



Eine Untersuchung der Struktur regionaler Gesundheitseffekte in Deutschland anhand Hierarchischer Bayes Modelle

Peter Eibich¹ • Nicolas R. Ziebarth²

¹ Health Economics Research Centre, Nuffield Department of Population Health, University of Oxford, UK

² Department for Policy Analysis and Management, Cornell University, Ithaca, USA

Hintergrund

Regionale Unterschiede bei den Gesundheitsausgaben und in der Inanspruchnahme der Gesundheitsversorgung werden intensiv in der empirischen Literatur diskutiert. In ihrem bahnbrechenden Artikel „Small Area Variation in Health Care Delivery“ untersuchten Wennberg und Gittelsohn (1973) kleinräumige Unterschiede in den Gesundheitsausgaben im US-Bundesstaat Vermont. Ihre Ergebnisse zeigten, dass nicht nur große Unterschiede zwischen einzelnen Regionen existierten, sondern dass höhere Gesundheitsausgaben zudem nicht systematisch mit besseren Gesundheitsmaßen korrelierten. Dementsprechend werden regionale Unterschiede in der Gesundheitsversorgung häufig als Ineffizienzen interpretiert. Die Ursachen der regionalen Unterschiede zu verstehen, könnte es ermöglichen, das Gesundheitsausgabenwachstum zu begrenzen und gleichzeitig die Gesundheit der Bevölkerung zu verbessern (Wennberg et al., 2002).

Eine Reihe an Folgestudien untersucht ebenfalls regionale Variationen in verschiedenen Gesundheitsmaßen (z. B. Michimi und Wimberly, 2010; Voigtländer et al., 2010). Dazu werden in der Regel Mehrebenenmodelle genutzt, die es erlauben, den Einfluss von individuellen und regionalen Charakteristika auf die Gesundheit getrennt zu schätzen. Riva et al. (2007) merken in ihrer Übersichtsarbeit an, dass dabei zumeist nur die Korrelationen innerhalb einer

Region und nicht mögliche Korrelationen zwischen benachbarten Regionen berücksichtigt würden. Durch die Nichtberücksichtigung der räumlichen Struktur wird implizit die Annahme getroffen, dass die räumlichen Einheiten voneinander unabhängig sind. Diese Annahme ist jedoch häufig nicht gerechtfertigt, da die administrativen Grenzen nicht zwangsläufig die zugrundeliegenden sozialen, ökonomischen oder ökologischen Prozesse widerspiegeln. So kann z. B. die Luftverschmutzung in einer Region ohne weiteres die Gesundheit der Bevölkerung in benachbarten Regionen beeinflussen (siehe z. B. Luechinger, 2009).

Daher greifen neuere Studien zunehmend auf Methoden der räumlichen Statistik und Ökonometrie zurück, die die Modellierung und Schätzung dieser Korrelationen und räumlicher Verteilungen erlauben (z. B. Browning et al., 2003; Felder und Tauchmann, 2013; Sundmacher et al., 2012; Kopetsch und Schmitz, 2014). Solche Studien nutzen in der Regel aggregierte regionale Daten.

Die vorliegende Arbeit beschäftigt sich mit der Modellierung und Schätzung von regionalen Gesundheitsunterschieden in Deutschland. Hierzu werden drei methodische Ansätze miteinander kombiniert – Mehrebenenmodelle, die Bayes-Statistik und die räumliche Ökonometrie. Mehrebenenmodelle erlauben es, den Einfluss individueller und regionaler Charakteristika voneinander zu trennen und so die Zusammenhänge

in der Gesundheit von Einwohnern derselben Region zu berücksichtigen. Die Bayes-Statistik ermöglicht es, räumliche Abhängigkeiten in individuellen Längsschnittdaten zu modellieren. Dies erlaubt es, den Einfluss regionaler Faktoren auf die individuelle Gesundheit zu schätzen und Muster bei den regionalen Gesundheitsunterschieden zu identifizieren.

Daten

Die Studie beruht auf Daten des Sozio-oekonomischen Panels (SOEP). Das SOEP ist eine repräsentative Langzeitbefragung privater Haushalte in Deutschland. Seit 1984 werden alle Mitglieder in teilnehmenden Haushalten jährlich zu einer Reihe von Themen befragt, u. a. Einkommen und Erwerbstätigkeit, Gesundheit sowie Einstellungen und Meinungen. Seit dem Jahr 2000 nehmen jedes Jahr mehr als 20.000 Personen aus mehr als 10.000 Haushalten teil.

Für die vorliegende Arbeit werden Daten der Jahre 2006, 2008 und 2010 genutzt. Als Gesundheitsmaß dient der SF12, der aus zwölf Fragen zu verschiedenen Bereichen der Gesundheit gebildet wird und sowohl den physischen als auch den psychischen Gesundheitszustand berücksichtigt.¹

Um Unterschiede in der Bevölkerungsstruktur zwischen den Regionen herauszurechnen, wird in den Modellen für 16 individuelle Charakteristika kontrolliert, u. a. für demographische Faktoren (z. B. Alter und Geschlecht), die Bildung und Arbeitsmarktbeteiligung, das Gesundheitsverhalten und die Inanspruchnahme der Gesundheitsversorgung.

Die Analyseebene sind Landkreise und kreisfreien Städte. Systematische Unterschiede zwischen den Kreisen werden durch 17 regionale Kontrollvariablen modelliert. Die Informationen hierzu stammen aus der INKAR Daten-

¹ Der SF12 besteht aus zwölf Fragen, aus denen acht verschiedene Skalen gebildet werden, die verschiedene Dimensionen der Gesundheit abbilden, z. B. Vitalität, körperlichen Schmerz oder psychisches Wohlbefinden. Aus diesen acht Skalen werden anhand einer Faktoranalyse zwei Faktoren zur physischen und mentalen Gesundheit gebildet. Für die vorliegende Arbeit wird der Mittelwert der beiden Faktoren als allgemeines individuelles Gesundheitsmaß verwendet.

bank des Bundesinstituts für Bau-, Stadt- und Raumforschung. Dadurch werden Unterschiede in Fläche und Bevölkerungszahl, Lebensstandard, den regionalen Arbeitsmärkten und der Gesundheitsinfrastruktur berücksichtigt.

Im Durchschnitt beinhalten die Daten jeweils 136 individuelle Beobachtungen für jeden der 401 Landkreise (Stand 01.01.2012, für den Kreis Memmingen lagen keine Beobachtungen vor). Um die Sensitivität der Ergebnisse abzuschätzen, werden alle Analysen außerdem zusätzlich auf Ebene der 96 Raumordnungsregionen (ROR) und der 16 Bundesländer durchgeführt. Dies hat keinen Einfluss auf die Ergebnisse der Studie.

Methodik

In einem ersten Schritt wird ein einfaches Mehrebenenmodell mit Methoden der Bayes-Statistik geschätzt. Das Modell lässt sich folgendermaßen formulieren:

$$SF12_{ist} \sim N(\mu_{ist}, \sigma^2)$$

$$\mu_{ist} = \theta + X_{it}\beta + Z_{st}\gamma + c_i + b_s + \delta_t \quad (1)$$

Hierbei repräsentiert X_{it} die 16 individuellen Kontrollvariablen, Z_{st} die regionalen Faktoren und β bzw. γ die dazugehörigen Effekte. c_i sind unbeobachtete individuelle Unterschiede in der Gesundheit, δ_t modelliert Jahreseffekte, und b_s bezeichnet die unbeobachteten regionalen Unterschiede, die sich nicht durch den Einfluss der beobachteten Faktoren Z_{st} erklären lassen. μ_{ist} bezeichnet den erwarteten Gesundheitszustand für Person i im Jahr t und Kreis s , der von den o. g. Faktoren abhängt. σ^2 ist die Varianz der zufälligen und normalverteilten Schätzfehler.

In diesem Modell wird die individuelle Gesundheit von Person i in Jahr t in Abhängigkeit von beobachteten individuellen und regionalen Faktoren modelliert – sowie von unbeobachteten individuellen und regionalen Unterschieden.

Für die Schätzung als Bayes-Modell werden Annahmen über die Verteilung der Parameter getroffen, die das Vorwissen über diese Parameter widerspiegeln (sogenannte „a priori“-Verteilungen). Für die meisten Parameter sind dies sehr vage Verteilungen (z. B. $N(0,10000)$), die allen

plausiblen Parameterwerten in etwa die gleiche Wahrscheinlichkeit einräumen.

Für das einfache Mehrebenenmodell wird die „a priori“-Verteilung für die regionalen Unterschiede folgendermaßen spezifiziert:

$$b_s \sim N(0, \sigma_b^2) \quad (2)$$

Das bedeutet, dass der regionale Effekt in Landkreis s unabhängig von den regionalen Effekten in den umliegenden Landkreisen ist. Dieses Modell wird genutzt, um eine erste Schätzung der regionalen Unterschiede vorzunehmen und die Annahme der räumlichen Unabhängigkeit mithilfe von Statistiken zu überprüfen. Dazu wird zum einen Morans I genutzt, der als räumlicher Autokorrelationskoeffizient interpretiert werden kann (Moran, 1950). Zum anderen wird Gebrauch von sogenannten Local Indicators of Spatial Autocorrelation (LISAs) gemacht, die lokale Varianten von Morans I darstellen (Anselin, 1995).

In einem zweiten Schritt wird die räumliche Korrelation explizit modelliert. Hierzu werden die regionalen Effekte b_s in zwei Komponenten zerlegt:

$$b_s = \varphi_s + \omega_s \quad (3)$$

mit

$$\varphi_s | \varphi_{r \neq s} \sim N(\bar{\varphi}_s, \frac{\sigma_\varphi^2}{m_s})$$

und

$$\omega_s \sim N(0, \sigma_\omega^2).$$

ω_s modelliert dabei die zufällige regionale Variation zwischen den Landkreisen, während φ_s die räumliche Korrelation modelliert (Besag et al., 1991; Mollié, 1996). Dabei ist der „Klumpungseffekt“ φ_s für Kreis s abhängig vom Durchschnitt der Effekte in den benachbarten Kreisen

$$\bar{\varphi}_s = m_s^{-1} \sum_{r \in \eta_s} \varphi_r$$

sowie der Anzahl der Nachbarn m_s .

In einem letzten Schritt wird dieses Modell um eine zeitliche Komponente erweitert, d. h. die regionalen Effekte in Gleichung (3) variieren nun zwischen den Jahren.

Die beschriebenen Modelle werden mithilfe des „Gibbs samplers“ in der Software WinBUGS geschätzt. Zur Beurteilung der Modellgüte wird das sogenannte „Deviance Information Criterion“ (DIC) herangezogen, welches sowohl die Vorhersagefehler eines Modells als auch die Komplexität des Modells berücksichtigt.

Ergebnisse

Abbildung 1 zeigt die regionalen Unterschiede in der Gesundheit, korrigiert um demographische Einflüsse des Alters sowie des Geschlechts der zugrunde liegenden Bevölkerung.² Dabei wurden die Kreise – basierend auf den Werten der regionalen Effekte – in fünf gleichgroße Klassen (Quintile) unterteilt, die auf der Karte farblich dargestellt sind. Kreise mit überdurchschnittlicher Gesundheit sind dabei in Grüntönen dargestellt, während Kreise mit einem durchschnittlich niedrigeren Gesundheitszustand in Rottönen dargestellt sind.

Abbildung 1 verdeutlicht starke regionale Unterschiede – die regionalen Abweichungen vom Durchschnitt betragen bis zu 40 % einer Standardabweichung des Gesundheitsmaßes in beide Richtungen. Die Karte zeigt ebenfalls, dass es größere Gruppen von Kreisen mit positiven und negativen Gesundheitseffekten gibt („Klumpung“).

Im nächsten Schritt wird eine Vielzahl individueller und regionaler Unterschiede in den Ergebnissen berücksichtigt; es wird jedoch weiterhin die räumliche Unabhängigkeit dieser Effekte unterstellt. Dies entspricht dem in Gleichung 1 dargestellten Modell. Die geschätzten regionalen Effekte aus diesem Modell sind in Abbildung 2 visualisiert. Wie zu sehen ist, sind die regionalen Unterschiede auch nach Herausrechnung von Differenzen im Gesundheitsverhalten (z. B. Tabak- und Alkoholkonsum) sehr stark, und betragen bis zu 0,38 Standardabweichungen. Die Berücksichtigung von 16 verschiedenen individuellen Faktoren (u. a. Bildung, Erwerbstätigkeit und Gesundheitsverhalten) und 17

² Die Ergebnisse beruhen auf einer vereinfachten Version des Modells in Gleichung 1, indem lediglich für Alter und Geschlecht kontrolliert wird, d. h. in diesem Modell werden keine weiteren individuellen und regionalen Variablen berücksichtigt.

regionalen Faktoren (u. a. den Urbanisierungsgrad oder die Arbeitslosenquote) verändert zudem das beobachtete räumliche Muster kaum. Im Durchschnitt ist der Gesundheitszustand im Osten Deutschlands geringer als im Westen. Zudem ist eine Klumpung von Regionen mit hoher Bevölkerungsgesundheit zu identifizieren: im Nordwesten (um Hannover und Hamburg), im Westen (um Köln) und im Südwesten (in Rheinland-Pfalz). Eine regionale, geklumpete, geringere Gesundheit der Bevölkerung tritt gehäuft im Südosten (in Niederbayern), in Mitteldeutschland (Thüringen) sowie im Nordosten (Mecklenburg-Vorpommern und Brandenburg) auf. Diese Häufung legt nahe, dass die Gesundheitseffekte räumlich korreliert sind. Dies wird im nächsten Schritt mithilfe von Morans I überprüft. Dabei werden Kreise als benachbart

definiert, wenn sie eine gemeinsame Grenze haben. Unter dieser Definition ist $I=0,18$ und statistisch hochsignifikant. Damit kann die Annahme räumlicher Unabhängigkeit verworfen werden.

Folglich wird nun im dritten Modellierungsansatz die räumliche Korrelation mit Hilfe des in Gleichung (3) dargestellten Modells explizit modelliert. Die Ergebnisse dieses optimierten Modells sind in Abbildung 3 dargestellt. Die Karte zeigt hierbei lediglich den räumlich korrelierten Teil der regionalen Unterschiede. Dadurch sind die geschätzten Werte etwas kleiner (ca. 25 % einer Standardabweichung), verlaufen jedoch auch geographisch ebener. Abbildung 3 zeigt deutlich, dass im Nordwesten und Südwesten die Bevölkerung überdurchschnittlich gesund

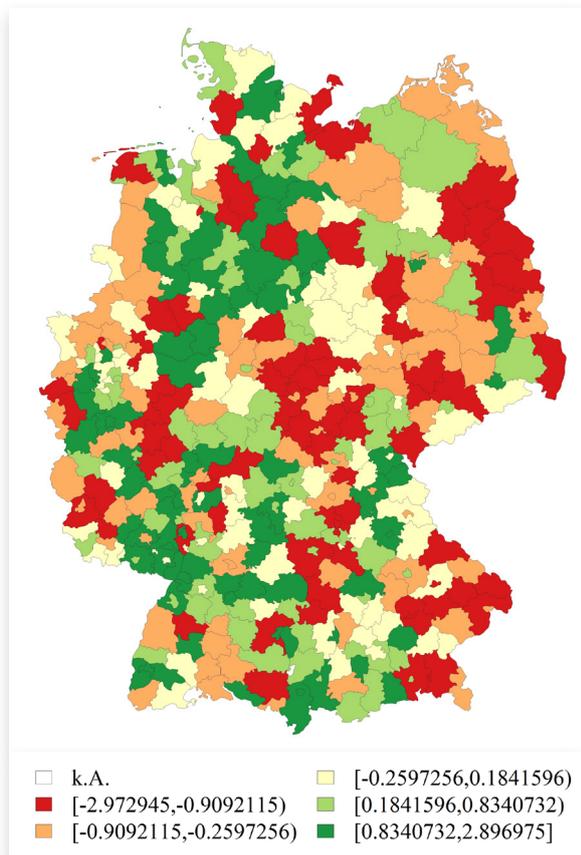


Abbildung 1: Regionale Unterschiede im individuellen Gesundheitszustand auf Ebene der Landkreise und kreisfreien Städte. Die Abbildung zeigt die geschätzten regionalen Effekte nach Berücksichtigung eines kubischen Alterstrends und des Geschlechts. Die Werte sind in fünf gleichgroße Klassen unterteilt. Grüntöne stehen für positive Gesundheitseffekte, während Rottöne für negative Effekte stehen. Quellen: SOEP v28, INKAR, eigene Berechnungen.

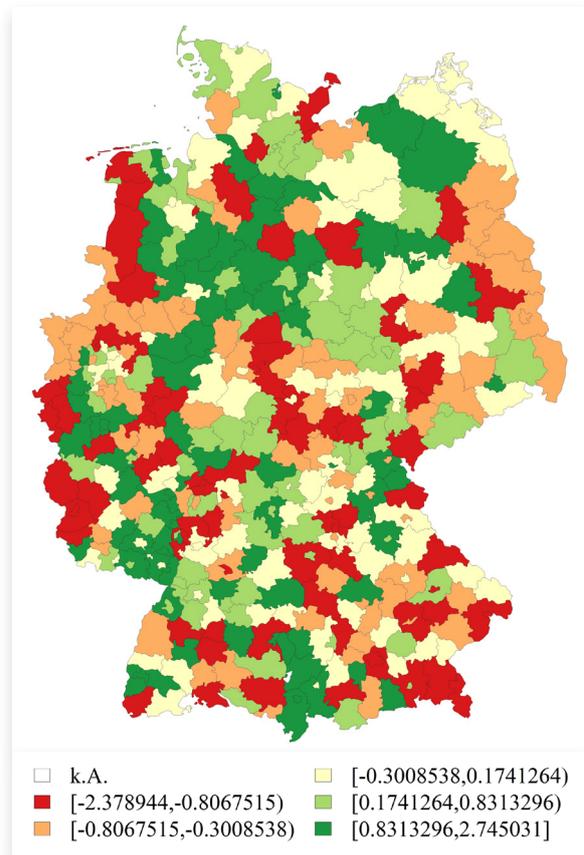


Abbildung 2: Regionale Unterschiede im individuellen Gesundheitszustand auf Ebene der Landkreise und kreisfreien Städte. Die Abbildung zeigt die unbeobachteten regionalen Unterschiede nach Berücksichtigung von 16 individuellen und 17 regionalen Faktoren. Die Werte sind in fünf gleichgroße Klassen unterteilt. Grüntöne stehen für positive Gesundheitseffekte, während Rottöne für negative Effekte stehen. Quellen: SOEP v28, INKAR, eigene Berechnungen.

ist. Im Gegensatz dazu finden sich im Osten und Südosten zumeist niedrige Werte. Dies ist umso erstaunlicher, da in diesem Modell 16 individuelle und 17 regionale Faktoren herausgerechnet wurden. Dies könnte daraufhin deuten, dass wichtige regionale Einflüsse im Modell nicht berücksichtigt sind (z. B. Umweltfaktoren wie die Luftverschmutzung).

Außerdem zeigen die kompletten Schätzungen, dass regionale Faktoren statistisch signifikant mit dem Gesundheitszustand assoziiert sind. So sind im optimierten Modell (welches zeitliche Veränderungen in den regionalen Unterschieden modelliert) die Arbeitslosenquote, das BIP je Einwohner und der Durchschnittspreis für öffentliches Bauland statistisch signifikant mit der Gesundheit assoziiert. Dies zeigt, dass Einwohner

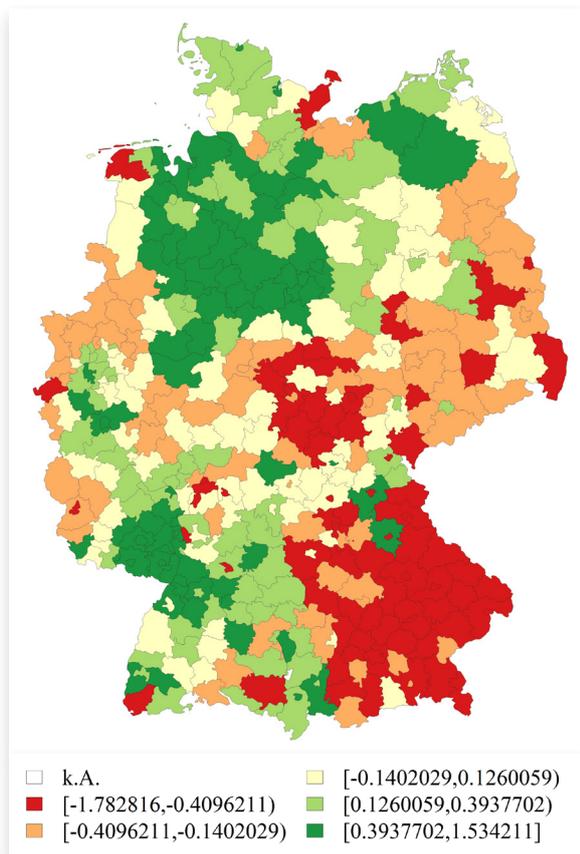


Abbildung 3 zeigt den räumlich korrelierten Teil der regionalen Unterschiede im individuellen Gesundheitszustand nach Berücksichtigung von 16 individuellen und 17 regionalen Faktoren. Die Werte sind in fünf gleichgroße Klassen unterteilt. Grüntöne stehen für positive Gesundheitseffekte, während Rottöne für negative Effekte stehen. Quellen: SOEP v28, INKAR, eigene Berechnungen.

in wohlhabenderen Regionen im Durchschnitt gesünder sind als Einwohner von strukturell benachteiligten Regionen. Die in Abbildung 2 und 3 dargestellten Ergebnisse sind als interaktive Karten im Versorgungsatlas verfügbar.

Schlussfolgerung

Die vorliegende Studie zeigt, dass selbst nach Berücksichtigung zahlreicher individueller und regionaler Merkmale starke regionale Unterschiede im Gesundheitszustand in Deutschland existieren. Dies deutet daraufhin, dass wichtige unbeobachtete regionale Einflüsse existieren. Überraschenderweise lässt sich selbst 20 Jahre nach der deutschen Wiedervereinigung ein klares Ost-West-Gefälle im Gesundheitszustand feststellen. Zudem zeigen die Modelle, dass regionale ökonomische Faktoren wie die Arbeitslosenquote oder das Bruttoinlandsprodukt (BIP) pro Einwohner mit der körperlichen und mentalen Gesundheit in einem signifikanten Zusammenhang stehen. Im Zusammenhang mit den starken regionalen Unterschieden deutet dies darauf hin, dass lokale Politikmaßnahmen die öffentliche Gesundheit in benachteiligten Regionen gezielt verbessern könnten. Zudem sind durch solche Gesundheitsinitiativen positive Nachbarschaftseffekte auf benachbarte Regionen zu erwarten.

Literatur

1. Besag, J., York, J.C., Mollié, A., 1991. Bayesian image restoration with two applications in spatial statistics (with discussion). *Ann. Inst. Stat. Math.* 43 (1), 1-59
2. Browning, C.R., Cagney, K.A., Wen, M., 2003. Explaining variation in health status across space and time: implications for racial and ethnic disparities in self-rated health. *Soc. Sci. Med.* 57 (7), 1221-1235
3. Felder, S., Tauchmann, H., 2013. Federal state differentials in the efficiency of health production in Germany: an artifact of spatial dependence? *Eur. J. Health Econ.* 14 (1), 21-39

4. Kopetsch, T., Schmitz, H., 2014. Regional variation in the utilisation of ambulatory services in Germany. *Health Econ.* 23(12), 1481-1492
5. Luechinger, S., 2009. Valuing Air Quality Using the Life Satisfaction Approach. *Econ. J.* 199(536), 482-515
6. Michimi, A., Wimberly, M.C., 2010. Spatial patterns of obesity and associated risk factors in the conterminous U.S. *Am. J. Prev. Med.* 39 (2), e1-e12
7. Mollié, A., 1996. Bayesian mapping of disease. In: Lawson, A., Biggeri, A., Bohning, D., Lesaffre, E., Viel, J.F., Bertollini, R. (Eds.), *Markov Chain Monte Carlo in Practice: Interdisciplinary Statistics*. Chapman and Hall, London, pp. 359-379
8. Riva, M., Gauvin, L., Barnett, T.A., 2007. Toward the next generation of research into small area effects on health: a synthesis of multilevel investigations published since July 1998. *J. Epidemiol. Community Health* 61 (10), 853-861
9. Sundmacher, L., Gaskins, M., Hoffman, K., Busse, R., 2012. Spatial distribution of avoidable cancer mortality. *J. Public Health* 20 (3), 279-288
10. Voigtländer, S., Berger, U., Razum, O., 2010. The impact of regional and neighbourhood deprivation on physical health in Germany: a multilevel study. *BMC Public Health* 10, 403
11. Wennberg, J., Gittelsohn, A., 1973. Small area variations in health care delivery. *Science*, 182 (4117), 1102-1108
12. Wennberg, J., Fisher, E., Skinner, J.S., 2002. Geography and the debate over Medicare reform. *Health Aff.* 21, W96-W114 (2, Suppl. Web Exclusive)

Schlagworte („Keywords“)

Räumliche Gesundheitseffekte, Hierarchische Bayes Modelle, Deutschland, Sozio-ökonomisches Panel, SOEP-SF 12

Zitierweise

Eibich P, Ziebarth NR. Eine Untersuchung der Struktur regionaler Gesundheitseffekte in Deutschland anhand Hierarchischer Bayes Modelle. Zentralinstitut für die kassenärztliche Versorgung in Deutschland (Zi), Versorgungsatlas-Bericht Nr. 15/20. Berlin, 2015. Link: <http://www.versorgungsatlas.de/themen/alle-analysen-nach-datum-sortiert/?tab=6&uid=70>

Die Originalpublikation wurde bereits 2014 in *Regional Science and Urban Economics* veröffentlicht: Peter Eibich, Nicolas R Ziebarth. Examining the structure of spatial health effects in Germany using Hierarchical Bayes Models. *Reg Sci Urban Econ* 2014; 49: 305-320. DOI: 10.1016/j.regsciurbeco.2014.06.005.