19.10. 24.10. 29.10. 03.11. 08.11. 13.11. 18.11. 23.11. 28.11. 3.12. 8.12. 13.12. 18.12. 23.12.

Zeit

(g) Exclude Rhineland-Palatinate

Leipzig Berlin

7. November: 18. November:

-50

0

50

100

Covid-19 Fälle / 100.000 über die letzten 7 Tage

14.10. 19.10. 24.10. 29.10. 03.11. 08.11. 13.11. 18.11. 23.11. 28.11. 3.12. 8.12. 13.12. 18.12. 23.12.

Zeit

(h) Exclude Baden-Württemberg

Anmerkungen: Die Abbildungen zeigen die Koeffizienten der Ereignisstudien -und ihre 95-Prozent-Kondensationsintervalle für den Effekt des Querdenkens demonstrations in Leipzig and Berlin on the seven days incidence rates in German counties. Each subfigure excludes the state noted in the respective caption. The treated group are counties with Honk for Hope bus stops in cities with fewer als 20.000 Einwohner. Die Stichprobe ist auf ländliche Landkreise und ein 35-Tage-Fenster um den 18. November beschränkt. Alle Modelle Kontrolle für Landkreis- und tagesabhängige Effekte sowie für Wechselwirkungen zwischen Tagen und der Inzidenzrate am 7. November.

45

Figure A3: Robustness: Drop Federal States II

Leipzig Berlin

7. November: 18. November:

-50

0

50

100

Covid-19 Fälle / 100.000 über die letzten 7 Tage

14.10. 19.10. 24.10. 29.10. 03.11. 08.11. 13.11. 18.11. 23.11. 28.11. 3.12. 8.12. 13.12. 18.12. 23.12.

Zeit

(a) Exclude Bayern

Leipzig Berlin

7. November: 18. November:

-50

0

50

100

Covid-19 Fälle / 100.000 über die letzten 7 Tage

14.10. 19.10. 24.10. 29.10. 03.11. 08.11. 13.11. 18.11. 23.11. 28.11. 3.12. 8.12. 13.12. 18.12. 23.12.

Zeit

(b) Exclude Saarland

Leipzig Berlin

7. November: 18. November:

-50

0

50

100

Covid-19 Fälle / 100.000 über die letzten 7 Tage

14.10. 19.10. 24.10. 29.10. 03.11. 08.11. 13.11. 18.11. 23.11. 28.11. 3.12. 8.12. 13.12. 18.12. 23.12.

Zeit

(c) Exclude Berlin

Leipzig Berlin

7. November: 18. November:

-50

0

50

100

Covid-19 Fälle / 100.000 über die letzten 7 Tage

14.10. 19.10. 24.10. 29.10. 03.11. 08.11. 13.11. 18.11. 23.11. 28.11. 3.12. 8.12. 13.12. 18.12. 23.12.

Zeit

(d) Exclude Brandenburg

Leipzig Berlin

7. November: 18. November:

-50

0

50

100

Covid-19 Fälle / 100.000 über die letzten 7 Tage

14.10. 19.10. 24.10. 29.10. 03.11. 08.11. 13.11. 18.11. 23.11. 28.11. 3.12. 8.12. 13.12. 18.12. 23.12.

Zeit

(e) Exclude Mecklenburg-Vorpommern

Leipzig Berlin

7. November: 18. November:

-50

0

50

100

Covid-19 Fälle / 100.000 über die letzten 7 Tage

14.10. 19.10. 24.10. 29.10. 03.11. 08.11. 13.11. 18.11. 23.11. 28.11. 3.12. 8.12. 13.12. 18.12. 23.12.

Zeit

(f) Exclude Sachsen

Leipzig Berlin

7. November: 18. November:

-50

0

50

100

Covid-19 Fälle / 100.000 über die letzten 7 Tage

14.10. 19.10. 24.10. 29.10. 03.11. 08.11. 13.11. 18.11. 23.11. 28.11. 3.12. 8.12. 13.12. 18.12. 23.12.

Zeit

(g) Exclude Sachsen-Anhalt

Leipzig Berlin

7. November: 18. November:

-50

0

50

100

Covid-19 Fälle / 100.000 über die letzten 7 Tage

14.10. 19.10. 24.10. 29.10. 03.11. 08.11. 13.11. 18.11. 23.11. 28.11. 3.12. 8.12. 13.12. 18.12. 23.12.

Zeit

(h) Exclude Thüringen

Anmerkungen: Die Abbildungen zeigen die Koeffizienten der Ereignisstudien -und ihre 95-Prozent-Kondensationsintervalle für den Effekt des Querdenkens demonstrations in Leipzig and Berlin on the seven days incidence rates in German counties. Each subfigure excludes the state noted in the respective caption. The treated group are counties with Honk for Hope bus stops in cities with fewer als 20.000 Einwohner. Die Stichprobe ist auf ländliche Landkreise und ein 35-Tage-Fenster um den 18. November beschränkt. Alle Modelle Kontrolle für Landkreis- und tagesabhängige Effekte sowie für Wechselwirkungen zwischen Tagen und der Inzidenzrate am 7. November.

Figure A4: Robustness: Leipzig Bus Stops vs. Berlin Bus Stops

Leipzig Berlin

7. November: 18. November:

-50

0

50

100

Covid-19 Fälle / 100.000 über die letzten 7 Tage

14.10. 19.10. 24.10. 29.10. 03.11. 08.11. 13.11. 18.11. 23.11. 28.11. 3.12. 8.12. 13.12. 18.12. 23.12.
Zeit

(a) Treated: HfH in general (cities smaller than 20,000)

Leipzig Berlin

7. November: 18. November:

-50

0

50

100

Covid-19 Fälle / 100.000 über die letzten 7 Tage

14.10. 19.10. 24.10. 29.10. 03.11. 08.11. 13.11. 18.11. 23.11. 28.11. 3.12. 8.12. 13.12. 18.12. 23.12.
Zeit

(b) Treated: HfH to Leipzig (cities smaller than 20,000)

Leipzig Berlin

7. November: 18. November:

-50

0

50

100

Covid-19 Fälle / 100.000 über die letzten 7 Tage

14.10. 19.10. 24.10. 29.10. 03.11. 08.11. 13.11. 18.11. 23.11. 28.11. 3.12. 8.12. 13.12. 18.12. 23.12.
Zeit

(c) Treated: HfH to Berlin (cities smaller than 20,000)

Anmerkungen: Die Abbildungen zeigen die Koeffizienten der Ereignisstudien -und ihre 95-Prozent-Kondensationsintervalle für den Effekt des Querdenkens Demonstrationen in Leipzig und Berlin auf die Sieben-Tage-Inzidenzraten in deutschen Landkreisen. Die behandelte Gruppe sind Landkreise with Honk for Hope bus stops in cities with fewer than 20,000 inhabitants. The Honk for Hope bus stops are based on the available stops for different demonstrations as indicated in the respective captions. The sample is restricted to rural counties and a 35-days window around November 18. All models control for county and day fixed effects, as well as interactions between days and the incidence rate on November 7.

47

ZEW – Leibniz-Zentrum für Europäische
Wirtschaftsforschung GmbH Mannheim
ZEW – Leibniz Centre for European
Economic Research
L 7,1 · 68161 Mannheim · Germany
Phone +49 621 1235-01
info@zew.de · zew.de

Discussion Papers are intended to make results of ZEW
research promptly available to other economists in order
to encourage discussion and suggestions for revisions.
The authors are solely responsible for the contents which
do not necessarily represent the opinion of the ZEW.

IMPRINT

//

Download ZEW Discussion Papers from our ftp server:

<http://ftp.zew.de/pub/zew-docs/dp/>

or see:

<https://www.ssrn.com/link/ZEW-Ctr-Euro-Econ-Research.html>

<https://ideas.repec.org/s/zbw/zewdip.html>