

Brunori, Paolo; Hufe, Paul; Mahler, Daniel

**Article**

## Wurzeln der Ungleichheit – Ist Ungleichheit gleich ungerecht?

ifo Schnelldienst

**Provided in Cooperation with:**

Ifo Institute – Leibniz Institute for Economic Research at the University of Munich

*Suggested Citation:* Brunori, Paolo; Hufe, Paul; Mahler, Daniel (2018) : Wurzeln der Ungleichheit – Ist Ungleichheit gleich ungerecht?, ifo Schnelldienst, ISSN 0018-974X, ifo Institut - Leibniz-Institut für Wirtschaftsforschung an der Universität München, München, Vol. 71, Iss. 05, pp. 18-22

This Version is available at:

<https://hdl.handle.net/10419/181073>

**Standard-Nutzungsbedingungen:**

Die Dokumente auf EconStor dürfen zu eigenen wissenschaftlichen Zwecken und zum Privatgebrauch gespeichert und kopiert werden.

Sie dürfen die Dokumente nicht für öffentliche oder kommerzielle Zwecke vervielfältigen, öffentlich ausstellen, öffentlich zugänglich machen, vertreiben oder anderweitig nutzen.

Sofern die Verfasser die Dokumente unter Open-Content-Lizenzen (insbesondere CC-Lizenzen) zur Verfügung gestellt haben sollten, gelten abweichend von diesen Nutzungsbedingungen die in der dort genannten Lizenz gewährten Nutzungsrechte.

**Terms of use:**

*Documents in EconStor may be saved and copied for your personal and scholarly purposes.*

*You are not to copy documents for public or commercial purposes, to exhibit the documents publicly, to make them publicly available on the internet, or to distribute or otherwise use the documents in public.*

*If the documents have been made available under an Open Content Licence (especially Creative Commons Licences), you may exercise further usage rights as specified in the indicated licence.*

Paolo Brunori, Paul Hufe und Daniel Mahler\*

# Wurzeln der Ungleichheit

## Ist Ungleichheit gleich ungerecht?

Nicht erst seit der vergangenen Bundestagswahl gibt es in Deutschland eine öffentliche Diskussion, wie es hierzulande um die soziale Gerechtigkeit bestellt ist. Ist es in der Tat »Zeit für mehr Gerechtigkeit«?<sup>1</sup>

In der breiten Debatte wird hierbei oft auf die Entwicklung der Einkommensungleichheit rekurriert. Während linksliberale Kommentatoren aus historisch hoher Ungleichheit in Bruttoeinkommen ein Gerechtigkeitsproblem ableiten (vgl. The World Inequality Lab 2018), verweisen konservative Kommentatoren diese Interpretation ins Reich der Fabeln (vgl. Fuest 2018). Um die Gerechtigkeitsfrage sinnvoll zu beantworten, ist ein Vergleich mit historischen oder internationalen Referenzpunkten jedoch nur bedingt zielführend. Vielmehr gilt es zunächst zu klären, was unter Gerechtigkeit verstanden werden soll. Welche Charakteristika sollte eine ideale Einkommensverteilung aufweisen, so dass wir von einer gerechten Gesellschaft sprechen würden? Nach Klärung dieser Zielvorstellung gilt es im zweiten Schritt, die jeweilige Gerechtigkeitskonzeption messbar zu machen. Wie sonst will man bewerten, ob eine bestimmte Reform ein Schritt in die richtige Richtung oder doch ein Schuss ins Leere war?

Im vorliegenden Beitrag fokussieren wir uns auf den zweiten Schritt des oben skizzierten Vorgehens. Im Besonderen stellen wir ein neues Messkonzept für ein weit verbreitetes Gerechtigkeitsideal vor: die Idee der Chancengerechtigkeit.

### CHANGENERECHTIGKEIT

Chancengerechtigkeit bedeutet, dass Erfolgsaussichten, wie zum Beispiel in Bildung und Beruf, die Möglichkeit zur Einkommenserzielung oder auch die individuelle Gesundheit, nicht von Faktoren abhängen sollen, die sich dem persönlichen Einfluss entziehen. Beispielsweise wählt niemand die Ausprägung seiner Geschlechtsmerkmale bei der Geburt. Weder werden wir gefragt, ob wir in einem reichen oder armen Elternhaus aufwachsen wollen, noch können wir beeinflussen, ob wir einen Migrationshintergrund haben oder nicht. Phänomene wie der Gender-Pay-Gap (vgl. Blau und Kahn 2017), die Quasi-Vererbung von Bildungserfolg (vgl. Black et al. 2005) oder auch die strukturelle Benachteiligung von Menschen mit Migrationshintergrund (vgl. Lüdemann und Schwerdt 2013) sind also nicht mit einer chancengerechten Gesellschaft vereinbar. Auf der anderen Seite ist das Konzept der Chancengerechtigkeit stark mit der Idee persönlicher Ver-

antwortung verbunden. Sofern Unterschiede zwischen Individuen deren persönlichen Anstrengungen zuzuschreiben sind, widerspricht die Existenz von Ungleichheit nicht dem Ideal der Chancengerechtigkeit.

Die wissenschaftliche Literatur zur Chancengerechtigkeit hat ihren Ausgangspunkt in einem philosophischen Diskurs über die angemessene »Währung der Gerechtigkeit«.<sup>2</sup> Ausgehend von den Arbeiten John Roemers (1998) erfreut sich das Konzept der Chancengerechtigkeit auch zunehmender Aufmerksamkeit in der ökonomischen Fachliteratur (vgl. Roemer und Tanroy 2015). Um jedoch zu beweisen, dass die Idee der Chancengerechtigkeit mehr als nur ein akademisches Fingerspiel ist, genügt ein Blick in die Wahlprogramme anlässlich der vergangenen Bundestagswahl. In jedem Wahlprogramm der im Bundestag vertretenen Parteien finden sich Referenzen auf eine chancengerechte Gesellschaft. Auch in der internationalen Staatengemeinschaft ist die Idee einer sozial gerechten Gesellschaft eng mit dem Ideal der Chancengerechtigkeit verknüpft. Auf ihrer Homepage zum Welttag der sozialen Gerech-

\* Paolo Brunori, University of Florence, Paul Hufe, ifo Institut, Daniel Gerszon Mahler, University of Copenhagen.

<sup>1</sup> Vgl. <https://www.spd.de/partei/zeit-fuer-mehr-gerechtigkeit/>.

<sup>2</sup> Vgl. Arneson (1989), Cohen (1989), Dworkin (1981), Rawls (1971), Sen (1979).

tigkeit fordern die Vereinten Nationen die Beseitigung von Hürden aufgrund von Geschlecht, Alter, Rasse, Ethnie, Religion, Kultur oder Behinderung.<sup>3</sup> Des Weiteren konnte in einer Vielzahl wissenschaftlicher Arbeiten zu Umverteilungspräferenzen nachgewiesen werden, dass Menschen stärkere Umverteilung fordern, sofern bestehende Ungleichheiten auf prädestinierte Faktoren außerhalb des Einflussbereichs der Individuen zurückzuführen sind (vgl. Alesina et al. 2017; Cappelen et al. 2007; Konow und Schwettmann 2016).

## DIE MESSUNG VON CHANCENGERECHTIGKEIT

Obwohl sich eine Vielzahl von Menschen sowie institutionelle Akteure auf das Ideal der Chancengerechtigkeit berufen, wissen wir noch immer erstaunlich wenig über das Ausmaß der Chancengerechtigkeit in verschiedenen Ländern sowie deren Entwicklung im Zeitverlauf. Dies ist nicht zuletzt darauf zurückzuführen, dass es für die Messung von Chancengerechtigkeit zunächst eine Reihe statistischer Herausforderungen zu überwinden gilt.

Erstens, wie oben beschrieben, sind einzelne Phänomene wie zum Beispiel, geschlechtsspezifische Unterschiede in der Bezahlung relativ gut dokumentiert. Diese indizieren allerdings nur einen Teilaspekt einer chancengerechten Gesellschaft. Um ein umfassendes Maß für Chancengerechtigkeit zu konstruieren, benötigen wir eine Methode, die allen Aspekten, die sich dem individuellen Einflussbereich entziehen,<sup>4</sup> Rechnung trägt. Hier stößt man zwangsläufig an die Grenzen der Datenverfügbarkeit. Während zum Beispiel nachgewiesen werden konnte, dass der Zeitaufwand, den Eltern der Erziehung ihrer Kinder beimessen, ein wichtiger Prädiktor für den späteren Bildungserfolg der Kinder ist (vgl. Guryan et al. 2008), gibt es nur wenige Datensätze, die über Informationen zu der Hintergrundvariable »Erziehungsstil« verfügen.<sup>5</sup> Die unvollständige Verfügbarkeit von Informationen über *alle* relevanten Faktoren, die sich dem individuellen Einfluss entziehen, führt dazu, dass wir das Ausmaß der *Chancengerechtigkeit* unterschätzen (vgl. Niehues und Peichl 2014).

Zweitens, muss ein gutes Maß für Chancengerechtigkeit verlässlich im statistischen Sinne sein. Nehmen wir den Beispielfall, dass wir zufällig eine Frau und einen Mann aus der deutschen Gesamtbevölkerung auswählen und deren Stundenlöhne vergleichen. Mit allergrößter Wahrscheinlichkeit finden wir einen Gehaltsunterschied zwischen beiden Personen. Würden wir allerdings so weit gehen, den Gehaltsunterschied zwischen diesen beiden Personen als guten Indikator für den Gender-Pay-Gap zu interpretieren? Wohl kaum. Hierfür wäre eine hinreichend große Stichprobe von Stun-

denlöhnen beider Geschlechtsgruppen notwendig. In diesem Sinne kann ein gutes Maß für Chancengerechtigkeit nur Informationen über Hintergrundvariablen einbeziehen, sofern Unterschiede auf Basis dieser Faktoren mit einem hinreichenden Ausmaß statistischer Verlässlichkeit festgestellt werden können.

Drittens, stellt sich die Frage, in welcher Form Hintergrundfaktoren den späteren Lebenserfolg beeinflussen. Zum Beispiel könnte es sein, dass der Einfluss des elterlichen Einkommens auf den späteren Lebenserfolg ihrer Kinder nicht linear erfolgt. Anschaulich gesprochen, wäre es egal, ob die Eltern Millionäre oder Milliardäre wären, da in beiden Fällen der Zugang zu Bildung und vorteilhaften Netzwerken gesichert wäre. Außerdem wirken viele dieser Hintergrundvariablen in einer interdependenten Art und Weise. Zum Beispiel konnte gezeigt werden, dass in den USA insbesondere die Lebensperspektiven von Jungen durch Kinderbetreuung minderer Qualität verschlechtert werden, während Mädchen hiervon relativ unbeeinflusst sind (vgl. Garcia et al. 2017). Daher ist ein Vorteil in einer Hintergrunddimension keine Erfolgsgarantie, sondern hängt von den Ausprägungen weiterer Hintergrundvariablen ab.

Diese Beispiele verdeutlichen die Herausforderungen, denen sich Wissenschaftler bei der Messung von Chancengerechtigkeit stellen müssen. Oftmals gilt es hier, Zielkonflikte abzuwägen. Zum Beispiel könnte die Heranziehung einer weiteren Hintergrundvariable zwar die Abwärtsverzerrung unseres Maßes mildern, jedoch unter Umständen zugleich negativ auf die statistische Verlässlichkeit wirken. Im Folgenden skizzieren wir eine neue Methode zur Messung von Chancengerechtigkeit, die in der Lage ist, diese Zielkonflikte aufzulösen.

## CHANCENGERECHTIGKEIT UND MASCHINELLES LERNEN

### a) Regressionsbäume

In einem kürzlich erschienenen Working Paper (Brunori et al. 2018) schlagen wir die Nutzung von Algorithmen des Maschinellen Lernens für die Messung von Chancengerechtigkeit vor. Während Begriffe wie »Maschinelles Lernen«, »Big Data«, »Künstliche Intelligenz« oftmals die Aura von Science Fiction umweht,<sup>6</sup> lässt sich deren Anwendung in unserem Fall relativ einfach darstellen.<sup>7</sup> Grundsätzlich nehmen wir einen bestehenden Datensatz mit Informationen zu Lebenserfolg und Hintergrundvariablen der beobachteten Individuen und lassen einen Algorithmus entscheiden, wie Ungleichheiten auf Basis letzterer Faktoren entstehen. Im Speziellen beziehen wir uns hierbei auf sogenannte Regres-

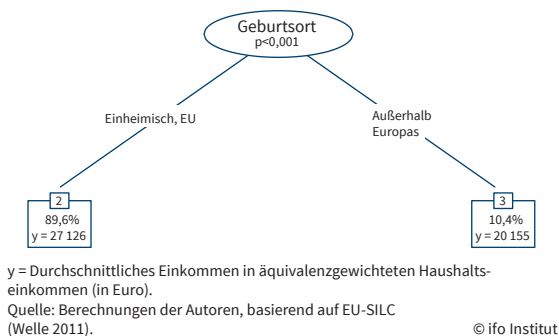
<sup>3</sup> Vgl. <http://www.un.org/en/events/socialjusticeday/>.

<sup>4</sup> Der Einfachheit halber nennen wir diese Faktoren im Folgenden »Hintergrundumstände« oder »Hintergrundvariablen«.

<sup>5</sup> Eine Ausnahme ist die Studie Hufe et al. (2017), die sehr detaillierte Hintergrundinformationen für Individuen bis zum Alter von 16 Jahren verwendet.

<sup>6</sup> Vgl. <http://www.zeit.de/serie/maschinenraum>.  
<sup>7</sup> Für eine Einführung in Machine Learning und gegenwärtige Anwendungen in der sozialwissenschaftlichen Forschung ist die *Munich Lecture in Economics 2017*, gehalten von Susan Athey (Stanford University), zu empfehlen. Videos zu den entsprechenden Vorlesungen sind in der ifo Mediathek zu finden: <http://www.cesifo-group.de/ifoHome/facts/Educational-Material/Internet-Lectures.html>.

Abb. 1  
Regressionsbaum Schweden



sionsbäume (vgl. Hothorn et al. 2006).<sup>8</sup> Der Algorithmus durchsucht alle verfügbaren Hintergrundcharakteristika und testet die Unabhängigkeit zwischen Lebenserfolg und der jeweiligen Variable. Jene Variable, für die diese Hypothese mit der größten statistischen Sicherheit verworfen werden kann, dient als die sogenannte *Splitting Variable*, auf deren Basis wir unsere Stichprobe in zwei Teile spalten. Wenn wir beispielsweise die Unabhängigkeitshypothese mit größter statistischer Sicherheit für das Merkmal »Geschlecht« verwerfen, spalten wir unser Sample in die Gruppen »Mann« und »Frau«. Im nächsten Schritt inspiziert der Algorithmus die entstandenen Zellen und wiederholt das eben beschriebene Vorgehen. Dieser Vorgang wird so lange

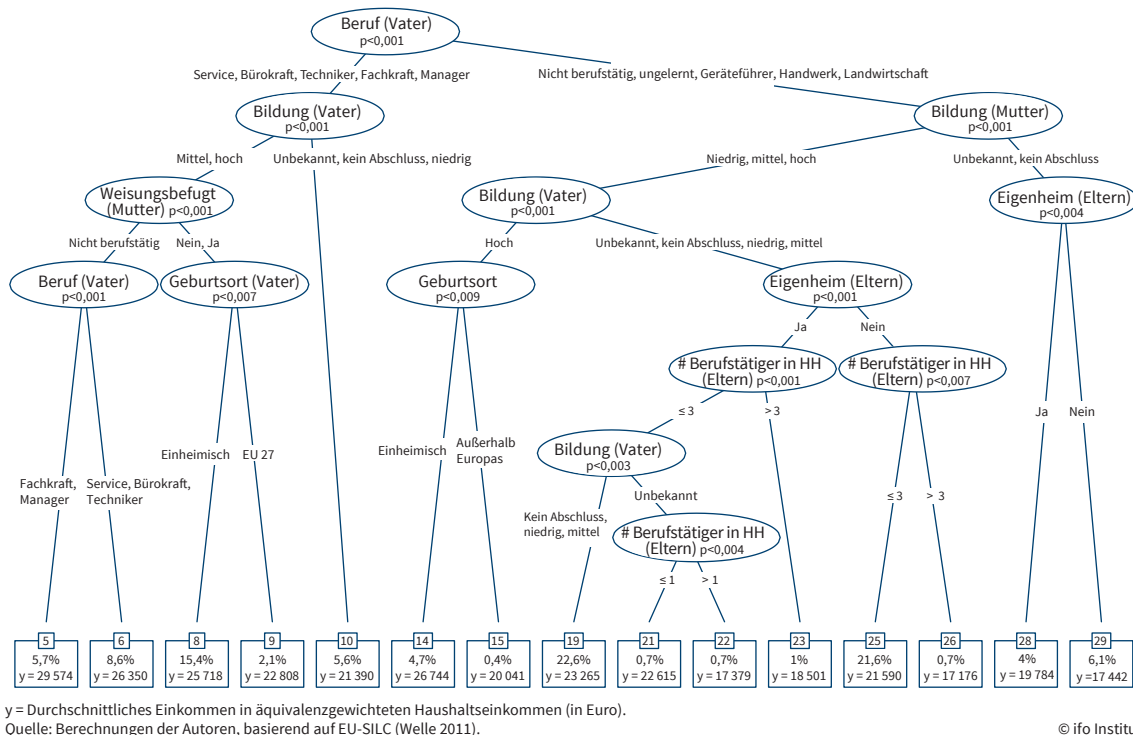
<sup>8</sup> In Brunori et al. (2018) berechnen und diskutieren wir auch in ausführlicher Weise sogenannte Regressionswälder, die sich aus einer Vielzahl von Regressionsbäumen zusammensetzen. Trotz ihrer vorteilhaften statistischen Eigenschaften verzichten wir aus Gründen der Verständlichkeit im vorliegenden Text auf deren Beschreibung.

wiederholt, bis die Unabhängigkeitshypothese für keine der Hintergrundvariablen mit einem festgelegten Niveau statistischer Sicherheit, zum Beispiel einem Signifikanzniveau von 1%, verworfen werden kann. Durch das iterative Vorgehen wird die Gesamtbevölkerung in Gruppen aufgefächert, die sich ausschließlich auf Basis von Hintergrundvariablen außerhalb des persönlichen Einflussbereichs unterscheiden. Diese Aufteilung sowie das sequenzielle Vorgehen des Algorithmus lassen sich anschaulich in sogenannten Regressionsbäumen darstellen.

Abbildung 1 zeigt einen Regressionsbaum für Schweden im Jahr 2011. Die Datengrundlage hierfür ist die *EU Survey of Income and Living Conditions* (EU SILC). Als Indikator für Lebenserfolg dient uns hier das äquivalenzgewichtete Haushaltsnettoeinkommen. In Schweden gibt es nur eine Hintergrundvariable, auf deren Basis die Existenz von Chancengerechtigkeit verworfen werden kann: der Geburtsort der Individuen. Die Gruppe an Einwohnern, die in Schweden oder der EU geboren wurden, erzielen im Durchschnitt ein Einkommen von 27 126 Euro, während Menschen, die außerhalb der EU geboren wurden, lediglich ein Einkommen von 20 155 Euro erzielen. Innerhalb der jeweiligen Gruppen können keine statistischen Unterschiede auf Basis von Hintergrundvariablen festgestellt werden. Wir müssen also davon ausgehen, dass jene Menschen gleiche Startvoraussetzungen zur Erzielung eines angemessenen Einkommens hatten.

Ein ungleich komplexeres Bild ergibt sich für Deutschland (vgl. Abb. 2). Nach der ersten Spaltung auf Basis der väterlichen Berufsgruppe ergibt sich ein

Abb. 2  
Regressionsbaum Deutschland



komplexes System von interagierenden Hintergrundvariablen, das schlussendlich zu einer Auffächerung in 15 Gruppen führt. Folgt man dem linken Arm, lassen sich die Merkmale jener Gruppe identifizieren, die am meisten von ihren Hintergrundvariablen begünstigt erscheint. Sie besteht aus Menschen, deren Vater über einen höheren Bildungsabschluss verfügt, deren Vater als Fachkraft oder leitender Angestellter gearbeitet hat und – interessanterweise – deren Mutter Hausfrau und nicht berufstätig war.

Mit Hilfe von Regressionsbäumen lässt sich also für eine gegebene Gesellschaft zu einem gegebenen Zeitpunkt darstellen, wie die Ungleichverteilung von Chancen zustande kommt. Die Beispiele Schwedens und Deutschlands zeigen, dass diese Strukturen nicht uniform über Länder hinweg, sondern vielmehr von den jeweiligen institutionellen Rahmenbedingungen abhängig sind. Gleichfalls ist es plausibel, dass jene Strukturen Änderungen im Zeitverlauf unterworfen sind. Sollte beispielsweise der angedachte Rechtsanspruch auf schulische Ganztagsbetreuung den Einfluss des sozioökonomischen Status des Elternhauses mindern, würden wir zukünftig in Deutschland andere Chancenstrukturen erwarten als in dem vorliegendem Beispiel für 2011.

## b) Chancengerechtigkeit im europäischen Vergleich

Während Regressionsbäume einen guten Überblick über die unterliegenden Gründe für die ungleiche Verteilung von Chancen geben, liefern sie nicht unmittelbar eine Maßzahl für Chancengerechtigkeit. Ein in der einschlägigen Literatur weit verbreitetes Maß kann jedoch direkt aus ihnen abgeleitet werden. Wie oben beschrieben, liefern Regressionsbäume eine Auffächerung in Gruppen, die homogen in ihren jeweiligen Hintergrundvariablen sind. In Schweden sind dies zwei Gruppen, die sich im Hinblick auf ihren Geburtsort unterscheiden. In Deutschland sind dies 15 Gruppen, die sich auf Basis einer Vielzahl von Hintergrundvariablen unterscheiden. Innerhalb der jeweiligen Gruppen können wir keinen weiteren statistisch signifikanten Einfluss von Variablen außerhalb des persönlichen Einflussbereichs feststellen. Daher ist anzunehmen, dass jene Individuen über gleiche Grundvoraussetzungen für die Einkommenserzielung verfügen. In diesem Sinne wären Ungleichheiten

innerhalb der jeweiligen Gruppen der persönlichen Verantwortung zuzurechnen und als fair zu klassifizieren. Unterschiede über die Gruppen hinweg sind jedoch dem Einfluss individueller Hintergrundvariablen zuzuschreiben und daher als unfair zu klassifizieren.<sup>9</sup> Für diese Gruppen lässt sich nun das jeweilige Durchschnittseinkommen berechnen und eine synthetische Einkommensverteilung konstruieren, in der das Einkommen eines jeden Individuums dem Durchschnittseinkommen seiner jeweiligen Gruppe entspricht.

Misst man nun die Ungleichheit in dieser synthetischen Verteilung, zum Beispiel mittels des weit verbreiteten Gini-Koeffizienten, erfasst man ausschließlich Ungleichheit, die ihren Ursprung in den unterschiedlichen Ausprägungen der relevanten Hintergrundvariablen hat. Dieses Maß der Chancengerechtigkeit stellen wir in der letzten Spalte von Tabelle 1 für 32 europäische Länder im Jahr 2011 dar. Die Länder mit dem höchsten Maß an Chancengerechtigkeit sind Bulgarien, Portugal und Luxemburg mit Werten von 0,136, 0,136 und 0,133 Gini-Punkten. Am anderen Ende der Skala rangieren die nordischen Länder Island, Finnland und Norwegen mit Werten von 0,012, 0,020 und 0,020 Gini-Punk-

<sup>9</sup> In der Fachliteratur wird dieser Messansatz gemeinhin als »ex ante utilitaristisches« Maß für Chancengerechtigkeit bezeichnet (van de Gaer und Ramos 2016).

Tab. 1

### Ungleichheit und Chancengerechtigkeit im europäischen Vergleich

	Durchschnittseinkommen (in Euro)	Ungleichheit (Gini)	Chancengerechtigkeit (Gini)
Belgien	23 290,63	0,249	0,087
Bulgarien	3 714,31	0,334	0,136
Dänemark	32 026,6	0,232	0,021
Deutschland	22 221,47	0,276	0,070
Estland	6 922,45	0,330	0,097
Finnland	27 517,49	0,246	0,020
Frankreich	24 299,22	0,288	0,090
Griechenland	13 183,83	0,334	0,126
Irland	24 866,87	0,296	0,084
Island	22 190,43	0,210	0,012
Italien	18 786,26	0,309	0,108
Kroatien	6 627,49	0,306	0,082
Lettland	5 333,63	0,363	0,110
Litauen	4 773,59	0,344	0,069
Luxemburg	37 910,83	0,271	0,133
Malta	13 005,82	0,277	0,071
Niederlande	25 210,42	0,235	0,028
Norwegen	43 259,94	0,202	0,020
Österreich	25 450,66	0,268	0,087
Polen	6 102,56	0,316	0,102
Portugal	10 780,54	0,334	0,136
Rumänien	2 562,23	0,337	0,120
Schweden	26 346,36	0,215	0,025
Schweiz	42 208,05	0,279	0,080
Slowakei	7 303,80	0,257	0,050
Slowenien	13 772,34	0,225	0,032
Spanien	17 088,24	0,329	0,128
Tschechische Republik	9 006,18	0,250	0,057
Ungarn	5 326,7	0,276	0,113
Vereinigtes Königreich	25 935,88	0,320	0,071
Zypern	21 057,58	0,279	0,080
Durchschnitt	18 325,239	0,283	0,079

Anmerkung: Einkommen in äquivalenzgewichteten Haushaltseinkommen.

Quelle: Berechnungen der Autoren, basierend auf EU-SILC (Welle 2011).

ten. Mit einem Wert von 0,070 Gini-Punkten rangiert Deutschland im Mittelfeld und somit etwas unter dem ungewichteten europäischen Mittelwert von 0,079. Setzte man diesen Wert ins Verhältnis zur Gesamtungleichheit (Spalte 3), ließen sich in Deutschland 25% der beobachteten Ungleichheit in äquivalenzgewichteten Haushaltseinkommen auf Chancenungerechtigkeit zurückführen.

## ZUSAMMENFASSUNG

Chancengerechtigkeit ist eine Fairnesskonzeption, die in vielen Debatten des öffentlichen Lebens Anklang findet. Im vorliegenden Text skizzieren wir eine neue Methode zur Messung von Chancengerechtigkeit, die in der Lage ist, die statistischen Probleme existierender Messansätze in automatisierter Form zu handhaben. Des Weiteren liefern Regressionsbäume instruktive Beschreibungen zu den Ursachen existierender Chancenungleichverteilungen.

Natürlich sind auch im vorliegenden Kontext die Methoden des Maschinellen Lernens keine Allheilmittel. Schließlich ist kein Algorithmus der Welt in der Lage, Limitationen in der Datengrundlage auszumerzen. Sofern eine vollständige Beschreibung der individuellen Hintergrundvariablen nicht zur Verfügung steht, sind auch unsere Maße als untere Grenze für das Ausmaß an Chancenungerechtigkeit zu interpretieren. Im Gegensatz zu den vorherrschenden Messmethoden liefert unser Ansatz jedoch ein hohes Maß an Flexibilität in der Modellspezifizierung sowie statistische Leitplanken, die eine optimale Nutzung der vorliegenden Daten gewährleisten, ohne dabei Abstriche bei der statistischen Verlässlichkeit der berechneten Maße machen zu müssen

## LITERATUR

- Alesina, A., S. Stantcheva und E. Teso (2017), »Intergenerational Mobility and Preferences for Redistribution«, *American Economic Review*, im Erscheinen.
- Arneson, R.J. (1989), »Equality and equal opportunity for welfare«, *Philosophical Studies* 56(1), 77–93.
- Black, S., P. Devereux und K. Salvanes (2005), »Why the Apple Doesn't Fall Far: Understanding Intergenerational Transmission of Human Capital«, *The American Economic Review* 95(1), 437–449.
- Blau, F.D. und L.M. Kahn (2017), »The Gender Wage Gap: Extent, Trends, and Explanations«, *Journal of Economic Literature* 55(3), 789–865.
- Brunori, P., P. Hufe und D. Mahler (2018), »The Roots of Inequality: Estimating Equality of Opportunity from Regression Trees«, ifo Working Paper Nr. 252.
- Cappelen, A.W., A. D. Hole, E. Ø. Sørensen und B. Tungodden (2007), »The Pluralism of Fairness Ideals: An Experimental Approach«, *American Economic Review* 97(3), 818–827.
- Cohen, G.A. (1989), »On the Currency of Egalitarian Justice«, *Ethics* 99(4), 906–944.
- Dworkin, R. (1981), »What is Equality? Part 2: Equality of Resources«, *Philosophy & Public Affairs* 10(4), 283–345.
- Fuest, C. (2018), »Das Märchen von der Jahrhundertungleichheit«, ifo Standpunkt Nr. 192, 15. Januar, verfügbar unter: <https://www.cesifo-group.de/de/ifoHome/policy/Viewpoints/Standpunkte-Archiv/stp-2018/ifo-Viewpoint-No-192.html>.

- García, J.L., J.J. Heckman und A.L. Ziff (2017), »Gender Differences in the Benefits of an Influential Early Childhood Program«, *European Economic Review*, im Erscheinen.
- Guryan, J., E. Hurst und M. Kearney (2008), »Parental Education and Parental Time with Children«, *Journal of Economic Perspectives* 22(3), 23–46.
- Hufe, P., A. Peichl, J. E. Roemer und M. Ungerer (2017), »Inequality of Income Acquisition: The Role of Childhood Circumstances«, *Social Choice and Welfare* 143(3–4), 499–544.
- Hothorn, T., K. Hornik und A. Zeileis (2006), »Unbiased Recursive Partitioning: A Conditional Inference Framework«, *Journal of Computational and Graphical Statistics* 15(3), 651–674.
- Konow, J. und L. Schwettmann (2016.), »The Economics of Justice«, in: C. Sabbagh und M. Schmitt (Hrsg.), *Handbook of Social Justice Theory and Research*, Ausgabe 1, Springer, New York, 83–106.
- Lüdemann, E und G. Schwerdt (2013), »Migration background and educational tracking Is there a double disadvantage for second-generation immigrants?«, *Journal of Population Economics* 26(2), 455–481.
- Niehues, J. und A. Peichl (2014), »Upper bounds of inequality of opportunity: Theory and evidence for Germany and the US«, *Social Choice and Welfare* 43(1), 73–99.
- Rawls, J. (1971), *A Theory of Justice*, The Belknap Press of Harvard University Press, Cambridge.
- Roemer, J.E. (1998), *Equality of Opportunity*, Harvard University Press, Cambridge.
- Roemer, J.E. und A. Trannoy (2015), »Equality of Opportunity«, in: A.B. Atkinson und F. Bourguignon (Hrsg.), *Handbook of Income Distribution*, Ausgabe 2, Elsevier, Amsterdam, 217–300.
- The World Inequality Lab (2018), *World Inequality Report 2018*, verfügbar unter: <http://wir2018.wid.world/>.
- Sen, A. (1979), »Equality of What?«, *The Tanner Lectures on Human Values*, 21. Mai.