

erschieden in der FfF-Kommunikation,  
herausgegeben von FfF e.V. - ISSN 0938-3476  
www.fff.de

sind mittlerweile wichtige Bestandteile zur Risikoabschätzung in unserer neuen Präventionsgesellschaft. Menschen werden dabei immer transparenter, während die durch neue Technologien ermöglichten immer intransparenter werden. Die Gefahr der Diskriminierung in Verbindung mit Social Scoring ist aus diesen Gründen nur sehr schwer möglich zu vermeiden. Die hohen gesellschaftlichen Einbußen durch Social Scoring sind eine der größten Herausforderungen für die Umgestaltung unserer demokratischen Gesellschaft unerlässlich.

Wir gratulieren Lisa Herfurth sehr herzlich zum Weizenbaum-Studienpreis!

Lisa Herfurth

## Mehr als die Summe der einzelnen Teile? Diskriminierung durch Social Scoring in Deutschland



Dieser Artikel basiert auf der Bachelorarbeit Schubladendenken 3.0 – Diskriminierung durch Social Scoring<sup>1</sup> von Lisa Herfurth und stellt eine stark verkürzte Fassung dar.

Das Damoklesschwert der sozialen Diskriminierung schwebt seit jeher über Auswahlverfahren oder Bewertungssystemen jeglicher Art. Ständig muss befürchtet werden, eine Bewerberin zu übergehen, einen Kunden nachteilig zu behandeln oder Verdächtige falsch einzuschätzen. Wie gut, dass es da die heilbringenden neuen Technologien gibt. Scoring verspricht, vorurteilsfrei zu bewerten, da es sich auf messbare Daten stützt. Und wie können Daten lügen?

Scoring etabliert sich immer mehr in unserer Lebenswelt, ohne dass wir es bemerken. In der Wissenschaft und dabei vor allem in der Soziologie bezeichnet der Begriff *Social Scoring* Verfahren, die auf Algorithmen basieren und das Verhalten oder die Eigenschaften von Personen erfassen, berechnen und auswerten. Ziel dabei ist, diese Ergebnisse vergleichbar zu machen oder eine Rangfolge erstellen zu können. Der *Score* ist das Ergebnis dieser nicht immer so transparenten Rechnung. Der Zusatz *social* weist auf die gesellschaftlichen Auswirkungen hin, die mit ihm verbunden sein können. Es ist bekannt, dass Schulnoten, die strenggenommen auch zum Social Scoring zählen, ebenfalls diskriminierend sein können. Da sie aber vergleichsweise transparent und daher in der Gesellschaft weitgehend anerkannt sind, werden sie hier nicht thematisiert. Dieser Beitrag beschränkt sich also ausschließlich auf Social Scoring, das zur Berechnung des Scores Daten verwendet, die in enger Verbindung zu den neuen Technologien Wearables, Machine Learning, Big Data, Data-mining und Telematik stehen. Eine besondere Unterart des Social Scorings ist das *Super-Scoring*, das die Datenbanken branchenfremder Netzwerke (insbesondere Facebook) oder Anbieter durchforstet, daraus neue Daten generiert oder die vorhandenen mit branchenüblichen Daten zusammenführt.

### Normalität und Diskriminierung

Beim Social Scoring geht es darum, personenbezogene, teils höchstpersönliche Daten von Menschen miteinander zu ver-

gleichen und Abweichungen von der Normalität zu berechnen. Doch was ist ein normaler Herzschlag, ein normaler Zyklus, eine normale politische Einstellung, eine normale Fahrweise oder ein normaler Lebenslauf? Um überhaupt differenzieren zu können und Konformität zu erzeugen, sind wir auf eine Vorab-Definition der Normalität angewiesen. Aber diese ist abhängig davon, wann und wo auf der Welt wir uns gerade befinden. Da der Begriff der sozialen Diskriminierung eng mit der Normalität zusammenhängt, kann auch dieser nicht allgemein gültig definiert werden. In diesem Artikel wird der Begriff *Diskriminierung* als eine ungerechtfertigte Ungleichbehandlung verstanden, die auf der Zuordnung von sozialen Kategorien basiert und aus der sich Nachteile für die betroffenen Personen ergeben. Was jedoch als „(un)gerechtfertigt“ gilt, muss noch geklärt werden, denn nicht jede Ungleichbehandlung ist auch gleich eine Diskriminierung. Aber nur, weil es das Gesetz nicht verbietet, heißt das noch lange nicht, dass ein bestimmtes Verhalten nicht diskriminiert oder nicht mit Leid und Einbußen verbunden ist.

### Geschützte Merkmale, Proxys und statistische Diskriminierung

Die in Deutschland gültigen gesetzlichen Bestimmungen zu Diskriminierung in Verbindung mit dem Scoring finden sich unter anderem im Allgemeinen Gleichbehandlungsgesetz (AGG), im Bundesdatenschutzgesetz (BDSG) sowie in der Datenschutz-Grundverordnung (DSGVO). Im BDSG wird der Begriff *Scoring* nur unzureichend erfasst, da er ausschließlich mit dem *Kreditscoring* in Verbindung gebracht wird. Die in der DSGVO verwendete Bezeichnung *Profiling* hingegen ist viel umfassender und damit ebenfalls unscharf. Das *Diskriminierungsverbot* fußt auf dem Gleichheitssatz im Grundgesetz und wird insbesondere im AGG geregelt, jedoch gibt es zahlreiche Bestimmungen und Ausnahmen in vielen anderen Gesetzen. Das alles lässt das Thema diffus erscheinen und eine Einordnung, ob etwas auch juristisch als diskriminierend gewertet werden kann, erweist sich als äußerst diffizil.



Die deutsche juristische Definition beschränkt das Diskriminierungsverbot auf eine abgeschlossene Liste *diskriminierungsanfällig* oder *geschützter Merkmale*. „Geschützt“ bedeutet nicht, dass es verboten ist, diese Merkmale zu erfassen, sondern Menschen danach zu benachteiligen. Darunter fallen unter anderem Geschlecht, Ethnizität (Abstammung, „Rasse“<sup>2</sup>), Sprache, Heimat und Herkunft, Religion, politische Meinung, Alter und einige weitere Identitätsmerkmale. Nach nicht geschützten Merkmalen darf jedoch jederzeit differenziert werden, auch wenn sich dadurch Nachteile für Betroffene ergeben können, was natürlich praktisch für Big-Data-Anwendungen ist. Diese sind darauf ausgelegt, Korrelationen zu finden, denn sogenannte *Proxys*, auch Ersatzinformationen genannt, erlauben Rückschlüsse auf die eben besprochenen diskriminierungsanfälligen Merkmale. Daran haben zum Beispiel private Krankenkassen zweifellos ein großes Interesse, war doch bis vor kurzem die Differenzierung nach dem Geschlecht erlaubt. Die Gesundheitskosten hängen stark vom Geschlecht ab: Frauen verursachen wohl höhere Kosten aufgrund von Schwangerschaft und weil sie statistisch gesehen älter werden als Männer. Daher ist anzunehmen, dass man durch die neuen Telematik-Tarife, verbunden mit Wearables, verstärkt auf Proxys zurückgreifen wird und damit faktisch nach ihnen diskriminiert. Dies wird als *statistische Diskriminierung* bezeichnet, die hier eine unmittelbare und in diesem Fall sogar verbotene Diskriminierung nach dem Geschlecht einschließt, aber von Proxys verschleiert wird. Derzeit wird das Scoring von Gesundheitsdaten aber noch auf freiwilliger Basis und in Verbindung mit Boni angeboten.

Eine weitere typische und vielfach beschriebene statistische Diskriminierung ist das sogenannte *Redlining*, bei dem der Wohnort und die Wohnsituation Rückschluss auf Einkommen, Status und Ethnizität geben können. Die Bezeichnung kommt daher, dass früher auf einer Landkarte eine rote Linie um „gefährliche“ Gebiete gezogen wurde, in denen Versicherungen aufgrund dessen ihre Leistungen zu höheren Preisen anboten. Die Bewertung der Gefahr ging jedoch ausschließlich auf die Ethnizität der Gebietsbewohnerinnen/-bewohner („Ausländerinnen-/Ausländerviertel“) zurück.

Auch Auskunftsteile wie die Schufa Holding AG verwenden Geodaten zur Bewertung von Zahlungsausfallrisiken. Bis ins Jahr 2009 befanden sie sich damit in einer rechtlichen Grauzone. Die Einführung des Scoring-Paragrafen § 28b BDSG legalisierte diese Diskriminierungsform, obwohl das Gesetz ursprünglich dazu gedacht war, die Verbraucherinnen/Verbraucher davor zu schützen. Seitdem dürfen Anschriftendaten nur noch dann zur Score-Berechnung genutzt werden, wenn der Score nicht ausschließlich auf ihnen basiert. Da das Alter und das Geschlecht der Gescorten in den meisten Fällen ebenfalls bekannt sind, wie das Reverse-Engineering-Projekt „OpenSchufa“ aufdeckte<sup>3</sup>, erweist sich diese Regelung als zahnlos. Ist es nicht absurd, dass ein Score rein aus einer Kombination rechtlich geschützter Merkmale bestehen darf?

Die vielseitigen Anwendungsmöglichkeiten von Redlining zeigt auch das bayerische Polizei-Programm „PRECOBS“. Es basiert auf sogenannten *Near-Repeat-Areas*. Dabei geht man davon aus, dass in gewissen Gegenden, in denen schon ein Einbruch stattgefunden hat, auch erneut ein ähnliches Verbrechen auf-

treten kann. Dort wird dann die Polizeipräsenz verstärkt, um Einbrüche verhindern zu können. *Predictive Policing*, was sich etwas esoterisch als „vorhersagende Polizeiarbeit“ übersetzen lässt, wird schon seit über zehn Jahren in den USA eingesetzt, um Verbrechen vorzubeugen. Die Wirksamkeit wird stark angezweifelt, wie kürzlich eine Studie des Max-Planck-Instituts für Ausländisches und Internationales Strafrecht gezeigt hat<sup>4</sup>.

Die Prognosesoftware „Hessendata“ der hessischen Polizei ist ähnlich stark umstritten wie ihr großer Bruder, die Software „Gotham“, auf der sie basiert und die von der ebenfalls höchst umstrittenen US-amerikanischen Firma Palantir stammt. Leider liegt der Quellcode dieser Anwendungen nicht offen und damit können keine Rückschlüsse auf die genauen Algorithmen der Programme gezogen werden. Es ist aber davon auszugehen, dass es sich dabei um Profiling-Software handelt, die keine neuen Daten erhebt, sondern Datenbestände auswertet und auf Scoring zurückgreift, um das Gefahrenpotential von bestimmten Wohngebieten oder aber auch von einzelnen Menschen als sogenannten „Gefährderinnen/Gefährdern“ darzustellen. Die hessische Software zeigt im Gegensatz zur bayerischen neben dem Redlining aber auch ein unmittelbares Diskriminierungsrisiko, da nachweislich auch auf mehrere geschützte Merkmale, wie die Religionszugehörigkeit, die politische Einstellung und das Geschlecht zurückgegriffen wird.

## Wiederbelebung der klassischen sozialen Diskriminierung

Wie sich zeigt, werden mit dem Scoring auch viele altherkömmliche Formen der Diskriminierung wieder salonfähig gemacht. Durch automatisierte Feedbackverfahren sollen beispielsweise Mitarbeiterinnen/Mitarbeiter die Stärken und Schwächen ihrer Kolleginnen/Kollegen mit Noten bewerten. Die zusammengefassten Ergebnisse können dann in die jährlichen Mitarbeiterinnen-/Mitarbeitergespräche einfließen oder als Grundlage für Bonuszahlungen dienen. Das wesentliche Ziel besteht vermutlich darin, effizientere bzw. freundlichere Mitarbeiterinnen/Mitarbeiter zu belohnen und unfreundliche Angestellte bzw. solche mit zu vielen Pausen zu identifizieren. Dabei basieren die Scores zum Teil auf diesen subjektiven Bewertungen und bergen daher das Risiko einer bewussten, unmittelbaren Diskriminierung in einem institutionellen Rahmen und können zu Verleumdung und Leistungsdruck führen. So wurde Amazons „Anytime Feedback“ in den USA abgesetzt, weil es zu Mobbing kam. Das in Deutschland von Zalando genutzte „Zonar“ steht im Verdacht, ähnlich zu agieren, und befindet sich gerade auf dem DSGVO-Prüfstand.

Auch Bewerbungsverfahren können heikel sein – sie kosten Zeit, Geld und Nerven. Manchmal braucht es mehrere Durchgänge, bis die passende Person für einen freien Posten gefunden ist. Recruitingsoftware soll schon vorab helfen, unpassende Bewerbungen zu filtern, und liest zu diesem Zweck tabellarisch erstellte Lebensläufe aus. Da hierfür eine Onlinebewerbung Voraussetzung ist, benachteiligt alleine schon das Verfahren indirekt mittellose Menschen, denn es erfordert den Zugang zu einem Endgerät mit Internetzugang. Derartige Anwendungen können aber neben dieser mittelbaren Diskriminierung aufgrund des sogenannten *sozioökonomischen Status* auch unmittelbare Diskri-



minierungsrisiken bergen. In den USA folgte die von Amazon genutzte KI aus einer Analyse der männerdominierten Belegschaft, welcher Typ Mensch am besten für eine bestimmte Stelle geeignet sei, und filterte daher Frauen vorab aus. Als der Fehler bemerkt wurde, wurde er umgehend behoben; seither wird Bewerbungssoftware in Deutschland als AGG-konform angeboten. Dennoch kann sich diese Art von Software nach wie vor nachteilig auf nicht lineare Lebensläufe auswirken und Menschen mit komplizierter Vergangenheit sowie Mütter benachteiligen, denn ein Vorfiltern ist weiterhin erlaubt. Weil diese Probleme bekannt sind, wurde die Nutzung von ADM (*automated decision making*) in der EU untersagt und fortan durch halbautomatisierte Entscheidungen ersetzt (Artikel 22 Absatz 1, 3 DSGVO). In dieser gesetzeskonformen Variante muss noch eine Person zwischengeschaltet sein, die auf Basis des Scores die schlussendliche Entscheidung trifft. Leider hat sich jedoch herausgestellt, dass diese Menschen sich fast immer an die Vorschläge der Software halten. Das mag mitunter auch daran liegen, dass sie in der Praxis dazu angehalten sind, ihre abweichende Meinung ausführlich zu dokumentieren. Außerdem ist es fast unmöglich, zu erkennen, ob ein Score „richtig“ ist oder nicht, da er sich aus vielen einzelnen Werten zusammensetzt. Die endgültige Entscheidung, wer eingestellt werden soll, wird schlussendlich aber ohnehin in einem dem Scoring folgenden Vorstellungsgespräch aufgrund von Sympathie oder Antipathie getroffen – also mit bewusstem und direktem Diskriminierungsrisiko ganz ohne Algorithmen.

## Ungeahnte neue Perspektiven der Diskriminierung

Einen interessanten neuen Ansatz stellt in diesem Kontext die rationale Diskriminierung von Stefan Selke dar<sup>5</sup>. Rational bedeutet hier nicht „von Vernunft geleitet“, sondern stellt die Annahme in den Mittelpunkt, dass jedes Verhalten grundsätzlich ergründbar und erklärbar ist. Mit teilweise wissenschaftlichen Techniken werden vermeintlich objektive Daten erzeugt. Dahinter steckt jedoch nicht die Absicht, zu diskriminieren. Daher handelt es sich also um keine bewusste Form der Diskriminierung, auch wenn der Begriff im ersten Moment so klingt. Selke beschreibt die rationale Diskriminierung hauptsächlich im Zusammenhang mit dem Trend der Selbstvermessung durch Wearables. Die Diskriminierung äußert sich schlussendlich darin, dass individuelles, nicht gruppenkonformes, abweichendes oder nicht erkennbar zielstrebiges Verhalten als unerwünscht gilt und sanktioniert wird. Der Soziologe Steffen Mau zieht dabei sogar Vergleiche zum Sozialdarwinismus<sup>6</sup>.



**Lisa Herfurth**

**Lisa Herfurth** hat Soziale Arbeit an der Evangelischen Hochschule Nürnberg studiert. Zuvor schulte sie als Erwachsenenbildnerin in Österreich arbeitslose Frauen in digitaler Kompetenz. Die Verknüpfung der Digitalisierung mit der Sozialen Arbeit war der technikaffinen Autodidaktin schon immer ein wichtiges Anliegen. Sie arbeitet als Beraterin für Wohnungsnottfälle in der städtischen Obdachlosenunterkunft der AWO in Forchheim.

Beispiele für rationale Diskriminierung gibt es viele. Das schon vorgestellte „Anytime Feedback“ von Amazon soll motivierend sein, es wirkt aber eher verhaltenssteuernd. Ebenso werden Telematik-KFZ-Prämien insbesondere für junge Menschen angepriesen, aber deren Eltern sollen gerade die disziplinierende Wirkung dieser Tarife schätzen. Auch die indirekte Sanktionierung nicht akkurater Lebensläufe kann der rationalen Diskriminierung zugeschrieben werden. Aber gerade bei den Telematik-Tarifen der privaten Krankenversicherung, die durch Wearables erfasste Gesundheitsdaten aus- und bewerten, stellt sich die Frage nach der Normalität. Denn diese Quantifizierung des Sozialen definiert ganz neue Regeln und gibt ehemals höchsten persönlichen Dingen einen offiziellen Charakter. Wer legt eigentlich fest, was an einem Menschen normal ist? Wie viele Schritte müssen Rollstuhlfahrerinnen/-fahrer gehen, um nicht im Score abzurutschen? Ob die dabei verwendeten Orientierungswerte Durchschnittswerte sind, wie sie errechnet oder ob sie willkürlich vorgegeben wurden, bleibt dabei völlig im Dunkeln. All das können die Anbieter smarter Vermessungsgeräte derzeit nämlich noch selbst festlegen. Daher bleibt nur die Hoffnung, dass derartige Tarife auch weiterhin ausschließlich optional angeboten werden.

## Probleme aufgrund mangelhafter Datengüte und rechtlicher Grauzonen

Neben Tippfehlern in Datenbanken, die Einzelfälle darstellen, können auch andere Fehler, wie Programmierfehler, auftreten. Wenn diese in den Score einfließen und es zu einer Falschzuordnung in eine schlechtere Kategorie kommt, dann ist von einer *Diskriminierung aufgrund mangelhafter Datengüte* zu sprechen. Derartige Fehlerquellen gibt es leider massenhaft. So wird die Quote der fehlerhaft gespeicherten Daten bei den Auskunftsteilen je nach Studie und Stichprobe auf 24 % bis 51 % geschätzt<sup>7</sup>. Bedingt durch die vielfältigen Erfassungsmethoden kann es insbesondere auch bei Telematiktarifen zu Fehlaufzeichnungen oder Datenlücken kommen. Nicht nur die Autofahrt mit dem eigenen PKW kann bei Erfassung mit dem Smartphone aufgezeichnet werden, sondern auch Bus- oder Beifahrten. Diese Einträge können im Nachhinein aber nicht mehr gelöscht werden. Ebenso können Personen fälschlich einer schlechteren Kategorie zugeordnet werden, wenn das Merkmal keinen eindeutigen Bezug erlaubt. Im vorliegenden Fall werden Nachtfahrten und Stadtfahrten nachvollziehbarerweise als höheres Risiko bewertet, da es innerorts und nachts aufgrund von schlechter Sicht und Trunkenheit am Steuer statistisch gesehen häufiger zu Unfällen kommt. Dass dabei Schichtarbeiterinnen/-arbeiter und Pflege-



personal völlig unbegründet schlechter bewertet werden, ist dauerhaft, aber legal, da die verwendeten Merkmale nicht geschützt sind.

Minderwertige Daten können aber auch aus dem Bestand dubioser Datenhändlerinnen/-händler oder aus branchenfremden Netzwerken kommen. Dieses *Super-Scoring* findet sich tatsächlich bei den Polizeidatenbanken, von denen manche Anwendungen sogar automatisiert auf die sozialen Medien zurückgreifen können, insbesondere auf Facebook und die Privatnachrichten, die dort versendet wurden. Eine derartige Zusammenführung von personenbezogenen Datensätzen ist eigentlich nach dem Kopplungsverbot (Artikel 7 DSGVO) und dem Zweckbindungsgebot (Artikel 5 Absatz 1 Buchstabe b DSGVO) in der EU verboten, es sei denn, es liegt ausdrücklich eine freiwillige Einwilligung vor (Artikel 7 DSGVO). Rechtlich umstritten ist aber, ob die oben genannten Grundsätze für die Verarbeitung personenbezogener Daten hier überhaupt angewendet werden können, da Artikel 2 Buchstabe d DSGVO den genannten Anwendungsfall ausdrücklich ausschließt. Andererseits wurde das Antidiskriminierungsrecht ursprünglich genau für den Fall eingeführt, damit Bürgerinnen/Bürger ein Recht auf Gleichbehandlung vor dem Staat erfahren. Es bleibt aber weiterhin unklar, welche rechtlichen Vorschriften in Deutschland die Methoden des *Predictive Policing*, insbesondere in Verbindung mit dem *Super-Scoring*, dann überhaupt rechtfertigen können. Erst wenn diese Frage geklärt ist, lässt sich zweifelsfrei sagen, ob hier im juristischen Sinne eine Diskriminierung vorliegt.

Ein großes Problem ist auch der im Gesetz genutzte Begriff *Vertragsverhältnis* (§ 31 Absatz 1 BDSG), denn nicht in allen Fällen sind die Gescorten auch Verbraucherinnen/Verbraucher, wie das *Predictive Policing* zeigt. Ihnen werden zwar bestimmte Rechte zugesprochen, in der Praxis zeigt sich aber, dass auch dieser Regulierungsversuch leicht umgangen werden kann. So ist es für die „Kundinnen/Kunden“ der Auskunftsteien zwar eigentlich möglich, eine sogenannte „Selbstauskunft“ anzufordern. Diese Möglichkeit ist nicht nur meist sehr gut versteckt, sie gibt auch keinen Aufschluss darüber, wie die gespeicherten personenbezogenen Daten in den Score einfließen. Da die Nachvollziehbarkeit für betroffene Personen damit nicht gegeben ist, verstoßen die Auskunftsteien gegen Artikel 5 Absatz 1 Buchstabe a DSGVO. Daran wird sich aber auch nichts ändern, denn laut eines BGH-Urteils handelt es sich dabei um ein schützenswertes Geschäftsgeheimnis<sup>8</sup>.

Ebenso können die aktuellen Pläne der Schufa, zukünftig die Kontoauszüge ihrer Kundinnen/Kunden zu durchforsten, dem *Super-Scoring* zugeordnet werden. Nachdem schon 2012 ihr *Super-Scoring*-Projekt auf der Basis von Facebook erfolgreich abgewehrt wurde, hat die Auskunftstei dazugelernt. So kündigte sie vorsichtshalber an, alles sei auf freiwilliger Basis, denn sie würde selbstverständlich eine Einwilligung von allen Interessenten einholen<sup>9</sup>. Für Betroffene, die auf dem gewöhnlichen Weg einen schlechten Score erhalten haben, ergibt sich eine zweite Chance, auf die sie sich sehr wahrscheinlich einlassen werden, da ihnen ohnehin keine Wahl bleibt, wenn sie ein Handy kaufen oder eine Wohnung mieten wollen. Immerhin würden hierbei der Kontostand bzw. das damit ebenfalls offengelegte Gehalt

eher nachvollziehbare Anhaltspunkte für die Zahlungsfähigkeit ihrer „Kundschaft“ darstellen, als Wohnort, Alter und Geschlecht es tun.

## Fazit

Software bildet unsere soziale Realität ab und damit auch all unsere Vorurteile. Insofern lässt sich nur hoffen, dass die Forderungen des Verbraucherschutzes und der Antidiskriminierungsstelle nach mehr Transparenz, einer verpflichtenden Feedbackschleife sowie einer Ausweitung und Konkretisierung der geschützten Merkmale bei den kommenden Gesetzgebern mehr Gehör finden. Es muss aufhören, dass Gesetze geschaffen werden, die Diskriminierung erlauben, und andere dadurch einen Vorteil erlangen. Wir müssen anfangen uns zu fragen, was es mit den Menschen macht, die durch das Social Scoring in ihre Einzelteile zerlegt werden. Dieses Vorgehen degradiert sie nämlich zu reinen Objekten und nimmt ihnen ihre Würde. Schon Aristoteles soll gesagt haben: „Das Ganze ist mehr als die Summe der einzelnen Teile.“ Das Ganze ist der Mensch – und nicht sein Geschlecht, seine Hautfarbe, sein Alter, seine Herkunft, sein Score.

## Anmerkungen und Referenzen

- 1 Herfurth L (2020) *Schubladendenken 3.0; Diskriminierung durch Social Scoring*. Bachelorarbeit, Evangelische Hochschule Nürnberg. urn:nbn:de:0295-opus4-18209
- 2 *Hier als soziale Konstruktion und nicht biologische Kategorie*.
- 3 Semsrott A, Palmethofer W (2018) *OpenSchufa: Die Ergebnisse (Updates)*. Open Knowledge Foundation Deutschland, Berlin, 28. November 2018. <https://okfn.de/blog/2018/11/openschufa-ergebnisse/>. Zugegriffen: 2. März 2020
- 4 Gerstner D (2017) *Predictive Policing als Instrument zur Prävention von Wohnungseinbruchdiebstahl; Evaluationsergebnisse zum Baden-Württembergischen Pilotprojekt P4*. forschung aktuell, Bd. 50, Max-Planck-Institut für Ausländisches und Internationales Strafrecht, edition iuscrim, Freiburg i. Br., Oktober 2017. [https://pure.mpg.de/rest/items/item\\_2498917\\_4/component/file\\_3014304/content](https://pure.mpg.de/rest/items/item_2498917_4/component/file_3014304/content)
- 5 Selke S (2015) *Lifelogging und die neue Taxonomie des Sozialen*. In: Gapski H (Hrsg) (2015) *Big Data und Medienbildung; Zwischen Kontrollverlust, Selbstverteidigung und Souveränität in der digitalen Welt*. Schriftenreihe zur digitalen Gesellschaft NRW, Bd. 3. kopaed, Düsseldorf, München, S 95–110. urn:nbn:de:0111-pedocs-116340
- 6 Mau S (2018) *Das metrische Wir; Über die Quantifizierung des Sozialen*. Sonderausgabe für die Bundeszentrale für politische Bildung. Schriftenreihe Bundeszentrale für politische Bildung, Bonn, Bd. 10273
- 7 Unabhängiges Landeszentrum für Datenschutz Schleswig-Holstein (2014) *Scoring nach der Datenschutz-Novelle 2009 und neue Entwicklungen; Abschlussbericht*. Unabhängiges Landeszentrum für Datenschutz Schleswig-Holstein (ULD), Kiel, und GP Forschungsgruppe, München. [https://www.bmjv.de/SharedDocs/Downloads/DE/PDF/Scoring-Studie.pdf?\\_\\_blob=publicationFile&v=3](https://www.bmjv.de/SharedDocs/Downloads/DE/PDF/Scoring-Studie.pdf?__blob=publicationFile&v=3)
- 8 BGH, Urteil vom 28.01.2014 Az. VI ZR 156/13
- 9 Wischmeyer N (2020) *Schufa will Konten der Deutschen durchstöbern*. Süddeutsche Zeitung online, 26. November 2020. <https://sz.de/1.5128963>. Zugegriffen: 7. Februar 2021

