

MOBILITÄT WÄHREND DER CORONA-PANDEMIE

Ausgewählte Analysen auf Basis von Mobilfunkdaten

Sarah Bohnensteffen, Jannek Mühlhan, Younes Saidani

↳ **Schlüsselwörter:** Mobilfunkdaten – Mobilitätsindikatoren – COVID-19-Pandemie – Maßnahmenevaluation

ZUSAMMENFASSUNG

Die Maßnahmen zur Eindämmung der COVID-19-Pandemie mit dem Ziel, Neuinfektionen durch eine Reduzierung der Kontakte zu begrenzen, beeinflussen auch die Mobilität der Bevölkerung. Mobilfunkdaten bieten die Möglichkeit, die Mobilität zeitnah auf einer breiten Datenbasis abzubilden. Der vorliegende Aufsatz zeigt auf Basis von anonymisierten und aggregierten Mobilfunkdaten, wie sich die Mobilität seit Beginn der COVID-19-Pandemie in Deutschland verändert hat. Er legt dar, welche Faktoren die Mobilitätsveränderung maßgeblich beeinflusst haben und wie die Auswirkungen einzelner Maßnahmen auf die Mobilität analysiert werden können.

↳ **Keywords:** *mobile network data – mobility indicators – COVID-19 pandemic – evaluation of measures*

ABSTRACT

The measures taken to contain the COVID-19 pandemic with the aim of reducing new infections by limiting social contacts have also affected the mobility of the population. Mobile network data make it possible to present timely information on population mobility. Based on anonymised and aggregated mobile network data, this article shows how mobility has changed in Germany since the beginning of the COVID-19 pandemic. It identifies the main factors that have influenced the change in mobility and suggests how specific measures may be analysed.

Sarah Bohnensteffen

hat Soziologie und amtliche Statistik an den Universitäten Heidelberg und Complutense de Madrid (Spanien) studiert. Sie ist im Statistischen Bundesamt derzeit als Data Scientist im Referat „Erforschung neuer digitaler Daten“ tätig und befasst sich schwerpunktmäßig mit der Analyse von Mobilitätsdynamiken auf Basis von Mobilfunkdaten.

Jannek Mühlhan

hat Arbeitsmarkt und Personal an der Friedrich-Alexander-Universität Erlangen-Nürnberg studiert und anschließend als Wissenschaftlicher Mitarbeiter und Stipendiat im Institut für Arbeitsmarkt- und Berufsforschung gearbeitet. Als Referent im Referat „Forschungsdatenzentrum und Methoden der Datenanalyse“ ist er für den Aufbau eines Kompetenzzentrums für Mikrosimulation und Verfahren der Datenanalyse zuständig.

Younes Saidani

hat Volkswirtschaftslehre und Philosophie, Politik und Ökonomie an der Universität Oxford (Großbritannien) studiert. Als Data Scientist im Referat „Erforschung neuer digitaler Daten“ entwickelt er derzeit Produkte auf Basis von Mobilfunkdaten und nutzt ökonomische Methoden für die Analyse von Mobilitätsentwicklungen.

1

Einleitung

Das Auftreten des neuartigen Coronavirus SARS-CoV-2 bestimmt das gesellschaftliche und wirtschaftliche Leben in Deutschland seit März 2020. Um eine Überlastung des Gesundheitssystems zu vermeiden und die Zahl von Erkrankten zu reduzieren, wurden umfassende Maßnahmen zur Eindämmung des Infektionsgeschehens umgesetzt. Entscheidungsträgerinnen und Entscheidungsträger aus Politik und Gesundheit benötigen schnell verfügbare und kleinräumige Informationen als empirische Grundlage für Entscheidungen im Sinne eines erfolgreichen Krisenmanagements. Um den wachsenden Informationsbedarf zu befriedigen, wird deshalb vielfach auf neue digitale Daten in Ergänzung zu bestehenden Statistiken zurückgegriffen.

Die Entwicklung der Bevölkerungsmobilität ist im Kontext der Pandemie von besonderem Interesse: Sie stellt als wichtiger Indikator für die Anzahl sozialer Kontakte einen der Schlüsselfaktoren für die Krankheitsübertragung dar (Nouvellet und andere, 2021). Gleichzeitig stehen viele Beschränkungsmaßnahmen zur Eindämmung der Pandemie – wie Reise- und Bewegungseinschränkungen, die Schließung von Geschäften, Betrieben und Bildungseinrichtungen sowie die Absage von Großveranstaltungen – in direktem oder indirektem Zusammenhang mit der Mobilität. Aggregierte und anonymisierte Mobilfunkdaten bieten die Möglichkeit, die Auswirkungen bestehender Beschränkungsmaßnahmen kleinräumig und tagesaktuell abzubilden.

Das Statistische Bundesamt veröffentlicht online über die Rubrik experimentelle Daten (EXDAT) seit Juni 2020 Mobilitätsindikatoren (Statistisches Bundesamt, 2021a) und berichtet mit regelmäßigen Pressemitteilungen über die aktuelle Mobilitätsentwicklung. Dieser Artikel bietet einen Überblick über die Datengrundlage, präsentiert Mobilitätsmuster während der Pandemie, analysiert Einflussfaktoren der Mobilität und stellt Ansätze zur Analyse von Beschränkungsmaßnahmen vor.

2

Aktueller Literaturüberblick

Die Einflüsse von Beschränkungsmaßnahmen auf das Mobilitätsgeschehen und der Zusammenhang zwischen Mobilität und Infektionsgeschehen waren Gegenstand zahlreicher Studien im Zuge der Corona-Pandemie (Hussain und andere, 2020; Pepe und andere, 2020; Schlosser und andere, 2020). International wird dabei das Potenzial genutzt, das Mobilfunkdaten zur Untersuchung pandemiebedingter Mobilitätsdynamiken bieten. Schlosser und andere (2020) stellen für Deutschland fest, dass der verstärkte Verzicht auf lange Reisen während der ersten Welle dazu führte, dass Ausbrüche sich weniger schnell regional verbreiten konnten – das hat zu einem Abflachen der Kurve der Neuinfektionen beigetragen. Vinceti und andere (2020) kommen zu dem Ergebnis, dass erst durch umfassende Maßnahmen eine hinreichende Mobilitätsreduktion zur Senkung der Übertragungsraten erreicht werden konnte, während ein milder Lockdown kaum Auswirkungen auf die individuelle Mobilität hatte. In einer netzwerkanalytischen Studie in Italien stellen Bonaccorsi und andere (2020) sozialstrukturelle Einflüsse auf die Mobilitätsdynamik fest: So fand ein stärkerer Mobilitätsrückgang durch Beschränkungsmaßnahmen in Regionen mit niedrigen Individualeinkommen und hoher Einkommensungleichheit statt. Szocska und andere (2020) beobachten, dass in Ungarn die Schließung des Einzelhandels zwar insgesamt zu einem deutlichen Mobilitätsrückgang führte, aber auch unbeabsichtigte Konsequenzen hatte: So kam es kurz vor der Einführung der Beschränkungen zu einem Ansturm auf Geschäfte. Santamaria und andere (2020) untersuchen mittels aggregierter und anonymisierter Mobilfunkdaten die Auswirkungen verschiedener Maßnahmen in 19 europäischen Ländern. Für den Zeitraum der ersten Pandemiewelle konnte die Gesamtheit dieser Maßnahmen auf nationaler Ebene bis zu 90% der Varianz des Mobilitätsgeschehens erklären. Die Forscher beobachten zudem, dass die Mobilität zunehmend geringer mit dem Reproduktionswert R des Coronavirus korreliert, sobald Schutzmaßnahmen wie das Tragen einer Mund- und Nasenbedeckung beachtet werden.

3

Datengrundlage

Das Statistische Bundesamt bezieht anonymisierte und aggregierte Mobilfunkdaten aus dem Netz der Telefónica Deutschland, die vom Datenanbieter Teralytics GmbH zur Verfügung gestellt werden. Im vierten Quartal 2020 waren in Deutschland 150 Millionen SIM-Karten registriert, davon rund 44,3 Millionen bei Telefónica, was einem Marktanteil von etwa 30% entspricht (Bundesnetzagentur, 2021). Um möglichst repräsentative Aussagen über die Gesamtbevölkerung treffen zu können, nimmt Teralytics anhand der Mobilfunkdaten und jährlicher Bevölkerungsdaten eine Schätzung des regionalen Marktanteils vor. Dieser wird dann als Extrapolationsfaktor zur Hochrechnung der gelieferten Daten auf die Grundgesamtheit verwendet.

Mobilfunkdaten sind Ereignisdaten, die von Mobilfunkanbietern im Zuge der Nutzung von Mobilfunkgeräten aufgezeichnet werden. Als Ereignis (Event) gilt jede Interaktion zwischen einem Mobilfunkgerät und einem Sendemast. Auf Grundlage der erfassten Events in jeder Mobilfunkzelle teilt der Datenanbieter die Aktivität jeder SIM-Karte im Zeitverlauf gemäß festgelegten Kriterien in stationäre Segmente und Bewegungen. So gilt ein Gerät als „stationär“, wenn es mindestens 30 Minuten am gleichen Ort verbleibt oder eine gewisse Fortbewegungsgeschwindigkeit unterschreitet. Letzteres verhindert, dass häufige Funkzellenwechsel von Endgeräten, die sich zwischen zwei Sendemasten befinden, fälschlicherweise als Bewegungen identifiziert werden. Das Statistische Bundesamt erhält die so ermittelten Bewegungsdaten in unterschiedlicher Struktur: zum einen in Form von täglichen Quelle-Ziel-Matrizen auf Kreisebene, welche die aggregierte Anzahl der Bewegungen zwischen Start- und Endregionen darstellen, zum anderen als stündliche Anzahl von Aus-, Ein- und Rundreisen für ein kleinräumiges, INSPIRE¹-konformes Mischraster. Die Identifikation einzelner Personen ist auf Basis der anonymisierten und aggregierten Daten nicht möglich.

¹ INSPIRE (Infrastructure for Spatial Information in Europe) steht als Kürzel für die Richtlinie 2007/2/EC des Europäischen Parlaments und des Rates zur Schaffung einer Geodateninfrastruktur in der Europäischen Union.

Einschränkungen

Folgende Einschränkungen der zugrundeliegenden Mobilfunkdaten können zu Verzerrungen bei der Wiedergabe der Bevölkerungsmobilität führen:

- › Aus datenschutzrechtlichen Gründen werden keine Daten für Beobachtungseinheiten geliefert, in denen weniger als fünf Bewegungen auftreten.
- › Es entstehen Doppelzählungen, wenn Personen mehrere Mobilfunkgeräte besitzen und deshalb mehrere SIM-Karten mit sich führen. Neben Handys und Smartphones können unter anderem auch Tablets, Laptops und Kraftfahrzeuge über SIM-Karten verfügen; es ist nicht möglich, diese vollständig zu identifizieren und herauszurechnen.
- › Der Kundenstamm der Telefónica weicht hinsichtlich soziodemografischer Merkmale von dem anderer Mobilfunkanbieter ab (Statistisches Bundesamt, 2021b). Abhängig von diesen Merkmalen unterscheidet sich das Mobilitätsverhalten von Personen, diese Unterschiede können bei der Hochrechnung des Datenanbieters auf die Grundgesamtheit jedoch nicht berücksichtigt werden. Daher bilden die hier genutzten Daten die Mobilität der Gesamtbevölkerung nicht perfekt ab.
- › Die Zuteilung von Nutzerinnen und Nutzern aus dem Ausland zu einem der deutschen Mobilfunknetze hängt von der jeweiligen Netzauslastung ab. Dies erschwert insbesondere die Interpretation von Bewegungsdaten in Grenzregionen.

4

Mobilitätsdynamiken

Im Folgenden wird zunächst deskriptiv dargestellt, wie sich die Bevölkerungsmobilität in Deutschland im Zeitverlauf entwickelt hat. [➤ Grafik 1](#) bildet die durchschnittliche stündliche Zahl der Bewegungen im Wochenverlauf für das Vorkrisenjahr 2019 ab. Es zeigt sich, dass die Mobilität stark mit den typischen Arbeitszeiten korrespondierte: Montags bis donnerstags erreichte sie zwischen 7:00 und 8:00 Uhr einen vorläufigen Höhepunkt, war dann vormittags rückläufig, bevor sie ab mittags wieder anstieg und zwischen 16:00 und 18:00 Uhr den Tageshöchststand erreichte. An Freitagen verteilte sich die nachmittägliche Mobilitätsspitze über mehrere Stunden, an Wochenenden entfiel der Vormittagshöhepunkt und die Mobilität bewegte sich insgesamt auf niedrigerem Niveau.

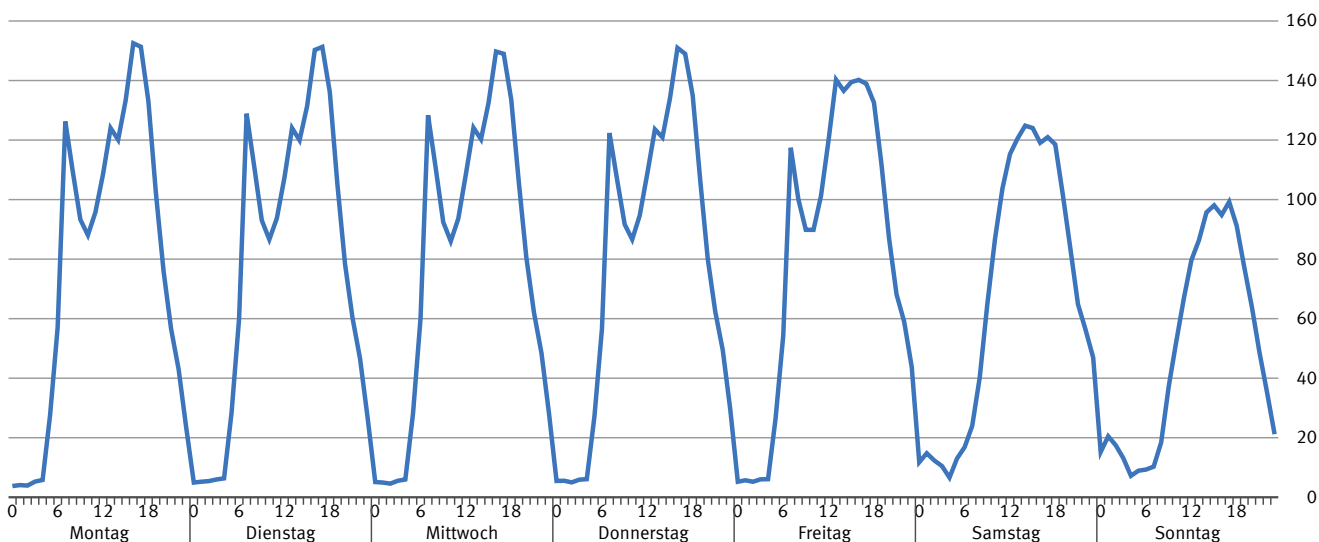
Im Gegensatz zu den stabilen Mobilitätsmustern des Jahres 2019 entwickelte sich die Mobilität seit März 2020 stark volatil und abhängig von den Beschränkungsmaßnahmen. Die Entwicklung relativ zum Vorkrisenjahr kann anhand der Veränderungsrate Δ_{it} dargestellt werden: Um

saisonale Schwankungen und Unterschiede zwischen den Wochentagen zu berücksichtigen, wird die tägliche Reisezahl ins Verhältnis zur durchschnittlichen Reisezahl des entsprechenden Wochentags im jeweiligen Monat des Jahres 2019 gesetzt. Da Feiertage durch spezielle Mobilitätsmuster gekennzeichnet sind, werden sie gesondert mit dem entsprechenden Feiertag des Jahres 2019 verglichen.

[➤ Grafik 2](#) stellt die so berechnete Veränderungsrate der Mobilität in den Jahren 2020 und 2021 gegenüber 2019 nach Monaten und Wochentagen dar. In der zweiten Märzhälfte 2020 brach die Mobilität deutschlandweit schlagartig ein, im Wochenschnitt um über 35%. Auch in den darauffolgenden Monaten lag sie deutlich unter dem jeweiligen Vorkrisenniveau. Zwischen Juli und Oktober 2020 wurden wieder positive Veränderungsrate erreicht, allerdings mit erheblichen regionalen Unterschieden. Nach den erneuten weitgehenden Beschränkungsmaßnahmen ab November 2020 lag die Mobilität wieder deutlich unter dem Vergleichswert des Jahres 2019, mit besonders starken Rückgängen an den Wochenenden. Wie bereits im Frühjahr zeigten sich zudem stärkere Mobilitätsrückgänge in der Nacht sowie für längere Reisen (in der Grafik nicht abgebildet).

Grafik 1

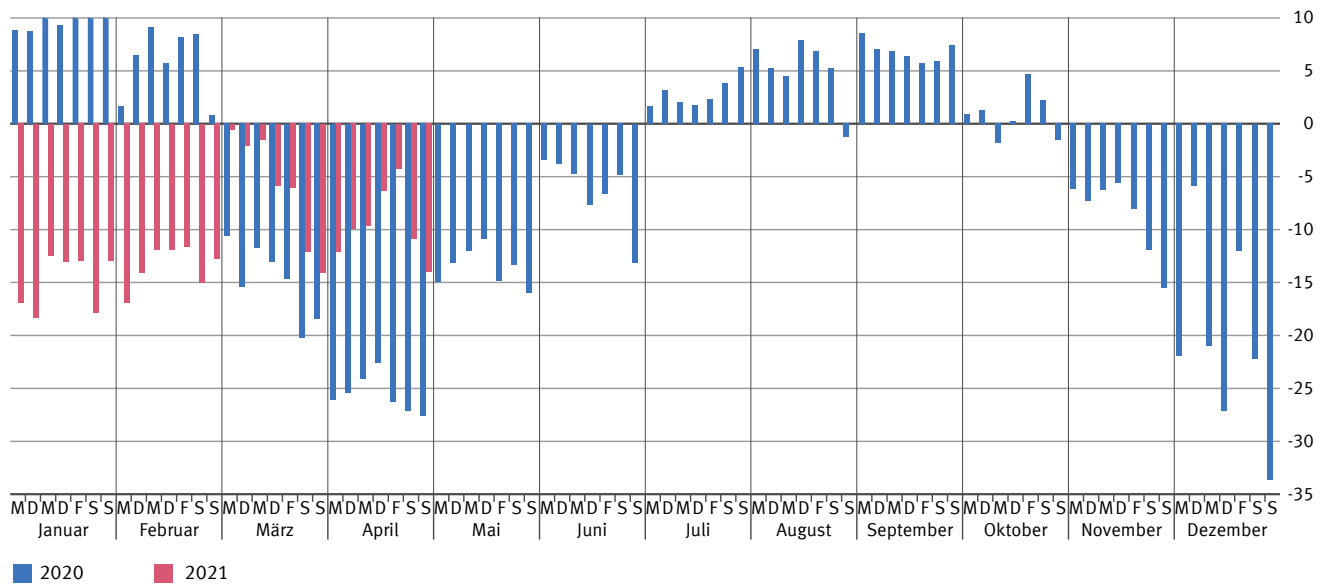
Durchschnittliche stündliche Mobilität im Wochenverlauf 2019
Anzahl der Bewegungen in Mill.



2021 - 0224

Grafik 2

Mobilitätsveränderungen gegenüber 2019 nach Wochentagen und Monaten in %



2021 - 0225

5

Einflussfaktoren der Mobilitätsveränderung während der Pandemie

Im zeitlichen Verlauf der Pandemie sind starke regionale Schwankungen der Mobilitätsveränderung gegenüber dem Vorkrisenjahr 2019 zu beobachten. Dies ist einerseits auf die Unterschiede im Verlauf der Epidemie in verschiedenen Regionen zurückzuführen, andererseits gibt es auch zwischen Kreisen mit gleichen Inzidenzniveaus deutliche Mobilitätsunterschiede. Die folgenden Abschnitte untersuchen daher, wie Inzidenzen, Beschränkungsmaßnahmen und regionale Kreismerkmale die Mobilitätsveränderung beeinflussen.

5.1 Modell

Kapitel 4 hat gezeigt, dass die Mobilität im Pandemieverlauf starken Schwankungen unterlegen ist. Um zu berücksichtigen, dass sich Zusammenhänge zwischen Kreismerkmalen und der Mobilität im Laufe der Pandemie gewandelt haben können, wird die folgende Ana-

lyse separat für drei Zeiträume durchgeführt: März bis Juni 2020, Juli bis Oktober 2020, November 2020 bis 15. Februar 2021.

Für die drei Zeiträume wird jeweils die tägliche Mobilitätsveränderung je Kreis Δ_{it} auf eine Matrix täglicher regionaler Variablen M_{it} sowie eine Matrix zeitkonstanter Kreismerkmale X_i regressiert. Da es sich um wiederholte Beobachtungen derselben Einheiten handelt, aber auch konstante Merkmale von Kreisen analysiert werden sollen, wird ein Random-Effects-Panelmodell (siehe unter anderem Wooldridge, 2001, Seite 247 ff.) angewandt. Der Fehlerterm setzt sich aus einem zeitkonstanten Term c_i und einem idiosynkratischen Term u_{it} zusammen. Die Regressionsgleichung für die verschiedenen Perioden lautet:

$$(1) \quad \Delta_{it} = \alpha + \beta M_{it} + \gamma X_i + c_i + u_{it}$$

Matrix M_{it} enthält einen „Stringency-Index“¹² (Strengeindex), der das Ausmaß der geltenden Beschränkungs-

2 Quelle: Kloiber und andere (2021), auf Grundlage von Daten der [Corona-Datenplattform.de](https://www.corona-datenplattform.de) (bereitgestellt durch infas im Auftrag des Bundesministeriums für Wirtschaft und Energie).

maßnahmen misst, drei Wetterindikatoren³ (Sonnenscheindauer, Durchschnittstemperatur zwischen 6:00 und 22:00 Uhr, Niederschlagshöhe), einen binären Indikator für das Wochenende und die Anzahl der Neuinfektionen je 100 000 Einwohner/-innen in den vorangegangenen sieben Tagen (7-Tage-Inzidenz)⁴. Die Testkapazitäten wurden im Laufe der Pandemie erheblich ausgebaut. Da mit einer höheren Testquote die Dunkelziffer unentdeckter Infektionen sinkt, folgen wir dem Vorschlag von Dorn und anderen (2020), um eine bessere Vergleichbarkeit der Inzidenzzahlen im Zeitverlauf zu erreichen: Die Anzahl positiver Fälle wird um das Verhältnis der täglich stattgefundenen Tests zum Maximalwert (Kalenderwoche 51 im Dezember 2020: etwa 1,6 Millionen Tests) hochskaliert.⁵ Hiermit erfolgt die restriktive Annahme, dass die Anzahl der Testungen keine Auswirkungen auf die Positivrate hat.⁶

Die Kreismerkmale X_i umfassen eine Reihe amtlicher Statistiken: die Siedlungsstruktur, die Nähe zur Staatsgrenze, einen binären Indikator für die neuen Bundesländer sowie wirtschaftliche Kennzahlen (Anzahl der sozialversicherungspflichtig Beschäftigten in der Industrie und im Dienstleistungssektor je 100 Einwohner/-innen im erwerbsfähigen Alter, Anzahl der Beherbergungsbetriebe je Einwohner/-in) und soziodemografische Variablen (Anteil von Personen im Alter von mindestens 65 Jahren, Anteil Minderjähriger, Medianeinkommen, Empfängerinnen und Empfänger von Leistungen nach SGB II und SGB XII je 1 000 Einwohner/-innen).⁷ Alle nicht binären Variablen werden vor der Schätzung standardisiert, um eine Vergleichbarkeit der Relevanz der verschiedenen Faktoren zu ermöglichen.

Für 8 der 401 Landkreise und kreisfreien Städte liegen keine Informationen zur Industriequote vor, sie gehen daher nicht in das Modell ein. Auch der zeitweise Ausfall von Wetterstationen führt zum Verlust einzelner

Beobachtungspunkte. Insgesamt liegen dem Modell 131 200 Beobachtungen (Kreis-Datums-Kombinationen) zugrunde.

5.2 Ergebnisse

↳ Grafik 3 zeigt die geschätzten Koeffizienten und die jeweiligen 95%-Konfidenzintervalle des Modells für die drei genannten Zeiträume. Die standardisierten Koeffizienten geben an, wie stark die Mobilitätsveränderung zu- oder abnimmt, wenn der Wert einer Variablen um eine Standardabweichung ansteigt.

5.3 Infektionsgeschehen, Maßnahmenschärfe und Wetterindikatoren

Die negativen Koeffizienten des Strengeindex zeigen, dass die Mobilität mit zunehmendem Ausmaß der Beschränkungsmaßnahmen zur Eindämmung des Infektionsgeschehens stärker zurückgeht. Trotz Kontrolle der Maßnahmenschärfe geht eine höhere simulierte Inzidenz mit einem signifikant stärkeren Rückgang der Mobilität einher: Dies deutet darauf hin, dass die Bevölkerung ihr Mobilitätsverhalten auch über die aktiven Maßnahmen hinaus an das regionale Infektionsgeschehen anpasst.

Da die Veränderungsrate der Mobilität relativ zum jeweiligen Monat im Vorkrisenjahr 2019 berechnet wird, ist der saisonale Effekt des Wetters auf die Mobilität bereits implizit berücksichtigt. Die Koeffizienten der drei Wettervariablen im Modell geben somit nicht Mobilitätsunterschiede zwischen Sommer und Winter wieder, sondern nur die wetterbedingte Schwankung der Mobilitätsveränderung innerhalb eines Monats. Es zeigt sich überwiegend der erwartete Zusammenhang höherer Mobilitätszahlen bei besserem Wetter.

Der bereits in Grafik 2 sichtbare stärkere Mobilitätsrückgang an Wochenenden weist darauf hin, dass Einschränkungen der Mobilität die Freizeitgestaltung stärker als den Arbeitsalltag betreffen.

3 Quelle: Deutscher Wetterdienst (DWD). Die Stationsdaten des DWD werden zur Analyse der Mobilität mit den Landkreisgeometrien verschnitten. Hierbei kann es zu Unschärfen kommen.

4 Quelle: Robert Koch-Institut, Corona-Datenplattform.

5 Quelle: Testzahlen des Robert Koch-Instituts.

6 Die Verwendung simulierter Inzidenzen hat wie erwartet einen wesentlichen Einfluss auf die Effektstärke der Inzidenz im Modell. Die weiteren Koeffizienten hingegen werden nicht nennenswert beeinflusst.

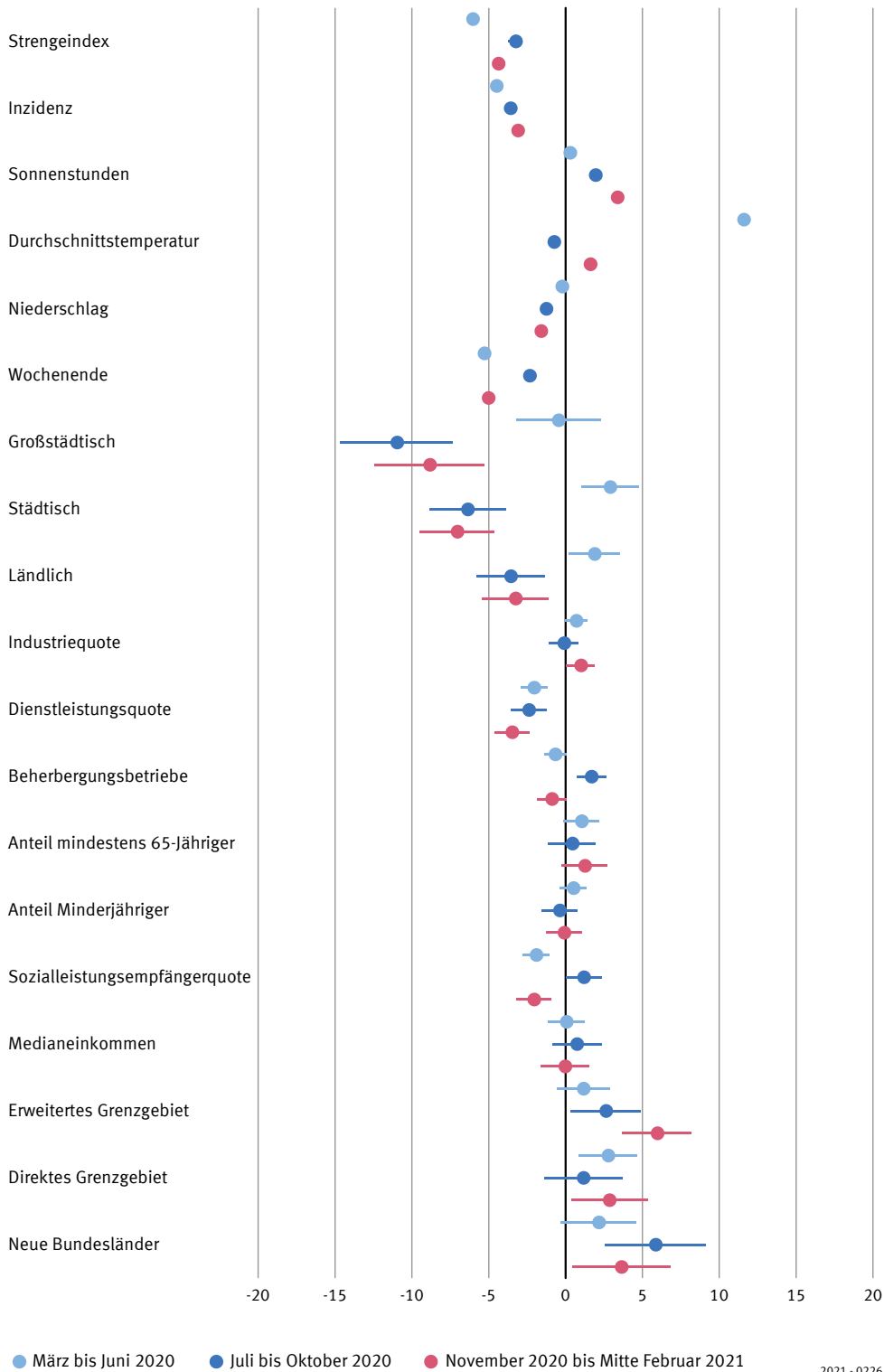
7 Quelle: Corona-Datenplattform. Auf der Corona-Datenplattform werden Eindämmungsmaßnahmen sowie amtliche Statistiken und weitere Daten auf regionaler Ebene der Landkreise und kreisfreien Städte für Analysezwecke aufbereitet und zur Verfügung gestellt.

Mobilität während der Corona-Pandemie

Grafik 3

Erklärungsfaktoren für Mobilitätsveränderungen

Geschätzte Koeffizienten und jeweilige 95%-Konfidenzintervalle



5.4 Wirtschaftliche, geografische und soziodemografische Kreismerkmale

Um der Frage nachzugehen, warum sich Mobilitätsveränderungen regional unterscheiden, erfolgt nach der Betrachtung der zeitvarianten Variablen nun die Analyse zeitlich konstanter Kreismerkmale.

Im ersten Zeitraum ging die Mobilität deutschlandweit unabhängig von der Siedlungsstruktur zurück. In der zweiten und dritten Periode zeigen sich allerdings deutliche Unterschiede je nach Siedlungsstruktur. Je stärker verstädert eine Region ist, desto höher fällt der Mobilitätsrückgang im Vergleich zu dünn besiedelten Kreisen aus. Großstädte sind am stärksten von Beschränkungsmaßnahmen wie der Schließung von Gastronomie und Kultureinrichtungen betroffen. Hier ist der Mobilitätsrückgang im zweiten Zeitraum um 11 Prozentpunkte beziehungsweise im dritten Zeitraum um 9 Prozentpunkte stärker, in städtischen Kreisen um 6 beziehungsweise 7 Prozentpunkte und in ländlichen Kreisen mit Verdichtungsansätzen um 4 beziehungsweise 3 Prozentpunkte.

Die Schließung von Betrieben, die Einführung von Kurzarbeit und der Umstieg auf die Arbeit im Homeoffice im Laufe der Pandemie lassen erwarten, dass die Mobilitätsveränderung mit der wirtschaftlichen Struktur eines Kreises zusammenhängt. Tatsächlich zeigt sich im Modell, dass eine höhere Dienstleistungsquote stärkere Mobilitätsrückgänge nach sich zieht. Erklären lässt sich dies einerseits durch das höhere Homeoffice-Potenzial im Dienstleistungssektor im Vergleich zum Produzierenden Gewerbe, und andererseits durch die weitgehenden Einschränkungen bei den personenbezogenen Dienstleistungen durch das Infektionsschutzgesetz.

Zwischen der Mobilitätsveränderung und der Industriequote gibt es erst seit November 2020 einen signifikanten Zusammenhang. In diesem Zeitraum mussten zwar viele Dienstleistungsbetriebe, aber kaum Produktionsorte schließen, somit fällt der Mobilitätsrückgang in Landkreisen mit hohem Industrieanteil weniger stark aus.

Einen Hinweis darauf, dass die Pandemie das Urlaubsverhalten der Bevölkerung maßgeblich verändert hat, bietet der positive Effekt der Anzahl von Beherbergungsbetrieben in den Sommermonaten 2020. Mit jedem zusätzlichen Beherbergungsbetrieb je 1 000 Ein-

wohner/-innen steigt die Mobilitätsveränderung in diesem Zeitraum um knapp 2 Prozentpunkte. Während der durch hohe Inzidenzen und weitreichende Maßnahmen gekennzeichneten ersten und dritten Periode hingegen gibt es keinen signifikanten Zusammenhang zwischen Mobilität und touristischer Attraktivität einer Region.

Der Effekt soziodemografischer Variablen ist im Modell überwiegend gering und selten signifikant. In Landkreisen mit hoher Sozialleistungsquote ist die Mobilität in den Hochinzidenzphasen stärker zurückgegangen als in Kreisen mit geringerer Sozialleistungsquote. Die Kreise in Nähe zur Bundesgrenze weisen trotz zwischenzeitlicher Grenzschießungen eine erhöhte Veränderungsrate der Mobilität gegenüber den Binnenkreisen auf.

Trotz der Kontrolle des Infektionsgeschehens, der Beschränkungsmaßnahmen, des Wetters und einer Reihe von wirtschaftlichen und soziodemografischen Indikatoren fällt die Mobilitätsveränderung in den östlichen Bundesländern deutlich höher aus als in Westdeutschland: Unter sonst gleichen Bedingungen liegt sie im Osten 2 bis 6 Prozentpunkte höher als in den westdeutschen Kreisen. Das weist darauf hin, dass weitere Unterschiede zwischen den Kreisen der alten und neuen Bundesländer bestehen, die nicht durch die im Modell berücksichtigten Merkmale erfasst werden.

Landkreise und kreisfreie Städte können in sich noch sehr heterogen sein. Eine tiefere regionale Analyse von Mobilitätsveränderungen verspricht weitere Erkenntnisse und deutlichere Zusammenhänge – insbesondere in Bezug auf die Mobilitätsveränderung nach Soziodemografie, da sich die Bevölkerung zwischen Wohnvierteln erheblich stärker unterscheiden kann als zwischen Kreisen.

6

Modellanalysen zu den Auswirkungen von Beschränkungsmaßnahmen

Das bisherige Vorgehen, alle Maßnahmen gesammelt in einem Index zu betrachten, erlaubte keine Rückschlüsse über die kausale Wirkung einzelner Beschränkungen. Eine spezifische Analyse unterschiedlicher Maßnahmen birgt die Herausforderung, dass häufig mehrere Maßnahmen gemeinsam und landes- oder bundesweit zum

gleichen Zeitpunkt eingeführt wurden. Dies erschwert die Identifikation von validen Vergleichsgruppen im Sinne eines kontrafaktischen Szenarios. Die beiden folgenden Analysen sind Beispiele dafür, wie sich der Effekt von Beschränkungsmaßnahmen auf die Mobilität bestimmen lässt. Die erste Analyse berücksichtigt, dass bestimmte Maßnahmen inzidenzabhängig eingeführt wurden, und betrachtet die daraus resultierenden natürlichen Vergleichsgruppen. Die zweite Analyse ermittelt den Effekt einer Maßnahme, indem eine „synthetische“ Vergleichsgruppe aus Kreisen, in denen die Maßnahme nicht galt, generiert wird, um das kontrafaktische Szenario zu simulieren.

Die Effekte von Maßnahmen auf die Mobilität in einer Region zu bestimmen ist besonders interessant, da Mobilität als Indikator für die Anzahl von Kontakten dienen kann. Somit können möglicherweise auch Hinweise auf die Relevanz von Maßnahmen für das Infektionsgeschehen abgeleitet werden. Dabei ist zu beachten, dass dieser Effekt auf die Mobilität nicht gleichbedeutend ist mit einem Effekt auf das Infektionsgeschehen. Einerseits ist nicht jede Form von Mobilität für das Infektionsgeschehen in gleichem Maße relevant: Beispielsweise birgt ein Spaziergang an frischer Luft ein geringeres Infektionspotenzial als die Fahrt mit öffentlichen Verkehrsmitteln zu einem Restaurantbesuch. Andererseits beeinflussen neben der Mobilität der Bevölkerung viele weitere Faktoren das Infektionsgeschehen, zum Beispiel das Tragen von Mund-Nase-Bedeckungen, die aktuelle Teststrategie oder die Anzahl an geimpften Personen.

6.1 Inzidenzabhängige Maßnahmen: nächtliche Ausgangssperren in Baden-Württemberg

Viele Beschränkungsmaßnahmen zur Pandemiebekämpfung waren an die Überschreitung bestimmter Inzidenzwerte auf Kreisebene gekoppelt. Die nicht zufällige Zuweisung von Maßnahmen zu Kreisen ist prinzipiell eine Herausforderung für statistische Analysen, da sie zu Endogenität führen kann: Hat erhöhte Mobilität mehr Kontakte und damit eine höhere Inzidenz zur Folge, und werden nur in Kreisen mit hoher Inzidenz Mobilitätsbeschränkungen eingeführt, dann kann der Effekt dieser Maßnahmen aufgrund des systematischen Unterschieds im Mobilitätsverhalten nicht auf andere Kreise

generalisiert werden (externe Validität). Wenn darüber hinaus hohe Inzidenz aufgrund von Verhaltensanpassungen zu geringerer Mobilität führt, dann ist unabhängig von der Einführung von Beschränkungsmaßnahmen eine anschließende Mobilitätsreduktion zu erwarten – der „Effekt“ der Maßnahme wird in diesem Fall für die Kreise, in denen sie eingeführt wurde, überschätzt (interne Validität).

Jedoch muss dies in der Praxis nicht zutreffen. Inwiefern Endogenität ein Problem ist, lässt sich (zumindest annähernd) testen, indem die Veränderungsrate der Mobilität vor der Maßnahmeneinführung und andere, zeitkonstante Kreismerkmale in Kreisen mit und ohne Maßnahme verglichen werden. Dies wird im Folgenden am regionalen Beispiel der nächtlichen Ausgangssperren in Baden-Württemberg demonstriert.

Ab dem 12. Dezember 2020 galt in Baden-Württemberg landesweit eine Ausgangssperre zwischen 20:00 und 5:00 Uhr. Nach einem [Urteil des Verwaltungsgerichts hofs Baden-Württemberg](#) wurde diese zum 11. Februar 2021 aufgehoben und durch regional beschränkte Ausgangssperren zwischen 21:00 und 5:00 Uhr in Kreisen mit erhöhtem Infektionsgeschehen ersetzt. Aufgrund der Uniformität der Umsetzung – vor dem 11. Februar galten landesweit wochenlang die gleichen Maßnahmen, und die Änderung trat in allen Kreisen gleichzeitig in Kraft – bietet dieses Beispiel ideale Vergleichsfälle für eine statistische Analyse des Effekts von Beschränkungsmaßnahmen auf die Mobilität.

Die Gleichgewichtsstatistiken in [Tabelle 1](#) zeigen, dass sich die 17 Kreise mit fortbestehender Ausgangssperre und die 27 Kreise mit aufgehobener Ausgangssperre im Durchschnitt hinsichtlich der im vorherigen Abschnitt als X_i eingeführten Merkmale nicht signifikant unterscheiden. Die einzige Ausnahme bildet der Anteil Minderjähriger, der in Kreisen mit aufgehobener Ausgangssperre 0,6 Prozentpunkte niedriger ist. Dieses Ergebnis bestärkt die Annahme, dass der Mobilitätstrend der beiden Gruppen ohne die Lockerung auch bei unterschiedlichen Inzidenzzahlen parallel weiterverlaufen würde. Zudem lag die nächtliche Mobilitätsveränderung (Bewegungen zwischen 21:00 und 5:00 Uhr) in den zwei Wochen vor dem 11. Februar 2021 in den Kreisen mit anschließender Lockerung mit durchschnittlich knapp 7 Prozentpunkten statistisch signifikant unter dem Wert der Vergleichsgruppe. Dies deutet darauf hin,

Tabelle 1

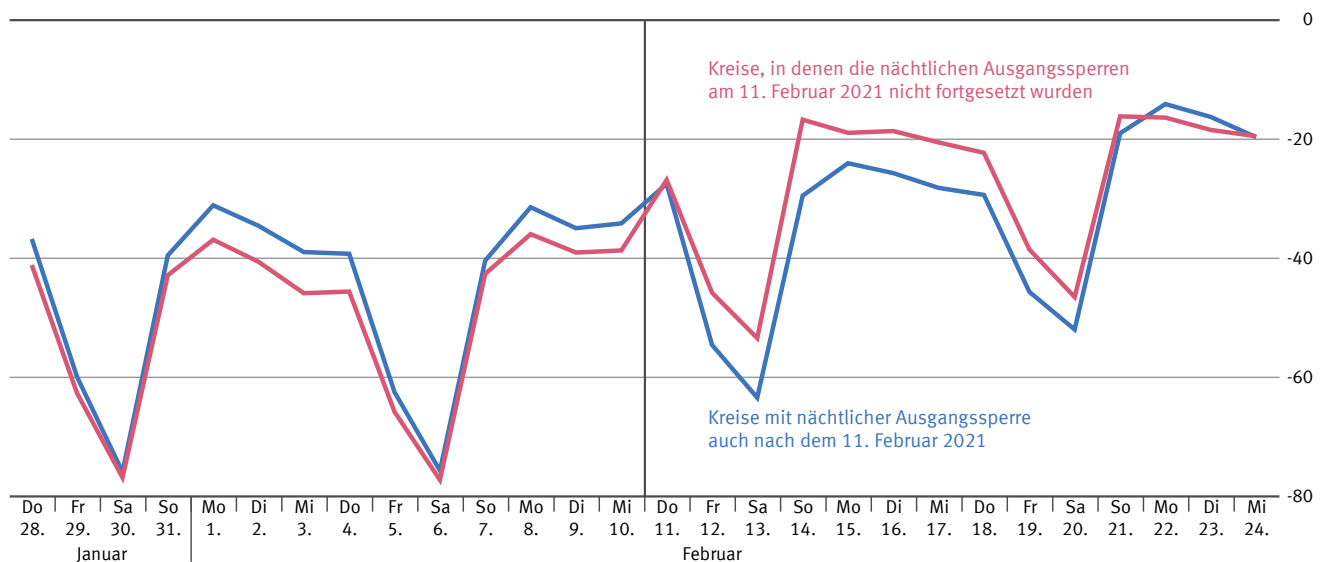
Gleichgewichtsstatistik: Vergleich der Kreise mit Aufhebung und Fortbestand der Ausgangssperre

Variable	Durchschnittliche Ausprägung in Kreisen mit		Differenz	p-Wert
	Aufhebung der Ausgangssperre	Fortbestand der Ausgangssperre		
Anteil mindestens 65-Jähriger an der Gesamtbevölkerung	0,20	0,20	0,00	0,80
Anteil Minderjähriger an der Gesamtbevölkerung	0,17	0,17	- 0,01	0,03*
Anzahl Beschäftigter im Dienstleistungssektor je 100 Einwohner/-innen	40,69	37,22	3,47	0,43
Medianeinkommen (EUR)	3 525,93	3 411,29	114,63	0,19
Grenzgebiet (Anteile):				
kein Grenzgebiet	0,67	0,59	0,08	0,61
näheres Grenzgebiet	0,18	0,23	- 0,05	0,70
direktes Grenzgebiet	0,15	0,18	- 0,03	0,81
Anzahl Beschäftigter in der Industrie je 100 Einwohner/-innen	22,30	25,01	- 2,79	0,22
Empfänger/-innen von Leistungen nach SGB II und SGB XII je 100 Einwohner/-innen	5,89	6,26	- 0,37	0,60
Siedlungsstruktureller Kreistyp (Anteile):				
kreisfreie Großstadt	0,19	0,18	0,01	0,94
städtischer Kreis	0,67	0,53	0,14	0,38
ländlicher Kreis mit Verdichtungsansätzen	0,11	0,29	- 0,18	0,17
dünn besiedelter ländlicher Kreis	0,04	0,00	0,04	0,33
Anzahl Beherbergungsbetriebe je 1 000 Einwohner/-innen	0,65	0,72	- 0,07	0,67

*p<0,1, **p<0,05, ***p<0,01

Grafik 4

Nächtliche Mobilität in Baden-Württemberg nach Beschränkungsmaßnahmen¹ in den Kreisen 2021 Veränderungsrate in %



Durchschnitt 21:00 bis 5:00 Uhr.

¹ Die landesweite Ausgangssperre zwischen 20:00 und 5:00 Uhr ab dem 12. Dezember 2020 wurde zum 11. Februar 2021 aufgehoben und durch regional beschränkte Ausgangssperren zwischen 21:00 und 5:00 Uhr in Kreisen mit erhöhtem Infektionsgeschehen ersetzt.

dass mögliche Endogenitätseffekte durch unterschiedliche Inzidenzen zu vernachlässigen sind oder sogar in die gegensätzliche Richtung wirken. [↘ Grafik 4](#)

Zur Analyse des Effekts der Lockerung wird nun ein einfaches Difference-in-Difference-Modell betrachtet:

$$(2) \Delta_{it}^{nacht} = \alpha + \beta \cdot I_t^A + \gamma \cdot I_t^Z + \delta \cdot (I_t^A \times I_t^Z) + u_{it}$$

Dabei nimmt der binäre Indikator I_t^A für alle 27 Kreise mit Aufhebung der Ausgangssperre zum 11. Februar 2021 den Wert 1 an; I_t^Z ist 1 für alle Beobachtungen ab dem 11. Februar 2021. Der Koeffizient des Interaktionseffektes δ gibt den Effekt der Lockerung an.

Die Modellergebnisse in [↘ Tabelle 2](#) zeigen, dass die Veränderungsrate der nächtlichen Mobilität nach dem 11. Februar in Kreisen mit Lockerung um 9,0 Prozentpunkte stärker anstieg als in solchen mit fortbestehender Ausgangssperre. Bei der Interpretation dieses Resultats ist zu beachten, dass der Effekt der Aufhebung einer Maßnahme nicht zwangsläufig identisch zum Effekt der Einführung sein muss: Beispielsweise verlängerte in Baden-Württemberg der Einzelhandel seine Öffnungszeiten zum Teil nicht direkt nach Aufhebung der Ausgangssperre, was den gemessenen Effekt dämpfen kann. Andererseits ist es auch möglich, dass die Bevölkerung nach mehrwöchigen Beschränkungen gezielt zuvor eingeschränkte Mobilitätsoptionen nutzt – dies würde den gemessenen Effekt erhöhen.

Tabelle 2
Schätzergebnisse zur Aufhebung der Ausgangssperre

	Koeffizient
α	- 45,05 *** (1,63)
β	- 4,39 ** (2,09)
γ	14,32 *** (2,31)
δ	9,05 *** (2,95)
N	616
R-Quadrat	0,25
F-Statistik	66,98 ***

Standardfehler in Klammern; *p<0,1, **p<0,05, ***p<0,01

6.2 Synthetische Vergleichsgruppen: regionale Lockdowns und Modellprojekte

Wenn die betrachtete Maßnahme nicht inzidenzabhängig ist, bietet sich die sogenannte synthetische Kontrollmethode (Synthetic Control Method) als Ansatz zur Generierung einer Vergleichsgruppe an. Hier wird aus Kreisen, in denen die Maßnahme nicht umgesetzt wurde, eine lineare Kombination erstellt, die dem Kreis, in dem die Maßnahme eingeführt wurde (M-Kreis), in Bezug auf bestimmte Kontrollvariablen möglichst ähnlich ist. Unter der Annahme, dass diese synthetische Kontrollgruppe die kontrafaktische Entwicklung des M-Kreises repräsentiert, kann der Maßnahmeneffekt als einfache Differenz der Zielvariablen nach der Maßnahmenereinführung berechnet werden.⁸

Eine beispielhafte Betrachtung des Lockdowns in Gütersloh im Sommer 2020 (24. Juni bis 7. Juli), des Lockdowns im Berchtesgadener Land Ende Oktober 2020 (20. Oktober bis 1. November) und des Modellprojekts „Öffnen mit Sicherheit“ in Tübingen im Frühjahr 2021 (ab dem 16. März) zeigt die Stärken und Schwächen eines solchen Ansatzes. Die synthetischen Kontrollgruppen werden jeweils algorithmisch erstellt, indem eine Gewichtung aller anderen Kreise in Deutschland gesucht wird, welche die in Kapitel 5 genutzten erklärenden Variablen⁹ sowie Durchschnitte der Mobilität und Vorjahresmobilität¹⁰ möglichst genau nachbildet. Hierfür wird das Paket *microsynth* in R genutzt (Robbins und andere, 2017; Robbins/Davenport, 2021).

[↘ Tabelle 3](#) zeigt Gleichgewichtsstatistiken für die drei Modelle: Die meisten Kontrollvariablen und insbesondere die Mobilitätswerte werden genau nachgebildet. Bei den verbleibenden Variablen wird aufgrund niedriger

8 Auf tieferegehende technische und methodische Details wird aus Platzgründen verzichtet, siehe zum Beispiel Abadie und andere (2010) sowie Abadie (2019).

9 Statt täglicher Wetterdaten wurde der Durchschnitt der zwei Wochen vor Inkrafttreten der Maßnahme verwendet, um die Dimensionen zu reduzieren und ein Matching zu ermöglichen. Die Inzidenzwerte wurden ebenfalls gemittelt, jedoch für beide Wochen separat, um die Dynamik des Infektionsgeschehens zu berücksichtigen. Der Stringency-Index kam bei Tübingen nicht zum Einsatz, da zum Zeitpunkt der Fertigstellung des Artikels nur Daten bis Februar 2021 vorlagen.

10 Wochendurchschnitte aller Reisen – und aller Vergleichswerte aus dem jeweiligen Monat im Jahr 2019 – für die zwei Wochen vor Inkrafttreten der Maßnahme. Aus rechtlichen Gründen werden die genaueren Werte in Tabelle 3 nicht wiedergegeben.

Tabelle 3

Gleichgewichtsstatistik: Vergleich der Kreise, in denen die Maßnahme umgesetzt wurde, mit der jeweiligen synthetischen Kontrollgruppe

	Berchtesgadener Land			Gütersloh			Tübingen		
	Kreis	Synthetische Kontrollgruppe	Durchschnitt aller Kreise in Deutschland	Kreis	Synthetische Kontrollgruppe	Durchschnitt aller Kreise in Deutschland	Kreis	Synthetische Kontrollgruppe	Durchschnitt aller Kreise in Deutschland
Anzahl Beschäftigter in der Industrie je 100 Einwohner/-innen	15,70	17,60	18,63	32,90	21,79	18,60	13,60	23,44	18,63
Anzahl Beschäftigter im Dienstleistungssektor je 100 Einwohner/-innen	36,40	31,43	38,88	38,40	39,69	38,91	36,90	32,06	38,87
Empfänger/-innen von Leistungen nach SGB II und SGB XII je 100 Einwohner/-innen	4,90	6,837	8,89	7,60	7,38	8,90	5,10	6,02	8,89
Grenzgebiet (Anteile):									
kein Grenzgebiet	0	0,04	0,72	1	0,70	0,72	1	0,59	0,72
näheres Grenzgebiet	1	0,49	0,17	0	0,30	0,17	0	0,41	0,17
direktes Grenzgebiet	0	0,47	0,11	0	0,00	0,11	0	0,00	0,11
Siedlungsstruktureller Kreistyp (Anteile):									
kreisfreie Großstadt	0	0,01	0,16	0	0,22	0,16	0	0,00	0,16
städtischer Kreis	0	0,47	0,32	1	0,47	0,33	1	0,87	0,33
ländlicher Kreis mit Verdichtungsansätzen	1	0,04	0,25	0	0,00	0,25	0	0,13	0,25
dünn besiedelter ländlicher Kreis	0	0,49	0,26	0	0,30	0,26	0	0,00	0,26
Anzahl Beherbergungsbetriebe je 1 000 Einwohner/-innen	4,63	2,38	0,78	0,28	0,55	0,77	0,32	0,81	0,77
Anteil mindestens 65-Jähriger an der Gesamtbevölkerung	0,24	0,24	0,22	0,20	0,22	0,22	0,17	0,23	0,22
Anteil Minderjähriger an der Gesamtbevölkerung	0,15	0,15	0,16	0,18	0,17	0,16	0,17	0,17	0,16
Ostdeutschland	0	0,09	0,19	0	0,18	0,19	0	0,00	0,19
Medianeinkommen (EUR)	2 923,00	2 930,50	3 064,03	3 177,00	3 205,04	3 063,29	3 484,00	3 401,61	3 063,65
Sonnenscheindauer	2,09	1,55	1,75	6,12	5,92	6,37	4,00	4,12	3,99
Durchschnittstemperatur	8,47	8,35	9,37	19,42	17,54	18,73	4,77	4,48	4,76
Niederschlagsmenge	6,03	3,30	2,50	4,11	4,36	3,59	1,79	2,57	2,48
Stringency-Index	32,30	32,41	30,97	40,84	43,59	42,54	–	–	–
7-Tage-Inzidenz ... Tage vor Maßnahmeneinführung									
8 bis 14 Tage	894,94	815,85	217,22	971,12	151,39	17,89	230,02	263,00	534,87
1 bis 7 Tage	88,74	214,66	121,43	139,75	39,18	15,54	236,14	230,31	481,05

Tabelle 4
Zusammensetzung der synthetischen Kontrollgruppen

Landkreis, kreisfreie Stadt	Gewicht in %
für das Berchtesgadener Land	
Eifelkreis Bitburg-Prüm	48,8
St. Wendel	46,8
Eichsfeld	3,7
für Gütersloh	
Warendorf	47,4
Oberallgäu	30,3
Düsseldorf	18,3
Magdeburg	3,7
für Tübingen	
Kassel, Landkreis	41,1
Schwarzwald-Baar-Kreis	30,7
Eichstätt	9,9
Ortenaukreis	9,9
Böblingen	4,9
Bad Kreuznach	3,5

Gewichtung oder fehlender Vergleichswerte die Differenz zwischen Zielkreis und synthetischer Kontrollgruppe minimiert. [↘ Tabelle 4](#) listet auf, aus welchen Kreisen sich die synthetischen Kontrollgruppen jeweils zusammensetzen. [↘ Grafik 5](#) auf Seite 102 illustriert schließlich die Veränderungsrate der Mobilität¹¹ in den drei Beispielen (linker Teil der Grafik), sowie die Differenz $\Delta_{Kt} - \Delta_{Kt}^{SC}$ zwischen Zielkreis und synthetischer Kontrollgruppe (rechter Teil der Grafik), jeweils für einen Zeitraum von zwei Wochen vor und nach der Maßnahmeneinführung. Die statistische Signifikanz der Effekte wird mittels Permutationstests überprüft: Graue Linien in den Abbildungen repräsentieren synthetische „Placebo-Effekte“ für zufällig ausgewählte Zielkreise und geben Aufschluss darüber, ob sich ein Effekt signifikant von zufälligen Abweichungen unterscheidet.

Die Ergebnisse zeigen im Fall von Gütersloh und Berchtesgaden einen signifikanten negativen Effekt

$$\frac{1}{14} \sum_{t \geq T_M}^{T_M+14} (\Delta_{Kt} - \Delta_{Kt}^{SC})$$

den zwei Wochen nach Einführung des Lockdowns von durchschnittlich $-8,9$ beziehungsweise $-35,5$ Prozent-

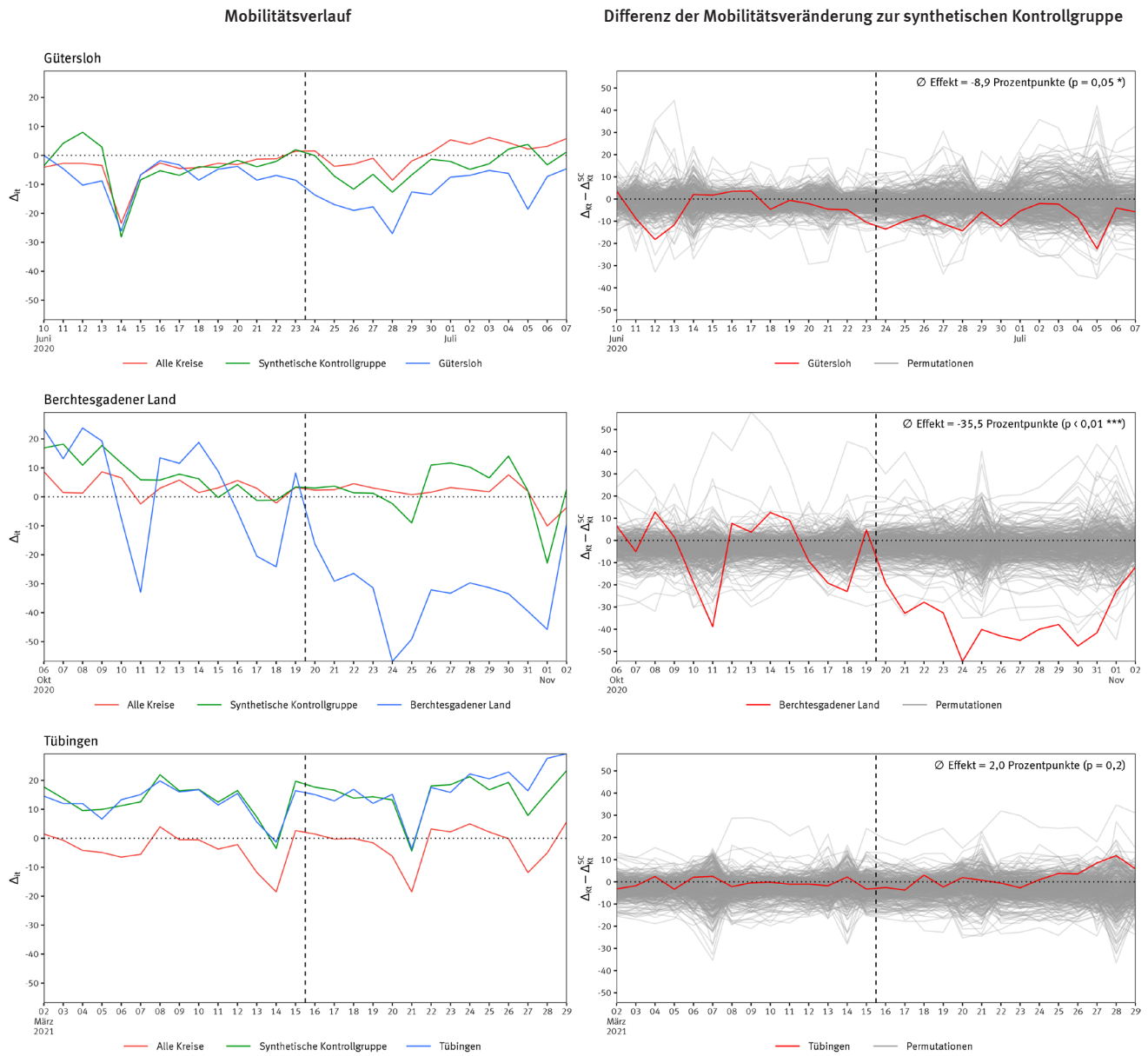
punkten. Unterschiedliche Effektstärken können zum einen durch unterschiedliche Ausgestaltungen der Lockdowns zustande kommen. Zum anderen ließe sich aber auch bei identischen Maßnahmen nicht ohne Weiteres ableiten, inwiefern die Bevölkerung diese tatsächlich umsetzt. Gründe dafür sind, dass strukturelle Unterschiede zwischen Kreisen sowie die Ausgangslage zu Beginn des Lockdowns die Anpassungsfähigkeit einer Region an bestimmte Maßnahmen beeinflussen. So ist der deutliche Rückgang der Mobilität in Berchtesgaden auch darauf zurückzuführen, dass Feriengäste abgereist beziehungsweise ausgeblieben sind.

Die Mobilitätsveränderung in Tübingen ist relativ zur synthetischen Kontrollgruppe zwar leicht positiv, aber nicht signifikant höher als zufällig generierte Effekte. Das unveränderte Mobilitätsaufkommen im Vergleich zur Kontrollgruppe lässt jedoch nicht den Schluss zu, dass das Modellprojekt in Tübingen keine Veränderung des Mobilitätsverhaltens zur Folge hatte. Die Öffnungen könnten zu einer zeitlichen oder räumlichen Verschiebung der Mobilität innerhalb des Kreises geführt haben, oder die Art der Mobilität hat sich möglicherweise verändert, ohne dass die aggregierte Tagesmobilität dies erfasst hat. Tiefergehende Analysen unter Nutzung kleinräumiger, stündlicher Mobilfunkdaten könnten genutzt werden, um lokale Effekte zu identifizieren, die auf Kreisebene nicht sichtbar sind.

11 Ein perfekter Fit der Zielvariable vor der Maßnahmeneinführung ist bei gleichzeitiger Berücksichtigung von Kontrollvariablen weder wünschenswert (Kaul und andere, 2015), noch – in diesem Beispiel – rechnerisch möglich.

Grafik 5

Mobilitätsverlauf und Differenz der Mobilitätsveränderung zwischen Zielkreis und synthetischer Kontrollgruppe
 Zeitraum: 2 Wochen vor und nach der Maßnahmeneinführung



2021 - 0028

7

Fazit und Ausblick

Mobilfunkdaten bieten vielfältige Möglichkeiten zur Analyse von Mobilitätsmustern im Zuge der COVID-19-Pandemie. Anhand eines Datensatzes anonymisierter und aggregierter Bewegungsdaten konnte der Beitrag zeigen, wie sich die Mobilität seit Beginn der Pandemie im März 2020 in Deutschland im Vergleich zum Vorkrisenjahr 2019 entwickelt hat. Ebenso gibt er Hinweise darauf, welche Faktoren regionale und zeitliche Unterschiede in den Veränderungsraten erklären können und wie sich die Daten zur Identifikation kausaler Effekte einzelner Maßnahmen nutzen lassen. Gleichzeitig werden auch einige Einschränkungen deutlich: Fehlende soziodemografische Informationen stellen ein Hindernis für die Analyse von Subgruppen dar, das sich auch durch Verwendung regionaler Informationen nicht beseitigen lässt. Mobilitätsdaten sind zwar ein Indikator für die Zahl persönlicher Kontakte, die vorliegenden Daten erlauben aber keine Rückschlüsse auf die Infektionsrelevanz einzelner Bewegungen. Weitere Erkenntnisse könnten unter anderem durch die Analyse von Daten mit feinerer geografischer und zeitlicher Auflösung erzielt werden. Trotz einiger Unsicherheiten ist es möglich, Informationen auf Grundlage von anonymisierten und aggregierten Mobilfunkdaten bundesweit, aber vor allem auch auf regionaler Ebene als Entscheidungsgrundlage zu nutzen. So lässt sich unter anderem zeigen, welche regionalen Charakteristika mit einem stärkeren oder schwächeren Mobilitätsrückgang während der Pandemie einhergehen. Die Betrachtung einzelner regionaler Maßnahmen ermöglicht es, verschiedene Instrumente hinsichtlich ihrer Auswirkungen auf die Mobilität zu bewerten. Unter Umständen gibt eine solche Bewertung einen frühen Hinweis auf das weitere Infektionsgeschehen. [!!!](#)

LITERATURVERZEICHNIS

Abadie, Alberto/Diamond, Alexis/Hainmueller, Jens. *Synthetic Control Methods for Comparative Case Studies: Estimating the Effect of California's Tobacco Control Program*. In: Journal of the American Statistical Association. Jahrgang 105. Ausgabe 490/2010, Seite 493 ff.

Abadie, Alberto. *Using Synthetic Controls: Feasibility, Data Requirements, and Methodological Aspects*. 2019. In: Journal of Economic Literature (im Erscheinen).

Bonaccorsi, Giovanni/Pierri, Francesco/Cinelli, Matteo/Flori, Andrea/Galeazzi, Alessandro/Porcelli, Francesco/Schmidt, Ana Lucia/Valensise, Carlo Michele/Scala, Antonio/Quattrocioni, Walter/Pammolli, Fabio. *Economic and social consequences of human mobility restrictions under COVID-19*. In: Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America. Jahrgang 117. Ausgabe 27/2020, Seite 15530 ff.

Bundesnetzagentur. *Teilnehmerentwicklung im Mobilfunk*. 2021. [Zugriff am 12. Mai 2021]. Verfügbar unter: www.bundesnetzagentur.de

Dorn, Florian/Fuest, Clemens/Gstrein, David/Peichl, Andreas/Stöckli, Marc. *Corona-Infektionen und die Dunkelziffer: Vergleichen wir Äpfel mit Birnen?* In: ifo Schnelldienst. Ausgabe 12/2020, Seite 1 ff.

Hussain, A. H. M. Belayeth. *Stringency in Policy Responses to Covid-19 Pandemic and Social Distancing Behavior in Selected Countries*. In: Working Paper abgelegt bei SSRN [Social Science Research Network](http://dx.doi.org/10.2139/ssrn.3586319). [Zugriff am 12. Mai 2021]. Verfügbar unter: <http://dx.doi.org/10.2139/ssrn.3586319>.

Kaul, Ashok/Klößner, Stefan/Pfeifer, Gregor/Schieler, Manuel. *Synthetic Control Methods: Never Use All Pre-Intervention Outcomes Together With Covariates*. 2015. [Zugriff am 12. Mai 2021]. Verfügbar unter: <https://mpra.ub.uni-muenchen.de/83790/>

Kloiber, Kevin/Menkhoft, Manuel/Möhrle, Sascha/Peichl, Andreas. *Städte sind stärker von den wirtschaftlichen Folgen der Coronakrise betroffen*. In: ifo Schnelldienst. Ausgabe 5/2021, Seite 53 ff.

Nouvellet, Pierre und andere. *Reduction in mobility and COVID-19 transmission*. In: Nature communications. Jahrgang 12. Ausgabe 1/2021, Seite 1 ff.

Pepe, Emanuele/Bajardi, Paolo/Gauvin, Laetitia/Privitera, Filippo/Lake, Brennan/Cattuto, Ciro/Tizzoni, Michele (2020). *COVID-19 outbreak response: a first assessment of mobility changes in Italy following national lockdown*. Preprint. In: MedRxiv. [Zugriff am 12. Mai 2021]. Verfügbar unter: <https://doi.org/10.1101/2020.03.22.20039933>.

Robbins, Michael/Steven Davenport. *microsynth: Synthetic Control Methods for Disaggregated and Micro-Level Data in R*. In: Journal of Statistical Software. [Zugriff am 11. Mai 2021]. Verfügbar unter: www.jstatsoft.org

LITERATURVERZEICHNIS

Robbins, Michael W./Saunders, Jessica/Kilmer, Beau. *A Framework for Synthetic Control Methods With High-Dimensional, Micro-Level Data: Evaluating a Neighborhood-Specific Crime Intervention*. In: Journal of the American Statistical Association. Jahrgang 112. Ausgabe 517/2017, Seite 109 ff. DOI: [10.1080/01621459.2016.1213634](https://doi.org/10.1080/01621459.2016.1213634)

Santamaria, Carlos/Sermi, Francesco/Spyratos, Spyridon/Iacus, Stefano Maria/Annunziato, Alessandro/Tarchi, Dario/Vespe, Michele. *Measuring the impact of COVID-19 confinement measures on human mobility using mobile positioning data. A European regional analysis*. In: Safety Science. Jahrgang 132, Ausgabe 12/2020, Seite 104925.

Schlosser, Frank/Maier, Benjamin F./Jack, Olivia/Hinrichs, David/Zachariae, Adrian/Brockmann, Dirk. *COVID-19 lockdown induces disease-mitigating structural changes in mobility networks*. In: Proceedings of the National Academy of Sciences. Jahrgang 117. Ausgabe 52/2020, Seite 32883 ff.

Statistisches Bundesamt. *Mobilitätsindikatoren auf Basis von Mobilfunkdaten*. 2021a. Verfügbar unter: www.destatis.de

Statistisches Bundesamt. *Strukturvergleich von Mobilfunkdaten zweier Mobilfunkanbieter*. 2021b. Verfügbar unter: www.destatis.de

Szocska, Miklos/Pollner, Peter/Schiszler, Istvan/und andere. *Countrywide population movement monitoring using mobile devices generated (big) data during the COVID-19 crisis*. In: nature scientific reports. Ausgabe 11, Artikelnummer 5943/2021. <https://doi.org/10.1038/s41598-021-81873-6>

Verwaltungsgerichtshof Baden-Württemberg. *Corona-Verordnung: Nächtliche Ausgangsbeschränkungen ab Donnerstag außer Vollzug; Erfolgreicher Eilantrag gegen Corona-Verordnung*. Pressemitteilung vom 8. Februar 2021. [Zugriff am 25. Mai 2021]. Verfügbar unter: <https://verwaltungsgerichtshof-baden-wuerttemberg.justiz-bw.de>

Vinceti, Marco/Filippini, Tommaso/Rothman, Kenneth J./Ferrari, Fabrizio/Goffi, Alessia/Maffeis, Giuseppe/Orsini, Nicola. *Lockdown timing and efficacy in controlling COVID-19 using mobile phone tracking*. In: EClinicalMedicine. Jahrgang 25. Ausgabe 8/2020, Seite 100457.

Wooldridge, Jeffrey. *Econometric Analysis of Cross Section and Panel Data*. Cambridge/London 2001.

Herausgeber
Statistisches Bundesamt (Destatis), Wiesbaden

Schriftleitung
Dr. Daniel Vorgrimler
Redaktion: Ellen Römer

Ihr Kontakt zu uns
www.destatis.de/kontakt

Erscheinungsfolge
zweimonatlich, erschienen im Juni 2021
Ältere Ausgaben finden Sie unter www.destatis.de sowie in der [Statistischen Bibliothek](#).

Artikelnummer: 1010200-21003-4, ISSN 1619-2907

© Statistisches Bundesamt (Destatis), 2021
Vervielfältigung und Verbreitung, auch auszugsweise, mit Quellenangabe gestattet.