

# 5 Individuelle und regionale Risikofaktoren für hitzebedingte Hospitalisierungen der über 65-Jährigen in Deutschland

Hannah Klauber und Nicolas Koch

C. Günster | J. Klauber | B.-P. Robra | C. Schmuker | A. Schneider (Hrsg.) Versorgungs-Report Klima und Gesundheit.  
DOI 10.32745/9783954666270-5, © MWV Medizinisch Wissenschaftliche Verlagsgesellschaft Berlin 2021

Hitzebedingte Gesundheitsgefahren sind ungleich in der Bevölkerung verteilt. Insbesondere die ältere und vorerkrankte Bevölkerung gilt als gefährdet. Eine effiziente Anpassung an zunehmende Extremtemperaturen im Zuge des Klimawandels setzt Wissen über die Determinanten der Hitze-Vulnerabilität voraus, um eine zielgerichtete Versorgung Schutzbedürftiger sicherzustellen. Ziel der vorliegenden Studie ist deshalb die Identifikation von individuellen und regionalen Risikofaktoren für hitzebedingte Gesundheitsschäden bei der älteren Bevölkerung in Deutschland. Hierfür werden mit statistischen Methoden des maschinellen Lernens die Abrechnungsdaten aller Krankenhausbehandlungen der über 65-jährigen AOK-Versicherten in den Jahren 2008 bis 2018 analysiert. Die Ergebnisse zeigen, dass Hitzetage für etwa ein Viertel der über 65-jährigen ein deutlich erhöhtes Risiko einer Hospitalisierung darstellen. Die besonders vulnerablen Versicherten sind im Durchschnitt häufiger männlich und leiden neben anderen chronischen Vorerkrankungen verstärkt unter Demenz und Alzheimer. Vulnerable leben zudem vermehrt in ländlichen Gebieten mit mehr Altersarmut, in denen weniger Pflegebedürftige ambulant oder stationär versorgt werden und die unter derzeitigen Klimabedingungen weniger von Hitze betroffen sind. Klimaprojektionen

zeigen eine deutlich stärkere Hitzeexposition für viele dieser Orte mit besonders anfälliger Bevölkerung in der Zukunft. Ein ungebremster Temperaturanstieg bis 2100 könnte daher zu einem fünffachen Anstieg der hitzebedingten Hospitalisierungen führen.

Heat-related health hazards distribute unevenly across the population. In particular, the elderly and people with pre-existing conditions are considered to be at risk. Efficient adaptation to more frequent extreme heat events in the course of climate change requires knowledge about the determinants of heat vulnerability to ensure targeted protection of those most in need of it. Therefore, this study aims to identify individual and regional risk factors for heat-related health damage in the elderly population in Germany. Statistical machine learning methods are used to analyze data of all hospital treatments of AOK-insured persons over 65 years of age from 2008 to 2018. The results show that heat days pose a significantly higher risk of hospitalization on about a quarter of the insured individuals. The most vulnerable are, on average, more likely to be male and suffer more from dementia and Alzheimer's disease, among other chronic conditions. They are more likely to live in rural areas with more poverty among the

elderly and fewer care recipients receiving outpatient or stationary assistance. Currently, these areas are less affected by heat, but climate projections show significantly greater heat exposure for many of these places with particularly vulnerable populations in the future. The rise in temperature under unabated climate change could thus lead to a fivefold increase in heat-related hospitalization by 2100.

### 5.1 Einführung

Zunehmende Extremtemperaturen durch den Klimawandel stellen eine Gesundheitsgefahr dar, die sich ungleich auf die globale Bevölkerung verteilt. Die ärmsten Länder sind am härtesten betroffen, doch Hitzewellen der vergangenen Jahre haben deutlicher als je zuvor die Auswirkungen des Klimawandels auch in Ländern mit hohem Einkommen gezeigt. Im außergewöhnlich heißen Sommer 2018 wurden in Europa 104.000 hitzebedingte Sterbefälle gezählt, mehr als in allen anderen WHO-Regionen (Watts et al. 2020). Besonders betroffen von der Hitze war Deutschland. Gemäß dem Lancet Countdown 2020 lagen die absoluten hitzebedingten Mortalitäten im Jahr 2018 nur in China und Indien höher (Watts et al. 2020).

Die Gesundheitsgefahren durch Hitze verteilen sich auch innerhalb einzelner Länder ungleich auf die Bevölkerung. Zu den am stärksten betroffenen Menschen zählen die über 65-Jährigen und Menschen mit Behinderungen und Vorerkrankungen (Campbell et al. 2018). Im Rahmen des Klimawandels werden die Gesundheitsrisiken insbesondere für diese Menschen weiter zunehmen. Für eine effektive Gestaltung von Schutzmaßnahmen muss daher nicht nur das regionale Hitzerisiko, sondern auch die Vulnerabilität der lokalen Bevölkerung berücksichtigt werden. Die Beziehungen zwischen Temperatur und gesundheitlichen Auswirkungen werden von einer Reihe komplexer und interagierender Faktoren beeinflusst, darunter biologische, ökologische, medizinische, soziale und geografische Faktoren (Campbell et

al. 2018). Im Lancet Countdown 2020 wird deshalb eine lokale Planung und Umsetzung von Anpassungs- und Resilienzmaßnahmen gefordert sowie eine Einbeziehung der lokalen Kapazitäten, Ungleichheiten und Verteilung gefährdeter Bevölkerungsgruppen in nationale Anpassungsstrategien (Watts et al. 2020).

Ziel der vorliegenden Studie ist die Charakterisierung der gegenüber Hitze vulnerablen Bevölkerung in Deutschland. Auf Basis der gesamtdeutschen Versicherungsdaten der AOK und hochaufgelösten satellitengestützten Wettermessungen für die Jahre 2008 bis 2018 wird zunächst untersucht, wie unterschiedlich sich Temperaturen von mindestens 30°C auf die Hospitalisierungsrate der über 65-Jährigen auswirken. Anschließend werden Versicherte, die stark bzw. wenig unter Hitze leiden, bezüglich ihrer Vorerkrankungsprofile verglichen. Ergänzend folgt ein geografischer Vergleich zwischen Orten, in denen viele bzw. wenig vulnerable Versicherte leben, bezüglich ihrer infrastrukturellen und sozioökonomischen Eigenschaften. Abschließend wird projiziert, wie sich die Zahl und geografische Verteilung der hitzebedingten Hospitalisierungen in verschiedenen Klimaszenarien bis zum Ende des Jahrhunderts entwickeln. Für politische Entscheidungsträger ist ein Verständnis der individuellen und lokalen Risikofaktoren für hitzebedingte Beschwerden notwendig, damit sie die regionalen Gefahren und die Gesundheitsbedürfnisse der Bevölkerung bei der Gestaltung von Schutzmaßnahmen heute und in der Zukunft zielgerichtet ins Auge fassen können.

Für die Identifikation kausaler Effekte wird die Zufälligkeit im zeitlichen und räumlichen Auftreten von Hitzetagen als ein auf natürliche Weise auftretendes Experiment genutzt. Die Identifikation und Beschreibung heterogener Effekte erfolgt über eine Methode, die auf maschinellen Lernverfahren basiert (Chernozhukov et al. 2018) und unter anderem in der Analyse von Luftverschmutzungseffekten in den USA zum Einsatz gekommen ist (Deryugina et al. 2019).

Die Ergebnisse zeigen, dass Hitzetage mit Temperaturen von mindestens 30°C die Hospitalisierungsrate der AOK-Versicherten über 65 Jahre signifikant erhöhen und dass die Versicherten unterschiedlich betroffen sind. Der individuelle Gesundheitszustand, aber auch strukturelle Eigenschaften des Wohngebiets hängen deutlich mit der Vulnerabilität zusammen. Die vulnerabelsten Versicherten sind im Durchschnitt älter, kränker und häufiger männlich. Gebiete, in denen ein höherer Anteil vulnerabler Versicherter lebt, sind ländlicher, leiden unter mehr Altersarmut und weisen eine geringere Kapazität oder Inanspruchnahme von ambulanter und stationärer Pflege, aber auch eine höhere Hausärztdichte auf. Mit Blick auf die möglichen Entwicklungspfade des Klimawandels zeigt sich, dass unter Klimapolitik gemäß dem Pariser Klimaabkommen der *Status quo* erhalten werden könnte, während anhaltend hohe CO<sub>2</sub>-Emissionen die hitzebedingten Hospitalisierungen bis 2100 um das Fünffache erhöhen könnten.

## 5.2 Daten

### 5.2.1 Gesundheitsdaten

Die vorliegende Analyse basiert auf Daten der AOK-Versicherten, die vom Wissenschaftlichen Institut der AOK (WIdO) anonymisiert bereitgestellt werden. Einbezogen werden die Abrechnungsdaten aller vollstationären und ambulanten Krankenhausbehandlungen (§ 301 Abs. 1 SGB V bzw. § 295 SGB V) für Versicherte über 65 Jahre in den Jahren 2008 bis 2018. Entsprechend dem Auftreten von Hitzetagen werden nur die Monate Mai bis September betrachtet. Durchschnittlich liegen für jedes Jahr Daten zu etwa 5,8 Millionen Versicherten vor. Die Stammdaten enthalten Informationen zum Alter, Geschlecht und Wohnort (5-stellige PLZ). Die Abrechnungsdaten enthalten Informationen zum tagesgenauen Aufnahmedatum einer jeden Krankenhausbehandlung. Auf dieser Ba-

sis wird ein Datensatz erstellt, der für alle Versicherten an jedem Lebenstag im Beobachtungszeitraum angibt, ob eine Krankenhaus-einweisung stattfand oder nicht. Dieser Datensatz wird mit zusätzlichen Informationen zur Morbidität der Versicherten verknüpft. Durch 76 dichotome Variablen wird das Vorliegen verschiedener ICD-10-klassifizierter Gruppen an Vorerkrankungen und ATC-klassifizierter Arzneimitteltherapien erfasst. Die Morbiditätsvariablen wurden vom WIdO für alle Versicherten und jedes Versicherungsquartal auf Basis der Abrechnungsdaten in den acht vorangegangenen Quartalen generiert. Betrachtet werden insbesondere chronische Krankheiten, z.B. chronische Herz- und Atemwegserkrankungen, Diabetes, Demenz und Alzheimer, sowie Erkrankungen, die in Deutschland am häufigsten Grund einer Hospitalisierung in der älteren Bevölkerung sind (Destatis 2017). Versicherte, die in den acht vorigen Quartalen nicht durchgehend versichert sind, werden aus der Analyse ausgeschlossen.

### 5.2.2 Wetter- und Luftverschmutzungsdaten

Die verwendeten Wettervariablen stammen aus dem Datenprodukt ERA5 des Europäischen Zentrums für mittelfristige Wettervorhersagen (EZMW). Die Daten werden stündlich erfasst und decken die Erde in einem Raster mit einer horizontalen Auflösung von 31 km ab. Für die Analyse werden die Messungen für jeden Tag und jedes PLZ-Gebiet aggregiert. Hitzetage werden entsprechend der meteorologisch-klimatologischen Bezeichnung als Tage mit einer Höchsttemperatur von mindestens 30°C definiert. Um mögliche Interaktionseffekte zu berücksichtigen, werden auch ERA5-Wetterdaten zur Wolkenbedeckung, relativen Feuchtigkeit, Ozonbelastung, Windgeschwindigkeit und -richtung sowie zum Niederschlag, Oberflächendruck und vertikalen Luftaustausch einbezogen. Betrachtet wird jeweils der minimale, mittlere und maximale Tagesmesswert.

Zusätzlich werden jährliche Daten zur Feinstaub- ( $\text{PM}_{2.5}$ ) und Stickoxidbelastung ( $\text{NO}_2$ ) herangezogen, um die dauerhafte Exposition gegenüber Luftverschmutzung zu berücksichtigen. Bei den  $\text{PM}_{2.5}$ -Daten handelt es sich um aufbereitete Satellitenmessdaten von Van Donkelaar et al. (2019), die als Raster mit einer horizontalen Auflösung von etwa einem Kilometer verfügbar sind. Die  $\text{NO}_2$ -Daten wurden vom Umweltbundesamt (2020) auf Basis der Daten lokaler Messstationen für die Fläche interpoliert und sind ebenfalls als Raster mit einer horizontalen Auflösung von etwa zwei Kilometern verfügbar. Für die Zukunftsprojektionen werden bereinigte Daten zu den täglichen Höchsttemperaturwerten aus dem Princeton Earth System Model des Geophysical Fluid Dynamics Laboratory (GFDL-ESM4) verwendet, welches eines der globalen Klimamodelle der sechsten Phase des Coupled Model Intercomparison Project (CMIP-6) ist (ISIMIP 2020; Lange 2019).

### 5.2.3 Sozioökonomische, demografische und infrastrukturelle Daten

Insgesamt werden 226 zeitinvariante Variablen zu den demografischen (z.B. Altersstruktur, Haushaltsgröße und Wohnraumfläche), sozioökonomischen (z.B. Statusklasse und Altersarmut) und infrastrukturellen (z.B. Apotheken- und Hausärztedichte, Pflegeversorgung und Distanz zum nächstgelegenen Krankenhaus) Eigenschaften der Wohnorte der Versicherten aus verschiedenen Datenquellen auf der PLZ-Ebene zusammengetragen. Die Rasterdaten des Zensus 2011 der Statistischen Ämter des Bundes und der Länder liefern räumlich hoch aufgelöste Informationen zu den demografischen Eigenschaften der Haushalte. Über OpenStreetMap werden frei verfügbare Geodaten automatisiert abgerufen und teils mithilfe der Google Maps Programmier-Schnittstelle zu Variablen zusammengefasst. Der sozioökonomische Status wird genauer durch eine Variable des Daten-

dienstleisters Acxiom erfasst, welche die Haushalte eines jeden PLZ-Gebietes in neun sozioökonomische Statusklassen kategorisiert. Für die deskriptiven Analysen werden weitere Daten des Bundesamtes für Bauwesen und Raumordnung (BBSR) verwendet. Eine ausführliche Beschreibung aller Variablen ist online verfügbar (<https://mycloud.mcc-berlin.net/index.php/s/PcHcoeBFs4pdAyl>).

## 5.3 Methodik

Der etablierten Literatur (z.B. Karlsson u. Ziebarth 2018; Hsiang 2016; Deschênes u. Greenstone 2011) folgend, nutzt diese Studie einen Regressionsansatz, um Morbiditätsunterschiede zwischen einer von Hitze betroffenen Gruppe (exponierte Gruppe) und einer nicht von Hitze betroffenen Gruppe (Kontrollgruppe) zu identifizieren. Durch die Einbindung sogenannter „Fixed Effects“ werden die Vergleiche auf Beobachtungen innerhalb festgelegter räumlicher und zeitlicher Einheiten beschränkt. Das Auftreten der Hitzeereignisse innerhalb der Einheiten, z.B. in einem Landkreis und einem Jahr, kann als zufällig betrachtet werden. In diesem Fall ist der identifizierte Gruppenunterschied als kausaler Hitzeeffekt interpretierbar. In der vorliegenden exponierten Gruppe befinden sich alle Versicherten an Tagen mit Hitzeexposition, in der Kontrollgruppe alle Versicherten an Tagen ohne Hitzeexposition. Dieselbe Person kann somit in beiden Gruppen enthalten sein.

Zur Schätzung heterogener Hitzeeffekte wird ein von Chernozhukov et al. (2018) entwickeltes Verfahren angewendet, welches im Folgenden skizziert wird. Zunächst werden die Daten zufällig in einen Trainings- und einen Analysedatensatz geteilt, wobei beide Teile etwa 50% der Versicherten abdecken. Auf Basis des Trainingsdatensatzes wird ein Prädiktionsmodell mit einem Gradient-Tree-Boosting-Algorithmus trainiert. Dieses bestimmt die Hospitalisierungswahrscheinlichkeit für alle Ver-

sicherten  $i$  an jedem Tag  $t$  als Funktion der Variablen  $Z_{it}$ .  $Z_{it}$  beinhaltet alle Informationen zu den Versicherten (79 Variablen), den täglichen Wetter- und Luftbedingungen (26 Variablen) und den Wohnortseigenschaften (226 Variablen) sowie Fixed Effects für die Einheiten Monat, Jahr und Landkreis (425 Variablen). Das Prädiktionsmodell wird zweifach geschätzt, einmal für die exponierte Gruppe und einmal für die Kontrollgruppe. Anschließend wird für jede Beobachtung im Analysedatensatz die Hospitalisierungswahrscheinlichkeiten mit beiden Modellen prognostiziert, d.h. einmal so, als wäre die Person  $i$  an Tag  $t$  Hitze ausgesetzt, und einmal so, als wäre dies nicht der Fall. Die Differenz der Prognosen  $\hat{S}(Z_{it})$  entspricht der Veränderung in der Hospitalisierungswahrscheinlichkeit, die auf Hitze zurückzuführen ist, und dient als Proxy für die Vulnerabilität der Versicherten.

Es werden zwei Regressionsmodelle auf Basis des Analysedatensatzes geschätzt. Die erste Gleichung ermittelt den unverzerrten Schätzer des durchschnittlichen Hitzeeffektes und testet, ob Heterogenität, die durch den Vulnerabilitäts-Proxy  $\hat{S}(Z_{it})$  erfasst wird, im Hitzeeffekt vorliegt. Mit der zweiten Gleichung werden die Unterschiede im Hitzeeffekt für sieben unterschiedlich vulnerable Gruppen untersucht. Die Gruppen entsprechen den Perzentilen [0,25), [25,50), [50,75), [75,85), [85,95), [95,99) und [99,100] des Vulnerabilitäts-Proxys  $\hat{S}(Z_{it})$ . Eine ausführliche Beschreibung des methodischen Verfahrens ist online verfügbar (<https://mycloud.mcc-berlin.net/index.php/s/4fFbCzpDYrIFeGe>).

## 5.4 Ergebnisse

### 5.4.1 Der Effekt von Hitzetagen auf die Anzahl der Hospitalisierungen

Zunächst wird untersucht, wie sich Hitzetage im Durchschnitt auf die Hospitalisierungsrate auswirken und ob der Effekt von Hitze Heterogenitäten aufweist. Der Regressionskoeffizient

Tab. 1 Schätzung des bedingten durchschnittlichen Hitzeeffektes. Die Tabelle zeigt die geschätzten Koeffizienten der ersten Regressionsgleichung. Die abhängige Variable ist die tägliche Hospitalisierungsrate je Million Versicherte. Der Parameter  $\beta_1$  misst den durchschnittlichen Effekt eines Hitzetages auf die Hospitalisierungsrate. Ein Ablehnen der Nullhypothese  $\beta_2 = 0$  impliziert, dass Heterogenität präsent ist und der Vulnerabilitäts-Proxy  $\hat{S}(Z_{it})$  Komponenten dieser Heterogenität erfasst. Standardfehler sind auf Ebene der PLZ-Gebiete geclustert und in Klammern angegeben. (\*\*\*)  $p < 0,001$ ; (\*\*)  $p < 0,01$ ; (\*)  $p < 0,05$

	zusätzliche Hospitalisierungen je Million Versicherte (Standardfehler)
$\beta_1$ (Effekt eines Hitzetages)	39,79*** (5,23)
$\beta_2$ (Heterogenität im Hitzeeffekt)	48.854,26*** (10.609,56)
Beobachtungen	506.966.676

$\beta_1$  in Tabelle 1 zeigt, dass ein zusätzlicher heißer Tag mit einer Höchsttemperatur von mindestens 30°C die Hospitalisierung im Durchschnitt um 39,79 (95% KI: 29,53–50,05) Einweisungen je Million Versicherte erhöht.

Der zweite in Tabelle 1 angegebene Koeffizient dient der Heterogenitätsanalyse. Da der Koeffizient mit einem p-Wert deutlich unter 0,001 statistisch hoch signifikant ausfällt, kann die Nullhypothese, dass es keine Unterschiede in der Vulnerabilität gegenüber Hitze unter den Versicherten gibt, abgelehnt werden. Die Variablen zu Demografie, Krankheitsgeschichte und Wohngebietseigenschaften der Versicherten bilden somit einen relevanten Teil der Heterogenität ab.

Abbildung 1 zeigt die durchschnittlichen Hitzeeffekte für sieben Gruppen von Versicherten, für die eine unterschiedliche Vulnerabilität prognostiziert wurde, sowie deren 95%-Konfidenzintervalle. Das Intervall [0,25) umfasst wenig vulnerable Versicherte, also diejenigen

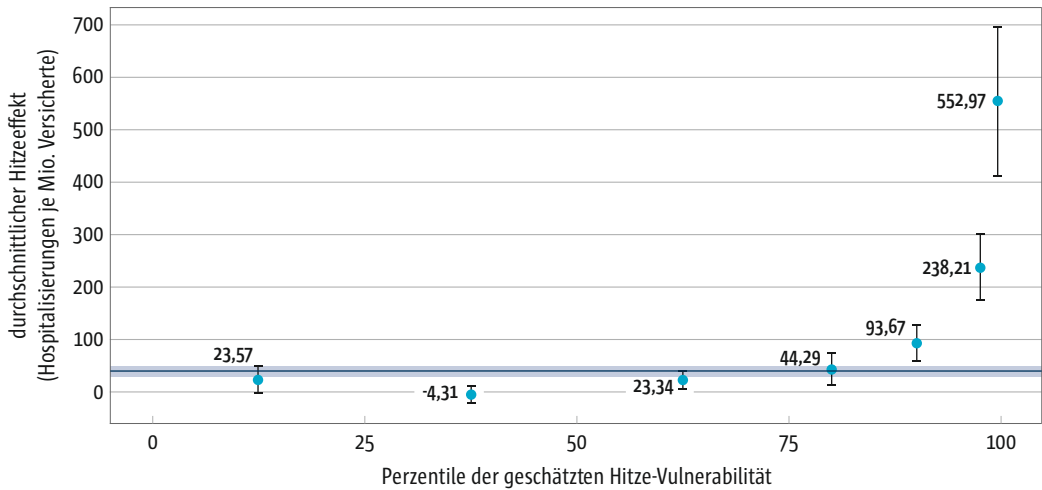


Abb. 1 Die durchschnittlichen Hitzeeffekte für unterschiedlich vulnerable Versichertengruppen. Die Abbildung zeigt die durchschnittlichen Hitzeeffekte für Versicherte in den Perzentilen [0,25), [25,50), [50,75), [75,85), [85,95), [95,99) und [99,100] der prognostizierten Hospitalisierungswahrscheinlichkeit mit 95%-Konfidenzintervallen aus der zweiten Regressionsgleichung. Die horizontale farbige Linie zeigt den mittleren Hitzeeffekt (39,79) aus Tabelle 1 mit 95%-Konfidenzintervall. Standardfehler sind auf der Ebene der PLZ-Gebiete geclustert. Die Zahl der Beobachtungen in der Regression entspricht 506.966.676.

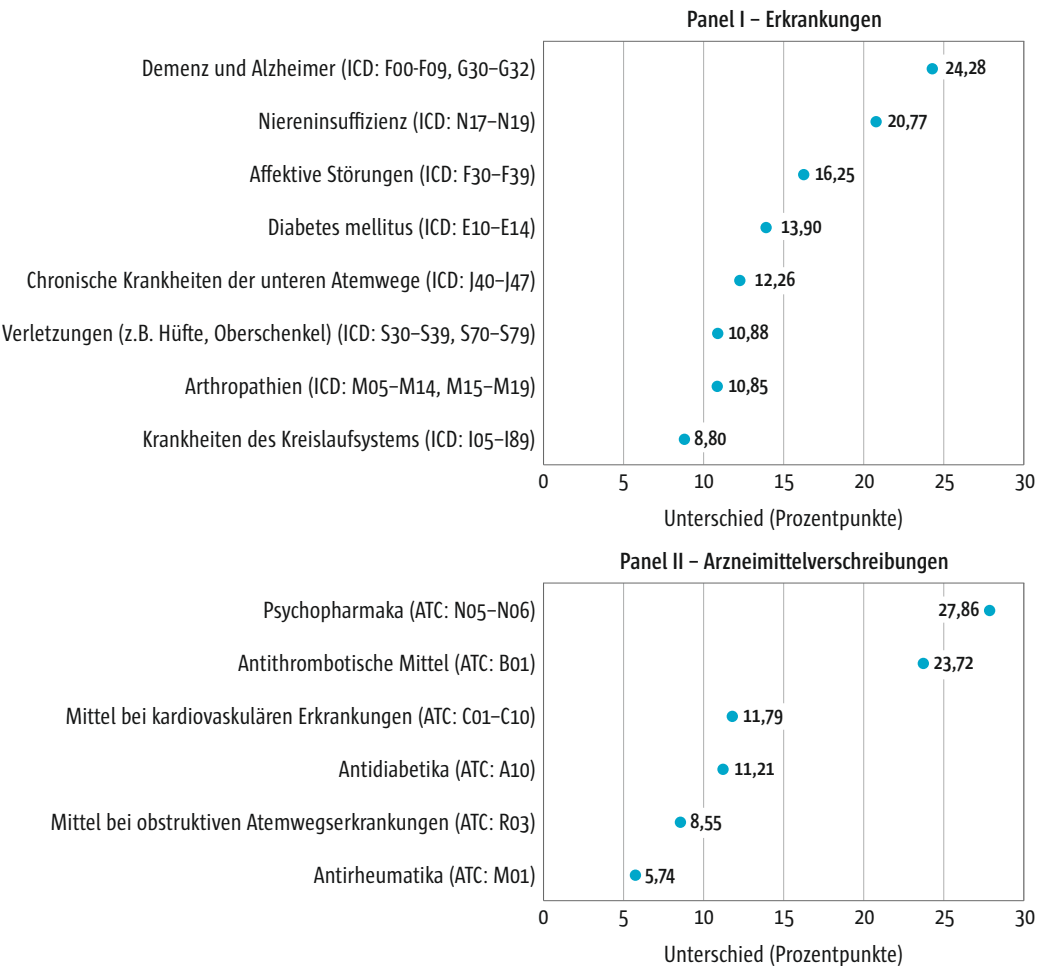
mit der geringsten prognostizierten hitzebedingten Hospitalisierungswahrscheinlichkeit. Versicherte im Intervall [99,100] gehören zu den vulnerabelsten Individuen. Abbildung 1 zeigt, dass Hitze für einen großen Teil der Versicherten im Intervall [0, 75) keinen oder nur einen kleinen Effekt auf die Hospitalisierungswahrscheinlichkeit hat. Dass die Koeffizienten in diesem Bereich nicht kontinuierlich ansteigen, kann darauf hindeuten, dass geringe Hospitalisierungswahrscheinlichkeiten weniger präzise prognostiziert werden. Für die oberen Perzentile nimmt der Hitzeeffekt signifikant und rasant zu. Für die vulnerabelsten 1% der Versicherten steigt die Hospitalisierungsrate an Hitzetagen um 552,96 je Million Versicherte. Dies entspricht fast dem 14-Fachen des durchschnittlichen Hitzeeffektes in Tabelle 1. Im Folgenden werden nur noch Versicherte mit einer prognostizierten Vulnerabilität im oberen 25%-Perzentil als „vulnerabel“ beschrieben. Versicherte im oberen 1%-Perzentil werden zudem als „besonders vulnerabel“ bezeichnet.

### 5.4.2 Charakterisierung der vulnerabelsten Versicherten

Die Gruppe der Bevölkerung, auf die sich die größten Hitzeeffekte konzentrieren, wird nachfolgend näher charakterisiert. Hierzu werden die besonders vulnerablen 1% der Versicherten mit den 75% als nicht vulnerabel eingestufteten Versicherten verglichen. Zunächst zeigt sich, dass die besonders vulnerable Gruppe durchschnittlich signifikant älter und überproportional männlich ist. Der Altersunterschied liegt bei etwa 3,27 Jahren (95% KI: 3,24–3,30), der Unterschied im Anteil der männlichen Versicherten bei 2,97 Prozentpunkten (95% KI: 2,83–3,11). In Abbildung 2 sind zudem die Gruppenunterschiede in Bezug auf verschiedene ärztlich diagnostizierte Vorerkrankungen (Panel I) und Arzneimittelverschreibungen (Panel II) abgebildet.

Insgesamt zeigt sich, dass die besonders vulnerable Gruppe alle betrachteten Erkrankungen und Arzneimittelverschreibungen häufiger





**Abb. 2** Morbiditätsunterschiede zwischen den am stärksten und am wenigsten von Hitze betroffenen Versicherten. Die abgebildeten Koeffizienten geben den durchschnittlichen Unterschied der Versicherten im oberen 1%-Perzentil und den Versicherten bis zum 75%-Perzentil der prognostizierten Vulnerabilität in Bezug auf verschiedene Erkrankungen (Panel I) und verschriebene Arzneimittel (Panel II) an. Die 95%-Konfidenzintervalle der Koeffizienten werden in der Abbildung aufgrund ihrer geringen Größe von den Punktschätzern verdeckt. Die zugrunde liegenden Regressionen basieren auf 385.294.673 Beobachtungen. Standardfehler sind auf der Ebene der PLZ-Gebiete geclustert.

aufweist. Bei den diagnostizierten Erkrankungen liegt der größte Unterschied bei Demenz und Alzheimer. Der Anteil der Versicherten mit diesen Erkrankungen liegt etwa 24 Prozentpunkte höher als in der Vergleichsgruppe. Auch bei affektiven Störungen und der Verschreibung von Psychopharmaka gibt es größere

Gruppenunterschiede. Wie eine Untersuchung von Heimbewohnern im Pflege-Report 2017 zeigt, werden insbesondere Demenzkranken aufgrund von Verhaltensauffälligkeiten häufig Psychopharmaka verabreicht (Thürmann 2017). Demenz geht mit einem höheren Risiko einer Dehydrierung einher (Easterling u. Robbins

2008; Menten 2006; s. Kap. 14). Gleichzeitig stellen zahlreiche Studien fest, dass sich Hitze insbesondere auf Krankheiten auswirkt, die durch Dehydrierung hervorgerufen werden können (Jagai et al. 2017; Li et al. 2015; Bobb et al. 2014). Zu diesen Krankheiten zählt auch die an zweiter Stelle in Abbildung 2, Panel I aufgeführte Niereninsuffizienz.

Der geringste Unterschied zeigt sich im Anteil der kardiovaskulären Erkrankungen. Allerdings ist die betrachtete Gruppe (ICD-10 I05-I89) sehr breit definiert und Mehrfachdiagnosen werden durch die dichotome Variable nicht erfasst. Es ist daher durchaus möglich, dass der Unterschied für spezifische Diagnosegruppen größer oder kleiner ausfällt (Bobb et al. 2014). Hierfür spricht auch die weniger eindeutige Studienlage zu kardiovaskulären Morbiditätseffekten (z.B. Phung et al. 2016; Li et al. 2015). Je nach betrachteter ICD-Gruppe im Kapitel I, werden in den Studien nur teilweise und unterschiedlich stark ausgeprägte Hitzeeffekte identifiziert. Mit Blick auf die Arzneimittel in Abbildung 2, Panel II zeigt sich zudem, dass ein um 23 Prozentpunkte höherer Anteil der Versicherten in der besonders vulnerablen Gruppe antithrombotische Mittel einnimmt, die z.B. zur Vermeidung von Herzinfarkten, Schlaganfällen, Embolien oder Beinvenenthrombose eingesetzt werden.

### 5.4.3 Charakterisierung des Hitzejahrs 2018

Im besonders heißen Jahr 2018 lag der Temperaturdurchschnitt um 2,2 Grad über dem Wert der international gültigen Referenzperiode 1961 bis 1990. Es ist damit das wärmste Jahr seit Messbeginn 1881 (DWD 2018). Insbesondere die Regionen Berlin und Brandenburg und das Rhein-Main-Gebiet waren stark von Hitze betroffen, wie die Verteilung der heißen Tage in Abbildung 3 in Panel I verdeutlicht.

### Geografische Verteilung der vulnerablen Versicherten

Kapitel 5.4.1 und 5.4.2 zeigen, dass Versicherte unterschiedlich vulnerabel gegenüber Hitze sind. Dies hat zur Folge, dass die am stärksten unter Hitze leidenden Menschen nicht zwangsläufig in den am stärksten durch Hitze geprägten Gebieten wohnen müssen. Daher wird im Folgenden die geografische Verteilung der vulnerablen Versicherten für das Jahr 2018 betrachtet.

Panel II in Abbildung 3 zeigt, welcher Anteil der Versicherten je PLZ-Gebiet zur vulnerablen Bevölkerung zählt, das heißt eine prognostizierte Vulnerabilität im oberen 25%-Perzentil aufweist. Wären die vulnerablen Versicherten geografisch gleichmäßig verteilt, würde der Anteil in jedem PLZ-Gebiet genau 25% entsprechen. Anteile unter 25% bedeuten somit, dass die im PLZ-Gebiet Lebenden im Durchschnitt weniger vulnerabel sind als der durchschnittliche AOK-Versicherte. Anteile über 25% zeigen eine überproportional vulnerable Bevölkerung an. Vergleicht man Panel II mit Panel I, deutet sich ein negativer Zusammenhang zwischen der Hitzeexposition und der Vulnerabilität an, der im folgenden Abschnitt quantifiziert wird. Die Abbildung macht jedoch deutlich, dass eine große Dispersion vorliegt, bei der in einigen PLZ-Gebieten gar keine vulnerablen Versicherten wohnhaft sind, während in anderen Gebieten alle Versicherten als vulnerabel eingeordnet werden. Auch lokal bestehen große Unterschiede, die Anteile benachbarter Gebiete unterscheiden sich mitunter stark. Zu beachten ist, dass die prognostizierte Vulnerabilität sowohl vom individuellen gesundheitlichen Zustand als auch den lokalen Angebots- und Versorgungsstrukturen abhängt. Eine hohe Vulnerabilität kann somit einerseits auf eine höhere Morbidität zurückzuführen sein, die das Auftreten von Hitzeschäden begünstigt. Andererseits kann sie auch durch lokale Versorgungsstrukturen bedingt sein.

In Panel III in Abbildung 3 sind die hitzebedingten Hospitalisierungen je Million Versicher-



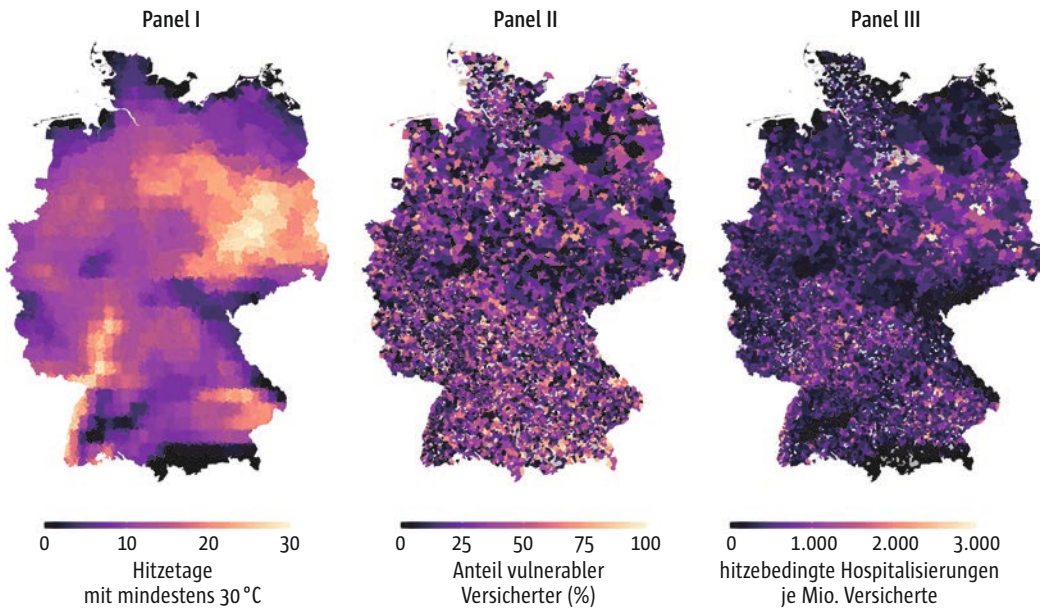


Abb. 3 Geografische Verteilung der Hitzetage, Hitze-Vulnerabilität und hitzebedingten Hospitalisierungen im Jahr 2018. Panel I zeigt die Verteilung der heißen Tage mit Temperaturen von mindestens 30°C. Panel II zeigt den Anteil der Versicherten in jedem PLZ-Gebiet, der vulnerabel gegenüber Hitze ist, d.h. eine prognostizierte Vulnerabilität im oberen 25%-Perzentil aufweist. Panel III zeigt die zusätzlichen durch hitzebedingten Hospitalisierungen je Million Versicherte, die auf Basis der Regressionskoeffizienten in Abbildung 1 für das Gesamtjahr hochgerechnet wurden. Gebiete mit weniger als 100 Versicherten in Panel II und III sind grau eingefärbt.

te für jedes PLZ-Gebiet dargestellt. Die Werte ergeben sich als Summe der Regressionskoeffizienten in Abbildung 1 multipliziert mit dem Anteil der Versicherten je Perzentil und den Hitzetagen in 2018. Kaum betroffen sind die Küstenregion, die Mittelgebirgsschwelle und das südliche Alpenvorland, wodurch sich ein Muster ergibt, das durch zwei Bänder gekennzeichnet ist. Hervor sticht das Gebiet Nuthe-Urstromtal in Brandenburg, welches sowohl stark von Hitze betroffen ist als auch einen hohen Anteil vulnerabler Versicherter aufweist. Die Grafik verdeutlicht, dass die hitzebedingte Hospitalisierung ein Produkt der Hitzebelastung (Panel I) und der Vulnerabilität der lokalen Bevölkerung (Panel II) ist. Noch deutlicher wird dies in Abbildung 4, welche die PLZ-Gebiete in einer Vier-Felder-Matrix anordnet. Die oberen beiden Felder der Grafik umfassen alle Gebiete mit einer überdurch-

schnittlich hohen hitzebedingten Hospitalisierung je Million Versicherte. Die beiden rechten Felder umfassen Gebiete mit überdurchschnittlich vielen Hitzetagen im Jahr 2018. Ließe sich die hitzebedingte Hospitalisierung allein durch die Hitzebelastung erklären, so würden sich die PLZ-Gebiete auf einer Geraden reihen. Die stattdessen sichtbare Streuung veranschaulicht das Vorhandensein heterogener Zusammenhänge. Auf der einen Seite gibt es Gebiete mit einer überdurchschnittlich hohen hitzebedingten Hospitalisierung bei unterdurchschnittlich vielen Hitzetagen, darunter z.B. Ansbach (BY), Böblingen (BW) und Herrenberg (BW). Auf der anderen Seite gibt es Gebiete, die überdurchschnittlich stark von Hitze betroffen sind, aber unterdurchschnittlich viele hitzebedingte Hospitalisierungen aufweisen, darunter z.B. Freital (SN), Bautzen (SN) und Gotha (TH).

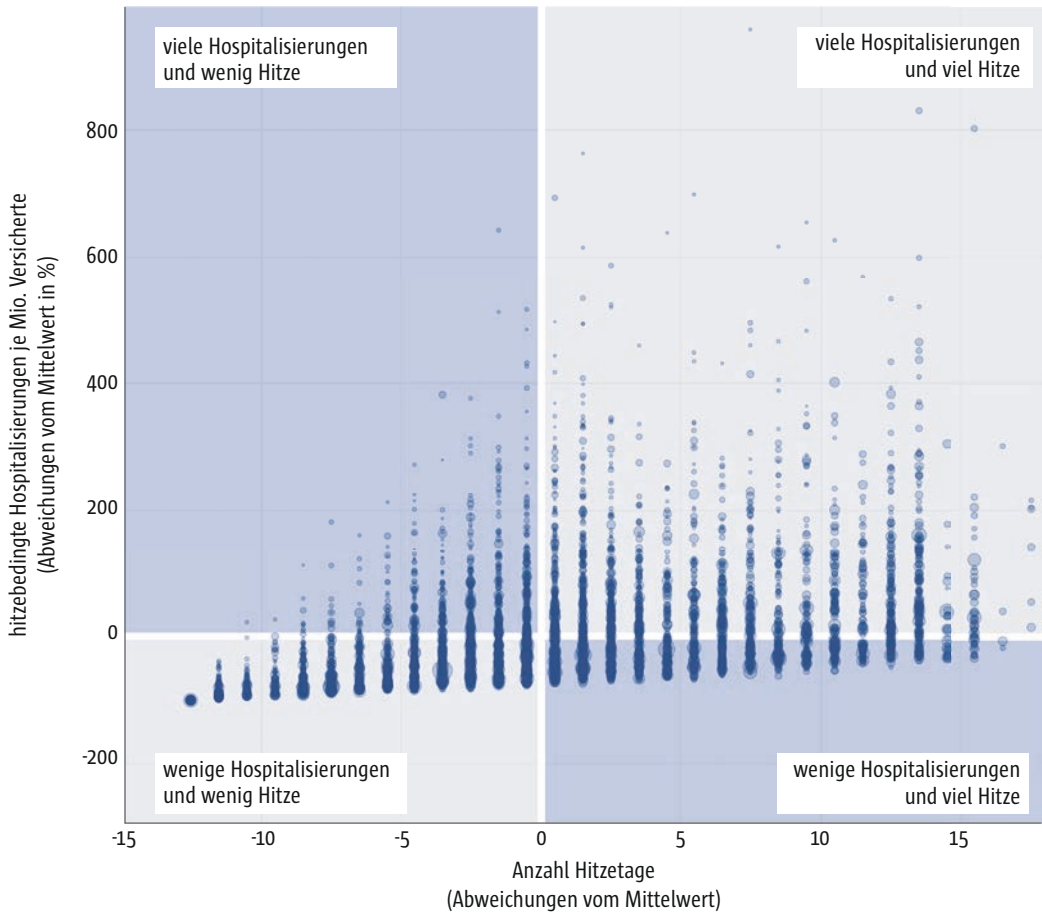


Abb. 4 Vier-Felder-Matrix zur Hitzebelastung und hitzebedingten Hospitalisierung im Jahr 2018. Die Abbildung ordnet die PLZ-Gebiete in einer Vier-Felder-Matrix an. Auf der y-Achse ist die relative Abweichung der zusätzlichen durch Hitze bedingten Hospitalisierungen je Million Versicherte vom Mittelwert angegeben. Auf der x-Achse ist die absolute Abweichung der Zahl der Hitzetage vom Mittelwert angegeben. Die Größe der Kreise ist proportional zur Anzahl der Versicherten im PLZ-Gebiet. Es werden nur Gebiete mit mindestens 100 Versicherten abgebildet.

### Eigenschaften der PLZ-Gebiete mit vielen vulnerablen Versicherten

Im nächsten Schritt wird deskriptiv untersucht, ob lokale sozioökonomische und demografische Faktoren sowie Kennzeichen der lokalen Gesundheitsversorgung den stark unterschiedlichen Anteil der vulnerablen Versicherten in einem PLZ-Gebiet vorhersagen. Hierfür wird eine LASSO-Regression geschätzt, in der

die abhängige Variable die Anzahl der vulnerablen Versicherten im oberen 25%-Perzentil der prognostizierten Vulnerabilität je PLZ-Gebiet ist. Die erklärenden Variablen sind auf der linken Seite von Abbildung 5 aufgelistet. Zusätzlich wird für die Gesamtzahl der Versicherten im PLZ-Gebiet und die Region (Ost-, Süd-, West- und Norddeutschland) kontrolliert. Die abgebildeten Koeffizienten geben die standardisierten Zusammenhänge zwischen den Va-

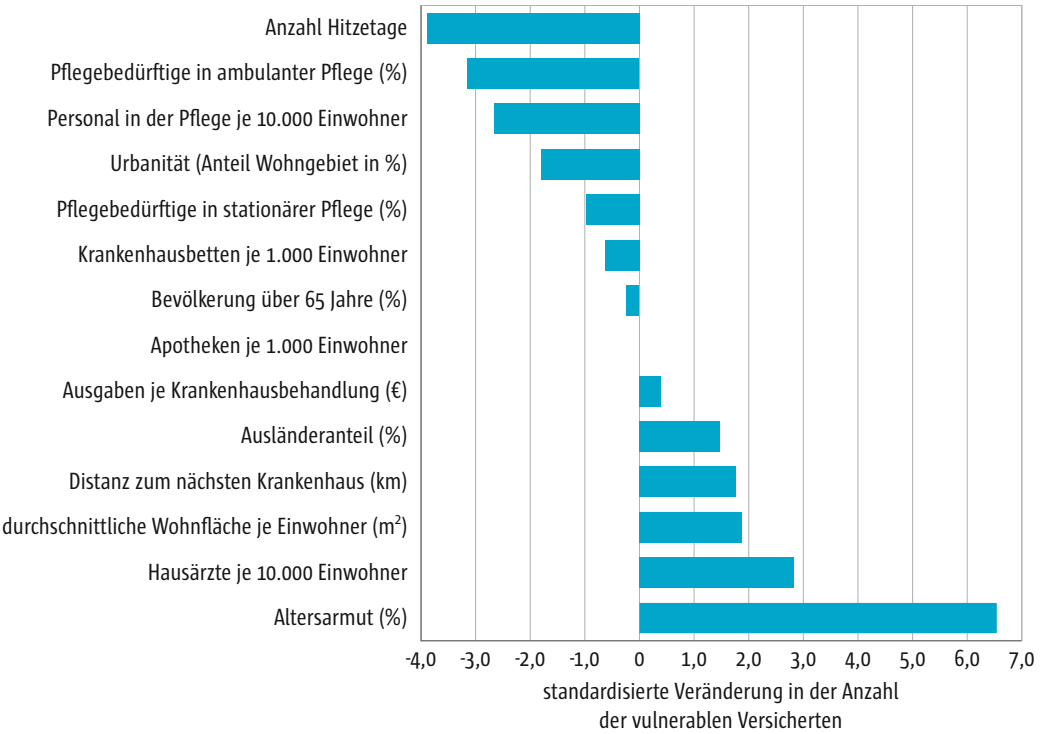


Abb. 5 Zusammenhänge zwischen den Eigenschaften der Wohnorte (PLZ-Gebiete) und der Vulnerabilität der Versicherten. Die Abbildung zeigt, inwiefern Eigenschaften der PLZ-Gebiete die Zahl der vulnerablen Versicherten vorhersagen können. Die geschätzten Koeffizienten stammen aus einer LASSO-Regression, welche die Koeffizienten nicht relevanter Variablen gleich Null setzt. Die Anzahl der heißen Tage bezieht sich auf das Jahr 2018. Die Krankenhausausgaben beziehen sich nur auf die AOK-Versicherten im PLZ-Gebiet und auf das Vorjahr 2017. PLZ-Gebiete mit weniger als 100 Versicherten werden ausgeschlossen. Die Regression basiert auf 7.264 Beobachtungen.

riablen und der Anzahl der vulnerablen Versicherten an. Bei der Interpretation dieser Zusammenhänge ist zu beachten, dass die Koeffizienten keine kausalen Rückschlüsse zulassen. Das bedeutet, dass negativ bzw. positiv assoziierte Wohnorteigenschaften als Indikatoren für Gebiete mit weniger bzw. mehr vulnerablen Versicherten dienen können, sie jedoch in keinem kausalen Zusammenhang mit der Vulnerabilität stehen müssen. Es ist möglich, dass sie lediglich mit einer dritten Variable korrelieren, die wiederum direkten Einfluss auf die Vulnerabilität hat. Leben weniger vulnerable Versicherte in Gebieten mit mehr Krankenhausbetten je Einwohner, kann dies beispiels-

weise damit zusammenhängen, dass diese Gebiete in der Regel urbaner sind und es Unterschiede in der Morbidität und der sonstigen Angebots- und Versorgungslage zwischen dem städtischen und ländlichen Raum gibt.

Die Ergebnisse erhärten, dass vulnerable Versicherte vermehrt in Gebieten mit weniger Hitzetagen leben. Zu den negativ assoziierten Variablen gehören auch alle, die mit der Versorgung von Pflegebedürftigen zusammenhängen. Wird ein größerer Anteil der Pflegebedürftigen durch ambulante Pflegedienste unterstützt oder befindet sich dauerhaft in stationärer Pflege, so ist die Zahl der vulnerablen Versicherten im PLZ-Gebiet geringer. Auch die

Höhe des Personals in der Pflege steht in einem negativen Zusammenhang mit der Vulnerabilität. Weitere negativ korrelierte Variablen sind die Urbanität eines PLZ-Gebietes, die Anzahl der Krankenhausbetten sowie der Anteil der älteren Bevölkerung an der Bevölkerung insgesamt.

In einem positiven Zusammenhang steht die Altersarmut. Auch ist, im Gegensatz zu den anderen Variablen zur Gesundheitsversorgung, die Zahl der niedergelassenen Hausärzte positiv korreliert. Höhere Ausgaben für Krankenhausbehandlungen der Versicherten im Vorjahr könnten auf eine höhere Morbidität der Versicherten hinweisen. Schließlich stehen auch Variablen, die für ländlichere Gegenden typisch sind, wie eine längere Fahrtdistanz zum nächsten Krankenhaus und mehr Wohnraum je Einwohner, in einem positiven Zusammenhang mit der Vulnerabilität gegenüber Hitze.

### 5.4.4 Hitzebedingte Hospitalisierungen im Wandel des Klimas

Durch einen ungebremsen Klimawandel können die Temperaturen in ganz Deutschland zunehmen. Daher ist auch die Vulnerabilität der bislang weniger von Hitze betroffenen Bevölkerung mit Blick auf künftige Entwicklungen von Bedeutung.

Panel I in Abbildung 6 zeigt die künftige Entwicklung der Hitzetage in zwei möglichen Klimaentwicklungsszenarien, welche Grundlage des sechsten Sachstandsberichts des Weltklimarates (IPCC) sind. Die Szenarien stellen eine Kombination aus möglichen Entwicklungspfaden der Treibhausgaskonzentration (Representative concentration pathways – RCPs) auf der einen Seite und der globalen Gesellschaft, Demografie und Wirtschaft (Shared Socioeconomic Pathways – SSPs) auf der anderen Seite dar. Das linke Szenario „SSP1/RCP2.6“ entspricht einem Bestfall-Szenario, bei dem es eine zunehmende Verlagerung hin zu strikter Klimaschutzpolitik gibt und der globale Temperatur-

anstieg bis 2100 unter Einhaltung des Pariser Klimaabkommens deutlich unter 2°C gehalten werden kann. Das Szenario „SSP5/RCP8.5“ rechts daneben stellt ein Schlimmstfall-Szenario dar, bei dem die globale Wirtschaft auf fossilen Brennstoffen basiert, keine Maßnahmen zur Reduktion der CO<sub>2</sub>-Emissionen ergriffen werden und die Temperaturen bis 2100 um 4,7–5,1°C ansteigen. Eine genauere Beschreibung der Szenarien liefert Hausfather (2018). In Abbildung 6 dargestellt sind der Durchschnitt der Hitzetage über die Jahre 2009 bis 2018 und die Projektionen der Hitzetage für die Jahre 2050 und 2100 in beiden Szenarien. In Panel II ist die hochgerechnete hitzebedingte Hospitalisierungsrate je Million Versicherte illustriert. Sie zeigt die Verteilung der Krankenhauseinweisungen, die sich *ceteris paribus* ergeben würde, wenn die AOK-Versicherten aus dem Jahr 2018 in einem Klima wie in 2050 bzw. 2100 leben würden. Zukünftige Adaptionsmaßnahmen an ein verändertes Klima und demografische Entwicklungen werden in der Darstellung nicht berücksichtigt.

Das Gesamtbild verdeutlicht, dass unter Klimapolitik gemäß dem Pariser Klimaabkommen der *Status quo* erhalten werden kann, während die Gesundheitsschäden durch Hitze im Szenario mit hohen CO<sub>2</sub>-Emissionen stark zunehmen. Verglichen mit dem Durchschnitt in den Jahren 2009 bis 2018, würde die Zahl der hitzebedingten Krankenhauseinweisungen bis zum Jahr 2050 bereits um 85% und bis zum Jahr 2100 um 488% steigen. Die Zeitachse in der Mitte der Abbildung verdeutlicht, dass ein Verfehlen des 2°C-Ziels nicht erst für künftige Generationen fatale Gesundheitsfolgen haben kann. Bereits die heute 35-Jährigen werden ihre gesamte Lebensphase ab dem 65. Lebensjahr unter einer Hitzebelastung, die sich zwischen den für 2050 und 2100 abgebildeten Szenarien bewegt, verbringen.

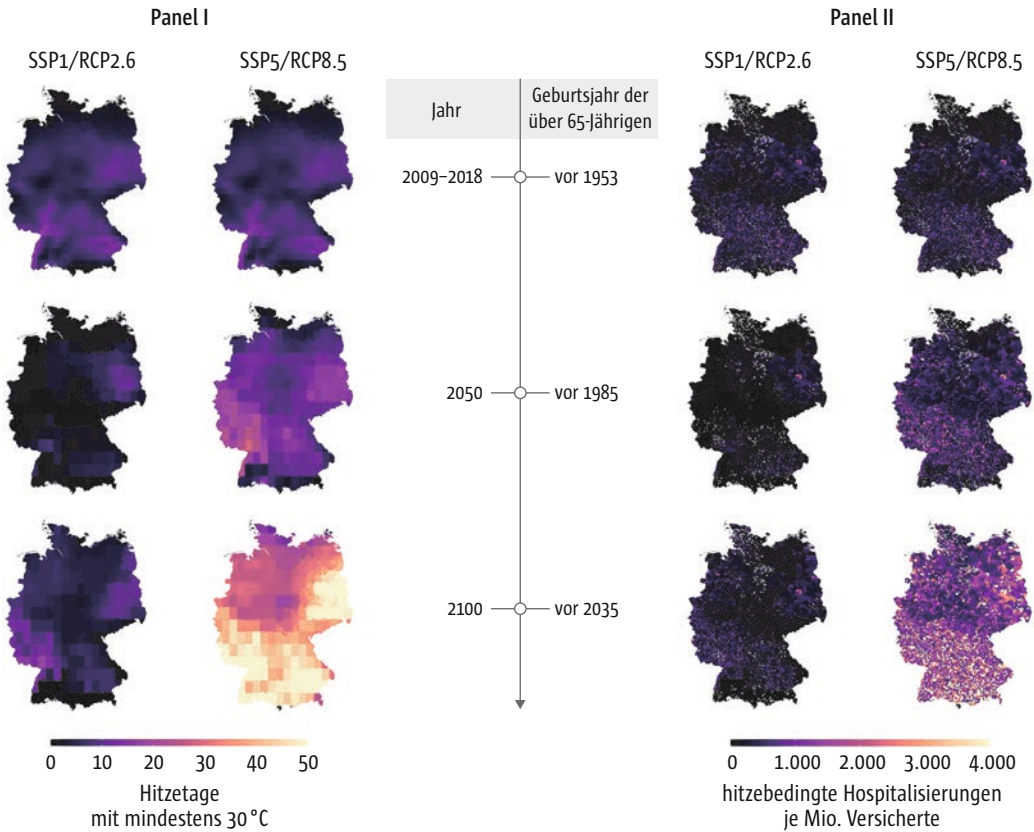


Abb. 6 Projektionen der Hitzetage und hitzebedingten Hospitalisierungen in zukünftige Klimaszenarien. Panel I zeigt die Zahl der Hitzetage mit mindestens 30°C pro Jahr und PLZ-Gebiet, Panel II die Zahl der hitzebedingten Hospitalisierungen je Million Versicherte, Jahr und PLZ-Gebiet. Die hochgerechnete hitzebedingte Hospitalisierungsrate in Panel II basiert auf der prognostizierten Vulnerabilität der Versicherten in 2018 und den Regressionskoeffizienten in Abbildung 1. Die Gebiete mit weniger als 100 Versicherten in Panel II sind grau eingefärbt.

## 5.5 Diskussion

Die vorliegende Studie zeigt, dass Hitzetage mit Temperaturen von mindestens 30°C für etwa ein Viertel der AOK-Versicherten über 65 Jahre ein erhöhtes Risiko einer Hospitalisierung darstellen. Das höchste Risiko konzentriert sich auf eine kleine Versichertengruppe, die gezielt Schutz bedarf. Die besonders vulnerablen 1% der Versicherten sind im Durchschnitt älter, kränker und häufiger männlich als die Versicherten, die kaum von Hitze betroffen sind. In Bezug auf alle betrachteten Vorerkrankungen und

Arzneimittelverschreibungen zeigt sich der größte Unterschied in den Fallzahlen bei Demenz- und Alzheimererkrankungen, was mit dem erhöhten Risiko einer Dehydrierung zusammenhängen könnte (Easterling u. Robbins 2008; Menten 2006).

Mit Blick auf die geografische Verteilung zeigt sich, dass vulnerable Versicherte vermehrt in ländlicheren Gebieten mit weniger Kapazität oder Inanspruchnahme von ambulanter und stationärer Pflege, mehr Altersarmut, aber auch einer höheren Hausärztedichte wohnhaft sind. Diese Zusammenhänge kön-



nen nicht als ursächlich beschrieben, aber im Rahmen möglicher Erklärungen diskutiert werden. Plausibel erscheint, dass Hitzeschäden bei Pflegebedürftigen unter professioneller Betreuung möglicherweise eher verhindert werden als bei Alleinlebenden oder zu Hause durch Angehörige Gepflegten. Dass die Vulnerabilität in ländlichen Gebieten höher ausfällt, könnte auf die Vorerkrankungen der dort lebenden Versicherten, die medizinische Infrastruktur vor Ort wie auch auf den weniger routinierten Umgang mit Hitze, z.B. durch das Fehlen von Warnsystemen und Hitze-Aktionsplänen, zurückzuführen sein (Jagai et al. 2017). Einige Studien zeigen, dass ein niedrigerer sozioökonomischer Status zur Hitzeanfälligkeit beitragen kann (Campbell et al. 2018; Li et al. 2015). Die vulnerablen Versicherten leben verstärkt in Gebieten mit ausgeprägter Altersarmut. Dies könnte darauf hindeuten, dass der Zugriff auf präventive Versorgungsmaßnahmen oder deren Inanspruchnahme nicht einkommensunabhängig ist. Weniger ersichtlich erscheint die positive Korrelation mit der Hausärztedichte. Da dieser Teil der Analyse keine Kausalinterpretation zulässt, müssen die Wohnortseigenschaften in keinem direkten Zusammenhang mit der Vulnerabilität der Versicherten stehen. Sie können dennoch als Indikatoren für Gebiete mit weniger bzw. mehr vulnerablen Versicherten dienen.

Die Analyse zeigt auch, dass vulnerable Versicherte häufiger an Orten leben, die unter derzeitigen Klimabedingungen weniger von Hitze betroffen sind. Projektionen zeigen für die Zukunft jedoch eine deutlich stärkere Hitzeexposition für viele dieser Orte mit besonders anfälliger Bevölkerung. Daher könnte ein ungebremseter Temperaturanstieg bis 2100 zu einem starken Anstieg der hitzebedingten Hospitalisierung führen. Klimapolitische Maßnahmen in den nächsten Jahren werden ausschlaggebend dafür sein, wie viel größer die Hitzelast sein wird, mit der nicht nur kommende Generationen, sondern auch ein großer Teil der heute lebenden Generation im Alter konfrontiert sein wird.

Eine exakte Einordnung des mittleren Hitzeeffektes (39,79 zusätzliche Einweisungen je Million Versicherte und Hitzetag) in die vorhandene epidemiologische und gesundheitsökonomische Literatur ist aufgrund von divergierenden Definitionen von Hitzeereignissen als auch der Betrachtung verschiedener abhängiger Morbiditätsvariablen nicht möglich. Der Effekt liegt jedoch im Spektrum der geschätzten hitzebedingten Hospitalisierungsraten ähnlicher Studien. In ihrer Analyse der über 65-jährigen Versicherten in den USA identifizieren Bobb et al. (2014) statistisch signifikante Effekte für fünf von 214 Diagnosen, die sich auf eine hitzebedingte Hospitalisierungsrate von etwa 12 Einweisungen je Million Versicherte und Hitzewellen-Tag aufsummieren. Karlsson und Ziebarth (2018) erhalten für Deutschland etwas größere Effekte. Für die Altersgruppe 65–75 liegen diese bei fast 70, für die Altersgruppe 75+ zwischen 90 und 100 zusätzlichen Einweisungen je Million Menschen.

Während die absoluten mittleren Hitzeeffekte relativ klein sind, können die Gesundheitslasten bei Hitzewellen mit anhaltend hohen Temperaturen am Tag und in der Nacht deutlich höher ausfallen (Bobb et al. 2014). Zudem ist davon auszugehen, dass die Dosis-Wirkungs-Beziehung zwischen Temperatur und Morbidität bei Temperaturen über und unter 30°C nicht konstant ist und dass durch den Fokus auf kurzfristige Hitzeeffekte Fälle, die erst in den Folgetagen auftreten, nicht erfasst werden (Hsiang 2016; Li et al. 2015; Deschênes u. Greenstone 2011). Diese Aspekte wurden hier nicht untersucht, könnten jedoch Gegenstand weitergehender Analysen sein. Zudem wird durch die Betrachtung von Krankenhauseinweisungen nur ein Bruchteil der insgesamt anfallenden Hitzeschäden in Deutschland erfasst. Eine Analyse weiterer Bevölkerungsgruppen und anderer Versorgungsbereiche wäre aufschlussreich, um die Gesamtkosten durch Hitze im deutschen Gesundheitssystem abschätzen zu können.



## Literatur

- Bobb JF, Obermeyer Z, Wang Y, Dominici F (2014). Cause-specific risk of hospital admission related to extreme heat in older adults. *JAMA* 312(24), 2659–2667.
- Campbell S, Remenyi TA, White CJ, Johnston FH (2018). Heatwave and health impact research: a global review. *Health Place* 53, 210–218.
- Chernozhukov V, Demirer M, Dufo E, Fernandez-Val I (2018). Generic machine learning inference on heterogeneous treatment effects in randomized experiments. *National Bureau of Economic Research* 24678.
- Deryugina T, Heutel G, Miller NH, Molitor D, Reif J (2019). The mortality and medical costs of air pollution: Evidence from changes in wind direction. *American Economic Review* 109(12), 4178–4219.
- Deschênes O, Greenstone M (2011). Climate change, mortality, and adaptation: Evidence from annual fluctuations in weather in the US. *American Economic Journal: Applied Economics* 3(4), 152–85.
- Destatis (2017). Diagnosedaten der Patienten und Patientinnen in Krankenhäusern (einschl. Sterbe- und Stundenfälle) – Fachserie 12 Reihe 6.2.1 – 2016 (letzte Ausgabe – berichtsweise eingestellt). URL: <https://www.destatis.de/DE/Themen/Gesellschaft-Umwelt/Gesundheit/Krankenhaeuser/Publikationen/Downloads-Krankenhaeuser/diagnosedaten-krankenhaus-2120621167004.html> (abgerufen am 16.03.2021)
- DWD (2018). Deutschlandwetter im Jahr 2018. In: Pressemitteilungen des Deutschen Wetterdienstes. URL: [https://www.dwd.de/DE/presse/pressemitteilungen/DE/2018/20181228\\_deutschlandwetter\\_jahr2018\\_news.html](https://www.dwd.de/DE/presse/pressemitteilungen/DE/2018/20181228_deutschlandwetter_jahr2018_news.html) (abgerufen am 16.03.2021)
- Easterling CS, Robbins E (2008). Dementia and dysphagia. *Geriatr Nurs* 29(4), 275–285.
- Hausfather Z (2018). Explainer: How ‘Shared Socioeconomic Pathways’ explore future climate change. URL: <https://www.carbonbrief.org/explainer-how-shared-socioeconomic-pathways-explore-future-climate-change> (abgerufen am 16.03.2021)
- Hsiang S (2016). Climate econometrics. *Annual Review of Resource Economics* 8, 43–75.
- ISIMIP (2020). ISIMIP3b simulation round simulation protocol – all sectors combined. URL: <https://protocol.isimip.org/protocol/ISIMIP3b/index.html#input-data> (abgerufen am 16.03.2021)
- Jagai JS, Grossman E, Navon L, Sambanis A, Dorevitch S (2017). Hospitalizations for heat-stress illness varies between rural and urban areas: an analysis of Illinois data, 1987–2014. *Environ Health* 16(1), 38.
- Karlsson M, Ziebarth NR (2018). Population health effects and health-related costs of extreme temperatures: Comprehensive evidence from Germany. *Journal of Environmental Economics and Management* 91, 93–117.
- Lange S (2019). Trend-preserving bias adjustment and statistical downscaling with ISIMIP3BASD (v1.0). *Geoscientific Model Development* 12, 3055–3070.
- Li M, Gu S, Bi P, Yang J, Liu Q (2015). Heat waves and morbidity: current knowledge and further direction-a comprehensive literature review. *Int J Environ Res Public Health* 12(5), 5256–5283.
- Mentes J (2006). Oral Hydration in Older Adults: Greater awareness is needed in preventing, recognizing, and treating dehydration. *Am J Nurs* 106(6), 40–49.
- Phung D, Thai PK, Guo Y, Morawska L, Rutherford S, Chu C (2016). Ambient temperature and risk of cardiovascular hospitalization: An updated systematic review and meta-analysis. *Sci Total Environ* 550, 1084–1102.
- Thomas G, Ihle P (2014). Stammdaten und Versichertenhistorien. In: Swart E, Ihle P, Gothe H, Matusiewicz D (Hrsg.) *Routinedaten im Gesundheitswesen. Handbuch Sekundärdatenanalyse: Grundlagen, Methoden und Perspektiven*. 28–37. Hans Huber, Bern.
- Thürmann PA (2017). Einsatz von Psychopharmaka bei Pflegebedürftigen. In: Jacobs K, Kuhlmeier A, Greß S, Klauber J, Schwinger A (Hrsg.) *Pflege-Report 2017. Schwerpunkt: Die Versorgung der Pflegebedürftigen*. 119–151. Schattauer, Stuttgart.
- Van Donkelaar A, Martin RV, Li C, Burnett RT (2019). Regional Estimates of Chemical Composition of Fine Particulate Matter using a Combined Geoscience-Statistical Method with Information from Satellites, Models, and Monitors. *Environmental Science & Technology* 53(5), 2595–2611.
- Umweltbundesamt (2020). Kartographische Darstellung der flächenhaften Immissionsbelastung in Deutschland durch Kombination von Messung und Rechnung. Stand: 19. März 2020.
- Watts N, Amann M, Arnell N, Ayeb-Karlsson S, Beagley J, Belesova K, ..., Costello A (2020). The 2020 report of The Lancet Countdown on health and climate change: responding to converging crises. *Lancet*.



**Hannah Klauber**

Seit Beendigung ihres Studiums der Volkswirtschaftslehre an der Humboldt-Universität zu Berlin forscht sie als Doktorandin am Mercator Research Institute on Global Commons and Climate Change (MCC). Im Rahmen ihrer Dissertation, die durch die Deutsche Bundesstiftung Umwelt gefördert wird, beschäftigt sie sich schwerpunktmäßig mit den Gesundheitsfolgen von Umwelteinflüssen.



**Dr. Nicolas Koch**

Der Umweltökonom leitet das Policy Evaluation Lab am Mercator Research Institute on Global Commons and Climate Change (MCC). Seine Forschung nutzt statistische Methoden der Ökonomie, um die Politikgestaltung bei drängenden umwelt- und klimapolitischen Herausforderungen evidenzbasiert zu unterstützen. Nach seinem Studium der Volkswirtschaftslehre promovierte er im Jahr 2013 an der Universität Hamburg.