

Evangelische Hochschule Nürnberg

Studiengang Soziale Arbeit

Bachelor-Thesis

zur Erlangung des akademischen Grades

Bachelor of Arts (B.A.)

Schubladendenken 3.0

Diskriminierung durch Social Scoring

Lisa Herfurth

Erstgutachter: Prof. Dr. Uwe Kranenpohl

Zweitgutachter: Prof. Dr. Michael Bayer

Abgabetermin: 4. März 2020

Abstract

Social Scoring etabliert sich immer mehr in unserer Lebenswelt, ohne dass wir es bemerken. Doch gibt es Social Scoring überhaupt in Deutschland? Wie kann Scoring diskriminieren, wenn Algorithmen doch völlig vorurteilsfrei sein sollen? Die vorliegende Bachelorarbeit identifiziert Diskriminierungsrisiken anhand verschiedener Anwendungsgebiete von Social Scoring in Deutschland. Dazu werden zuerst die unterschiedlichen Formen der Diskriminierung herausgearbeitet und vor dem Hintergrund des geltenden Diskriminierungsverbots betrachtet. Anschließend werden verschiedene Einsatzmöglichkeiten von Social Scoring wie das Kredit-Scoring, die Telematik-Tarife der Krankenkassen und KFZ-Versicherungen, das Automated Recruiting, automatisierte Feedbackverfahren zur Leistungsbeurteilung und das Predictive Policing auf die zuvor beschriebenen Dimensionen der Diskriminierung untersucht. Dabei zeigt sich, dass in all diesen Bereichen ein hohes Potential für Diskriminierung besteht und längst geforderte Regulierungsmaßnahmen für das Weiterbestehen unserer Gesellschaft in der jetzigen Form unerlässlich sind.

Inhaltsverzeichnis

1	Einleitung.....	3
2	Grundlegendes und Definitionen.....	6
2.1	Diskriminierung.....	6
2.1.1	Von der Kategorisierung zur sozialen Diskriminierung.....	6
2.1.2	Rechtliche Bestimmungen und Merkmale.....	7
2.2	Algorithmen und Social Scoring.....	10
2.2.1	„Gute“ und „böse“ Algorithmen.....	10
2.2.2	(Social) Scoring – Abgrenzung und Definition.....	11
3	Formen und Bereiche von Diskriminierung durch Social Scoring.....	14
3.1	Formen.....	14
3.1.1	Diskriminierung nach Motiv, Äußerungsform und Diskriminatoren.....	14
3.1.2	Diskriminierung aufgrund nicht geschützter Merkmale.....	16
3.1.3	Statistische Diskriminierung.....	17
3.1.4	Rationale Diskriminierung.....	18
3.1.5	Intersektionalität.....	19
3.1.6	Diskriminierung durch minderwertige Scoregüte.....	20
3.2	Bereiche.....	21
3.2.1	Kredit-Scoring von Wirtschaftsauskunfteien.....	21
3.2.2	„Pay as you drive“ – Die Telematiktarife der KFZ-Versicherungen.....	24
3.2.3	„Pay as you live“ – Die Telematiktarife der Krankenversicherungen.....	27
3.2.4	People Analytics und Automated Recruiting.....	31
3.2.5	Automatisierte Leistungsbeurteilung und Motivation.....	33
3.2.6	Verbrechensverhütung – „Predictive Policing“.....	35
4	Fazit.....	37
	Literaturverzeichnis.....	39
	Erklärung.....	46

1 Einleitung

Nicht selten sind menschliche Entscheidungen geprägt von Stereotypen und Vorurteilen oder Launen. Wie riskant es ist, wenn unsere Mitmenschen uns bewerten dürfen, das zeigt eine Episode der Science-Fiction Serie „The Orville“. Dort besucht die Besatzung einen Planeten, deren Bevölkerung in einer direkten Demokratie lebt. Alle Entscheidungen – vor allem über die Konsequenzen einer Straftat – werden von der Gesellschaft per Daumen hoch oder Daumen runter getroffen, wobei auch persönliche Präferenzen und Abneigungen eine Rolle spielen können (MacFarlane 2018). Social Scoring¹ geht aber auch anders. Um Diskriminierung zu vermeiden, werden an vielen Stellen Computer eingesetzt, denn sie gelten als vorurteilsfrei. Dass das nicht stimmt, zeigen zahlreiche Untersuchungen und Fälle (Fröhlich 2019). In den USA beispielsweise entscheidet ein Scoring-Algorithmus darüber, ob Strafgefangene vorzeitig entlassen werden, indem er anhand ihrer Biografie, ihres Umfelds, der Wohngegend und anderer soziodemografischer Daten das Risiko berechnet, wieder straffällig zu werden. Mittlerweile weiß man, dass das Programm nicht individuelle Wahrscheinlichkeiten angibt, sondern nach Gruppenzugehörigkeiten wertet. So werden die Rückfallquoten von Latinas*os² und Farbigen generell wesentlich höher eingeschätzt, als die von Weißen, obwohl sie eigentlich gleich hoch wären. Software tut eben das, zu was sie programmiert wurde: Sie bildet unsere soziale Realität ab – mit all unseren Vorurteilen. Hier diskriminiert sie nach Ethnizität (Holland 2016).

Neu an dieser Diskriminierung ist, dass sie in großem Stil erfolgt und nicht mehr nur Einzelne betroffen sind. Neu ist auch, dass man sich der Erfassung durch die neuen Technologien nur mit hohen gesellschaftlichen Einbußen entziehen kann und mittlerweile auch schon fast jeder Teil der Gesellschaft, beinahe auch unsere geheimsten Gedanken, erfasst und ausgewertet werden können. Die digitale Variante des Schubladendenkens, nach der offline-Version und statistischen Verfahren schon Version 3.0, belebt die alten Vorurteile in den Köpfen nicht nur wieder, zementiert diese fest in unsere Gesellschaft ein.

Im Fokus dieser Bachelorarbeit steht die Forschungsfrage „In welchen Bereichen und in welchen Formen gibt es Diskriminierung durch Social Scoring in Deutschland?“. Dabei beziehe ich mich ausdrücklich und ausschließlich auf algorithmen-basiertes Social

¹ Social Scoring ist eine Technologie, die auf Algorithmen basiert und das Verhalten und die Eigenschaften von Personen berechnet, erfasst und auswertet. Damit können gesellschaftliche Auswirkungen verbunden sein. Mehr dazu in Abschnitt 2.2.2.

² Die Ethnizität ist hier und im Folgenden als soziale Konstruktion und nicht biologische Kategorie zu sehen.

Scoring, also auf automatisierte und halbautomatisierte Entscheidungen, die in einer Verbindung mit neuen Technologien wie Wearables³, Machine Learning⁴, Datamining⁵ und Telematik⁶ stehen. Nicht oder nur ansatzweise besprochen werden statistische Verfahren, wie die Berechnung von (Durchschnitts-) Noten an Schulen, die Sozialauswahl in Unternehmen oder sonstige rein manuell ausgeführte Scorings, hinter denen aber durchaus einfache Algorithmen stecken. Sie bergen zwar ebenso ein Potential für Diskriminierung, aber sie bieten durch ihre Einfachheit ein bestimmtes Maß an Transparenz und sind in der Gesellschaft daher weitgehend akzeptiert. Auch andere potentielle Risiken, die von Social Scorings ausgehen können, wie zum Beispiel die Möglichkeit einer gesellschaftlichen Steuerung, können nur bedingt behandelt werden. Ebenso kein Teil dieser Arbeit ist das Scoring im Sport, da es nicht den gesellschaftlichen Aspekt des Social Scorings betrifft.

Eine ausführliche Recherche hat ergeben, dass es noch keine näheren Untersuchungen zum Thema „Social Scoring und Diskriminierung in Deutschland“ gibt. Steffen Mau (2018) beschäftigt sich in *Das metrische Wir* aus einem soziologischen Blickwinkel mit der „Quantifizierung sozialer Interaktionen“ (Mau 2018: Klappentext) und all seinen Gefahren, arbeitet aber nicht die einzelnen Formen der Diskriminierung heraus. Carsten Orwat (2019) erkennt in seiner umfangreichen Studie zwar *Diskriminierungsrisiken durch Algorithmen* und weist dabei auch auf das hohe Diskriminierungspotential von Social Scoring hin, er bezieht sich aber ausschließlich auf Beispiele aus dem Ausland, obwohl – wie diese Arbeit zeigen wird – auch reichlich Material aus dem Inland vorliegt. Das liegt vermutlich daran, dass der Nachweis von Diskriminierung in einer Verbindung mit den neuen Technologien nur sehr schwer möglich ist. Auch das Gutachten *Verbrauchergerechtes Scoring* des Sachverständigenrates für Verbraucherfragen (SVRV 2018) beschäftigt sich mit dem Thema Scoring und erwähnt Diskriminierungsrisiken in Deutschland, betrachtet aber nur die Bereiche Bonitäts-Scoring, sowie die Telematik-Tarife für Krankenkassen und Versicherungen für Kraftfahrzeuge (KFZ). Der Fokus ist hierbei auch eher auf die Handlungsempfehlungen für verbrauchergerechtes Scoring gerichtet und lässt andere Typen von Social Scoring außen vor. Außerdem werden in den letzten beiden Quellen einige Formen von Diskriminierung nicht berücksichtigt, die in Deutschland nicht unter das

³ Aus dem Englischen von *to wear* für tragen. Kleine z. B. als Armband tragbare Messgeräte.

⁴ Auch Künstliche Intelligenz (KI) genannt.

⁵ Systematische Auswertung großer Datenbestände (Big Data) mit dem Ziel Korrelationen zu finden (Duden 2020b).

⁶ Telematik ist ein Kunstwort zwischen Tele (fern) und Informatik (Nora et. al. 1980).

Diskriminierungsverbot fallen, da sich diese Arbeiten vorwiegend an der juristischen Definition der Diskriminierung (2.1.2) orientieren.

In der vorliegenden Arbeit wird hingegen gerade auch bei der statistischen Diskriminierung (3.1.3) und dem Phänomen der Intersektionalität (3.1.5) ein offener Diskriminierungsansatz verwendet, bei dem unter anderem auch der rationale Diskriminierungsansatz (3.1.4) vor dem Hintergrund der Individualisierung betrachtet, und auf das mit einer mangelhaften Datenqualität verbundene Potential der Diskriminierung (3.1.6) eingegangen wird. Zunächst wird ein Überblick zu den wichtigsten Begriffen für das Thema Diskriminierung (2.1) und Social Scoring (2.2) gegeben. Dabei werden sowohl soziologische als auch juristische Perspektiven einbezogen. Im Hauptteil werden die unterschiedlichen Formen der Diskriminierung (3.1) vorgestellt und hinsichtlich bestimmter Bereiche identifiziert (3.2), in denen sich Scoring in Deutschland bereits etabliert hat oder zu etablieren beginnt. Dabei werden immer zuerst die Themenbereiche und die genutzten Scoring-Algorithmen vorgestellt, die dann nach den zuvor vorgestellten Formen auf ein Potential der Diskriminierung geprüft werden. Für eine Übersicht zur Einteilung nach verschiedenen Dimensionen wurde das Lehrwerk *Antidiskriminierungspädagogik* von Rebecca Pates et. al. (2010) verwendet. Das Konzept der rationalen Diskriminierung von Stefan Selke (2015) und die statistische Diskriminierung – wie sie etwa ausführlich in der Studie von Carsten Orwat (2019) beschrieben wird – sind weitere wichtige Bezüge. Zu den einzelnen Themenbereichen wurden viele Texte und Studien herangezogen und ausgewertet. Beim Kredit-Scoring (3.2.1) wurde neben den eigenen Selbstauskünften von der Schufa und von CRIFBürger zusätzlich auch auf das Buch *Bankgeheimnis und Datenschutz* von Arndt Kalkbrenner und Christian Koch zurückgegriffen (Kalkbrenner et. al 2019). Bei den Telematik-Tarife der KFZ-Versicherung (3.2.2) wurden insbesondere die Texte von Anna Grimm und Martin Stadler aus dem Buch *Telematiktarife & Co. – Versichertendaten als Prämienersatz* ausgewertet (Schmidt-Kessel 2018). Zur Digitalisierung des Gesundheitswesens (3.2.3) wurden verstärkt Aufsätze von Stefan Selke (2015), Christian Katzenmeier (2019) und die neueste Solidaritätsstudie der Friedrich-Ebert-Stiftung (Böning et. al. 2019) ausgewertet. Die Literatur zu den Themen Automated Recruiting, Predictive Policing und automatisierter Leistungsbeurteilung stammt hauptsächlich aus Artikeln in Fachzeitschriften und aus journalistischen Beiträgen. Abschließend werden im Fazit die Erkenntnisse aus dem Hauptteil zusammengeführt.

2 Grundlegendes und Definitionen

2.1 Diskriminierung

2.1.1 Von der Kategorisierung zur sozialen Diskriminierung

Kategorisierung bezieht sich im Kontext auf eine Einteilung von Menschen in bestimmte soziale Kategorien bzw. Gruppen. Ein gemeinsames wahrnehmbares oder zugeschriebenes Merkmal dient dazu, die Mitglieder einer Gruppe gemeinsam zu bewerten und in diesem Sinne „in einen Topf zu werfen“ (Klauer 2008: 23). „Ein Vorurteil liegt dann vor, wenn diese Bewertung auf ein Mitglied einer Kategorie übertragen wird, ohne weiteres Ansehen der Person. Drückt sich eine negative Bewertung im Verhalten der Person gegenüber aus, so spricht man von Diskriminierung“ (Klauer 2008: 24).

Alter, Geschlecht und Ethnizität sind die sogenannten grundlegenden Kategorien. Sie werden auch automatisierte oder primitive Kategorien genannt, da wir bei jeder Begegnung, ohne bewusst nachzudenken, unser Gegenüber „scannen“ und hinsichtlich dieser drei Kategorien verorten (Fiske 1990; zit. n. Krings et. al. 2008: 131). Die daraus folgende Einteilung kann unser Handeln und Denken gegenüber dieser Person maßgeblich beeinflussen (Kunda 1999; zit. n. Krings et. al. 2008: 131). „Die mit der Kategorisierung verfügbar werdenden stereotypen Inhalte erlauben es, Menschen auch dann zu beurteilen und zu bewerten, wenn außer der Kategorienzugehörigkeit nur wenige Informationen vorliegen“ (Klauer 2008: 24). Im Jahre 2000 konnten Jeffrey W. Sherman, C. Neil Macrae und Galen Bodenhausen zeigen, dass diese kategorienbasierte kognitive Verarbeitung des Menschen einem Strukturieren und Vereinfachen komplexer Situationen oder Umwelten dient, was zuvor nur vermutet werden konnte (Sherman 2000; zit. n. Klauer 2008: 24).

Um überhaupt differenzieren zu können und Konformität zu erzeugen, sind wir auf eine Vorab-Definition des Normalen angewiesen (Selke 2015: 102). Da sie abhängig von den Normvorstellungen der jeweiligen Gesellschaft ist und die von ihr definierten Formen der Normalität als subjektiv und veränderbar anzusehen sind, kann soziale Diskriminierung nicht endgültig und allgemein definiert werden, was teilweise zu großen, regionalen Unterschieden führt. Weil Diskriminierung aber nicht ausschließlich auf einer Eigenschaftszuschreibung und einer Zuordnung zu Gruppen basiert, absichtsvoll und unbedingt mit diskriminierenden Handlungen verbunden sein muss, erscheint der Begriff durchaus komplex (Merton 1948: 99-126). Er wurde daher auch auf Institutionen und Gesetze ausgeweitet. Nicht nur die Formen der Diskriminierung sind vielfältig, sondern auch ihre Folgen: Diskriminierung zeigt sich in einem „Ausschluss von materiellen

Ressourcen, politischer und gesellschaftlicher Teilhabe sowie [der] Verweigerung von Anerkennung, Respekt [und] Interesse“ (Pates et. al. 2010: 255).

Das Verb „diskriminieren“ und das zugehörige Substantiv „Diskriminierung“ haben ihren Ursprung im lateinischen Verb *discriminare*, was „trennen“ oder „unterscheiden“ bedeutet (Menge 2003: 173). Nur vereinzelt wird es in dieser wertneutralen Bedeutung noch in der Fachsprache genutzt. Während es im deutschen Sprachraum mittlerweile fast ausschließlich eine negative Bedeutung im Sinne von „benachteiligen“ hat, wird es im Englischen nach wie vor in der ursprünglichen Konnotation verwendet. Im Deutschen werden für den neutralen Begriffsinhalt die Bezeichnungen „Differenzierung“ oder „Diskrimination“ benutzt.⁷ Zur leichteren Abgrenzung wird die gesellschaftlich benachteiligende Bedeutung auch „soziale Diskriminierung“ genannt (Pates et. al. 2010: 27).

In rechtlicher Sicht wird Diskriminierung in Deutschland als Ungleichbehandlung ohne sachlichen Grund oder als Herabwürdigung wegen eines Identitätsmerkmals beschrieben (Pates et. al. 2010: 27). Nicht jede Ungleichbehandlung ist also auch gleich Diskriminierung. Das Bundesverfassungsgericht beschreibt den Gleichheitssatz damit, dass „wesentlich Gleiches [...] rechtlich gleich und wesentlich Ungleiches seiner Eigenart entsprechend rechtlich ungleich zu behandeln“ sei.⁸ In dieser Arbeit 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 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.

2.1.2 Rechtliche Bestimmungen und Merkmale

Das sogenannte „Diskriminierungsverbot“ ist in Deutschland in mehreren Normen geregelt. Es fußt auf dem Gleichheitssatz im Grundgesetz, der sich ursprünglich ausschließlich an den Staat richtete. Bürger*innen sollten nicht länger der Willkür des Staates unterworfen sein. Nach allgemeiner Lehrmeinung geht aus Artikel 3 Absatz 1, 3 Grundgesetz für die Bundesrepublik Deutschland (GG) mittlerweile aber auch hervor, dass es Aufgabe des Staates sei, dafür zu sorgen, dass dieses Verbot in der Privatwirtschaft und teilweise auch unter Privatpersonen eingehalten wird (Ruffert 2001).

⁷ Der Fachbegriff Diskrimination wird auch in der Wirtschaft verwendet. In der Statistik gibt es die Diskriminanzanalyse.

⁸ BVerfG, Urteil vom 16.01.2007 - 2 BvR 1188/05, Rn. 26.

Weil es allen Menschen möglich sein soll, dass sie selbst darüber entscheiden, mit wem sie einen Vertrag abschließen wollen (Privatautonomie), hat der Gesetzgeber das Diskriminierungsverbot einfachgesetzlich im Allgemeinen Gleichbehandlungsgesetz (AGG), sowie im Bundesdatenschutzgesetz (BDSG), in verschiedenen Landesgesetzen und auf Ebene der Europäischen Union (EU) in der Datenschutz-Grundverordnung (DSGVO)⁹ geregelt. Seit Einführung des AGG gilt das zivilrechtliche Diskriminierungsverbot insbesondere für Arbeitssuchende, Auszubildende, Beschäftigte und Bewerbende (§ 7, 11 AGG). Aus dem Gesetz geht auch hervor, dass eine Diskriminierung nicht nur dann vorliegt, wenn eine Person tatsächlich diskriminiert wird, sondern auch, wenn sie dies „erfahren würde“ (§ 3 Abs. 1 AGG) oder könnte (§ 3 Abs. 2 AGG). Da der Schutz vor Diskriminierung jedoch nur privatrechtlich geregelt wird, müssen die Betroffenen selbst ihr Recht einfordern und sind zunächst in der Beweispflicht (§ 22 AGG).

Das deutsche Recht nennt eine abgeschlossene Aufzählung von „geschützten Merkmalen“. Geschützt bedeutet nicht, dass es verboten ist, diese Merkmale zu erfassen, sondern Menschen danach zu diskriminieren. Nach nicht geschützten Merkmalen darf jederzeit differenziert werden, auch wenn sich dadurch Nachteile für Betroffene ergeben können (Hensche 2020a). Art. 3 GG schützt die Merkmale Geschlecht, Ethnizität (Abstammung, Rasse), Sprache, Heimat und Herkunft, Religion (Glaube), politische Meinung und Weltbild (Anschauung), Behinderung und chronische Erkrankungen,¹⁰ Artikel 9 GG die Zugehörigkeit zu einer Gewerkschaft. Ebenfalls geschützt nach § 4 Gendiagnostikgesetz sind genetische Merkmale und Anlagen, nach § 1 AGG Alter und sexuelle Identität. Zusätzlich werden alle Informationen zum Sexualleben und biometrische Daten nach Art 9 der DSGVO geschützt.¹¹ Die genannten Merkmale werden auch „diskriminierungsanfällige Merkmale“ genannt.

Aber es gibt auch Ausnahmen vom Diskriminierungsverbot.¹² Eine mittelbare Benachteiligung¹³ liegt laut § 3 AGG Abs. 2 nicht vor, wenn „[...] die betreffenden Vorschriften, Kriterien oder Verfahren [...] durch ein rechtmäßiges Ziel sachlich gerechtfertigt und die Mittel [...] zur Erreichung dieses Ziels angemessen und

⁹ Der offizielle vollständige Titel der DSGVO lautet *Verordnung (EU) 2016/679 des Europäischen Parlaments und des Rates vom 27. April 2016 zum Schutz natürlicher Personen bei der Verarbeitung personenbezogener Daten, zum freien Datenverkehr und zur Aufhebung der Richtlinie 95/46/EG*.

¹⁰ Nur dann, wenn diese Krankheit die Teilhabe am Berufsleben maßgeblich und dauerhaft beeinträchtigt. EuGH, Urteil vom 11.04.2013, C-335/11 C-337/11 - HK Danmark.

¹¹ Einen Überblick bietet Carsten Orwat (2019: 25).

¹² Die sogenannten Erlaubnistatbestände finden sich unter §§ 5, 8 - 10 AGG.

¹³ Es geht also um eine Diskriminierung nach scheinbar neutralen Vorschriften. Siehe auch Kapitel 3.1.1.

erforderlich [sind]“. Sachliche gerechtfertigte Gründe können die Vermeidung von Gefahren oder Verhütung von Schäden darstellen oder ein besonderes Schutzbedürfnis beinhalten (§ 20 Abs. 1 AGG). Beispielsweise sollen bestehende Nachteile durch eine bewusste Ungleichbehandlung ausgeglichen werden (§ 5 AGG). Profitgründe sind jedoch keine sachlichen Gründe. Erforderliche angemessene Mittel werden in § 20 Abs. 2 S. 2 AGG dargestellt. Demnach ist „[e]ine unterschiedliche Behandlung wegen der Religion, einer Behinderung, des Alters oder der sexuellen Identität [...] im Falle des § 19 Abs. 1 Nr. 2 nur zulässig, wenn diese auf anerkannten Prinzipien risikoadäquater Kalkulation beruht, insbesondere auf einer versicherungsmathematisch ermittelten Risikobewertung unter Heranziehung statistischer Erhebungen.“ Absolut verboten ist es jedoch, nach Rasse und ethnische Herkunft (§ 9 Abs. 2 AGG), sowie Schwangerschaft und Mutterschaft (§ 20 Abs. 2 S. 1 AGG) zu diskriminieren.

Es ist ein großes Problem, dass es in statistischen Ausnahmefällen erlaubt ist, nach gewissen geschützten Kriterien zu differenzieren. Dabei steht es natürlich fest, dass bestimmte Zusammenhänge bestehen. So ist etwa die Wahrscheinlichkeit bei älteren Menschen größer, dass sie vor der Rückzahlung eines Kredits sterben können. Schwangere können im Beruf zunächst ausfallen, wenn sie ihr Kind bekommen. Die Rechte der Schwangeren werden geschützt, die der Älteren aber nicht, obwohl sie natürlich keine Schuld daran haben, alt zu sein. Insbesondere zum Alter gibt es sehr viele Ausnahmen vom Diskriminierungsverbot, da dieses Merkmal erst spät in den Katalog aufgenommen worden ist, aber dann auf tarifliche Sonderregelungen traf, die eigentlich ältere Arbeitnehmer*innen schützen sollen oder ihnen Vorteile gewähren (Hensche 2020b).

Ebenfalls nicht vor Diskriminierung geschützt sind Menschen, die freiwillig in das jeweilige differenzierende Verfahren eingewilligt haben. Diese Regelung scheint besonders fragwürdig vor dem Hintergrund, dass derartige Zustimmungsklauseln oftmals in den seitenlangen Allgemeinen Geschäftsbedingungen (AGB) „versteckt“ sind und Betroffene manchmal auch gar keine Wahl haben, als einzuwilligen. Man spricht hier von einem Zustimmungszwang, der trotz der Bedingungen in Art. 7 DSGVO besteht.¹⁴

Rechtlich nicht geregelt und damit erlaubt sind Benachteiligungen und Ungleichbehandlungen aufgrund nicht geschützter Merkmale (siehe Kapitel 3.1.2.).

¹⁴ Da es erstens nicht klar ist, ob ein absolutes oder relatives Kopplungsverbot laut Art. 7 Abs. 4 DSGVO besteht und sich die Nutzenden außerdem auch jederzeit eine*n andere*n Anbieter*in suchen können (Müller 2018).

Auch dadurch werden diskriminierende Handlungen nicht vollständig verboten (Hensche 2020a).

2.2 Algorithmen und Social Scoring

2.2.1 „Gute“ und „böse“ Algorithmen

Gegenwärtig wird viel vom *Angriff der Algorithmen* (O'Neil 2017) oder ähnlich dystopischen Szenarien gesprochen. Dabei wird den Algorithmen vor allem in journalistischen Texten zugeschrieben, dass sie böse sein könnten (u. a. padeluun [sic!] zit. n. Geuter 2013), die Weltherrschaft an sich reißen (u. a. Schöbel-Matthey 2019), oder zumindest diskriminierend wirken können (u. a. Lobe 2020). Andere beteuern die Objektivität von Algorithmen und wollen sich bei Entscheidungen daher ganz auf sie verlassen (Schufa 2020b). Beide Sichtweisen irren sich in einem ganz konkreten Punkt, Algorithmen können nämlich all diese Eigenschaften gar nicht besitzen. Im Hintergrund steht ein einfacher Verständnisfehler: Algorithmen werden oft fälschlicherweise mit Software gleichgesetzt (Schinzel 2017).

Auffällig ist, dass gegenwärtig vor allem „Algorithmus“ und nicht „Software“ benutzt wird, Britta Schinzel (2017) mutmaßt, weil „Algorithmus“ bedeutsamer oder auch sexier klingt. Algorithmen sind zunächst einfach nur Rechenvorgänge, also Handlungsvorschriften, die zur Lösung eines Problems dienen. Viele einfache Algorithmen gab es schon, bevor es überhaupt Software oder Computer gab, manche sind hunderte von Jahren alt.¹⁵ Sie können einfache Rechnungen durchführen, etwa bei der Bildung von Mittelwerten oder bei Sortierverfahren oder wesentlich komplexere wie bei einem Algorithmus zur Vorhersage von Epidemien. Da Algorithmen reine Rechenoperationen sind, können sie als solche nicht gut oder böse, intelligent, fair, objektiv oder diskriminierend sein. Erst ihre Interpretation mit Hilfe einer Software, hinter der sich menschliche Einstellungen verbergen, macht sie dazu (Schinzel 2017).

Software enthält häufig viele miteinander verwobene Algorithmen. Sie sind neben dem Programmcode, also der Grammatik des Systems, der mathematische Anteil der Software. Sie wendet automatisiert viele Algorithmen hintereinander an, führt sie aus oder interpretiert die Ergebnisse. Software kann wie ein Buch als Produkt von Menschen diskriminierend wirken, weil in ihr entsprechende Meinungen, Einstellungen und Vorurteile von Personen dargestellt oder ausgedrückt werden können (Schinzel 2017).

¹⁵ Der Begriff *Algorithmus* stammt aus dem Pesischen vom Namen des Rechenmeisters Abu Dscha'far Muhammad ibn Musa al-Ḥwārizmī ab (u. a. Folkerts et. al. 1997).

Aber auch das Buch selbst kann nichts für seinen Inhalt. So wie bei einem Buch der Autor oder die Autorin verantwortlich für den Inhalt ist, so bezieht sich die Verantwortung bei der Software auf den Programmierenden und die von ihm genutzten Daten. Da Software jedoch immer für einen bestimmten Zweck programmiert wird, sind auch die Auftraggebenden verantwortlich für die kompromittierenden Inhalte, zumindest dann, wenn diese auch so gewünscht wurden (Schinzel 2017).

2.2.2 (Social) Scoring – Abgrenzung und Definition

Scoring

Scorings sind vielen bekannt aus dem Sport, etwa bei Tennis und Baseball und aus der Medizin in der etwa der Apgar-Score für Neugeborene oder bestimmte Score-Systeme in der Notfallmedizin zur Schweregradklassifikation von Verletzungen verwendet werden. Aber auch Schulnoten kann man als eine Art Scoring verstehen. In Abgrenzung zum Rating, das eher Firmen in den Fokus nimmt, hat das Scoring die Aufgabe, menschliches Handeln zu bewerten.¹⁶

Das englische Verb *to score* kommt ursprünglich aus dem Altnordischen von *skor* für einkerben (Jost et. al. 1830) und hat heute die Bedeutung „Punkte erzielen“ oder „aufaddieren“ (Duden 2020a). Der „Score“ ist der aufgerechnete Wert, also das Ergebnis der vorangegangenen Rechnung (siehe auch „Highscore“ in Spielen). Die durch Scoring entstandenen Werte können mit anderen verglichen werden, die nach demselben Schema entstanden sind. Ab diesem Zeitpunkt ist ein Rückschluss auf die Einzelwerte als die ursprünglichen Bestandteile nicht mehr möglich,¹⁷ er ist aber auch nicht gewollt, da Einfachheit und Vergleichbarkeit im Fokus stehen. Scoring muss nicht unbedingt mit Software genutzt werden oder komplizierte Algorithmen beinhalten. Durchschnittsnoten werden beispielsweise mit einfachsten Algorithmen berechnet (Addieren, Mittelwert) und auch einfaches Zählen (strenggenommen auch ein Algorithmus) kann dem Scoring zugerechnet werden (Schinzel 2017). Sogenannte „Up- und Down-Scorings“, wie sie von Youtube oder Facebook für die Daumen-hoch-Daumen-runter-Darstellungen genutzt werden, zählen nämlich ganz simpel Mausklicks.

Rechtliche Bestimmungen zum Scoring

Scoring beschreibt also allgemein ein algorithmisches Verfahren, in dem Werte zu einem Ergebnis zusammengerechnet werden, mit dem Ziel diese Ergebnisse vergleichbar zu machen oder eine Rangfolge erstellen zu können. Die Verwendung von Scorings wird

¹⁶ Der Begriff *Rating* wird insbesondere im Finanzwesen genutzt (Munsch et. al. 2001).

¹⁷ Es sei denn, die Rechenfolge lässt sich nachvollziehen.

zwar durch das BDSG und die DSGVO eingeschränkt, Scoring bezeichnet im deutschen Recht aber laut § 31 Abs. 1 BDSG nur die „Verwendung eines Wahrscheinlichkeitswerts über ein bestimmtes zukünftiges Verhalten einer natürlichen Person zum Zweck der Entscheidung über die Begründung, Durchführung oder Beendigung eines Vertragsverhältnisses mit dieser Person [...]“. Der Paragraph beschreibt damit ausschließlich das Risiko-Scoring bei einem Vertragsabschluss anhand von Wahrscheinlichkeitswerten, wie sie z. B. im Kredit-Scoring verwendet werden. Auch im weiteren Verlauf des Paragraphen wird deutlich, dass der Gesetzgeber Scoring vor allem mit den Auskunfteien in Verbindung bringt.¹⁸ Scorings, die kein klassisches „Vertragsverhältnis“ auf Kund*innen-Basis haben (wie in den Abschnitten 3.2.4, 3.2.5 und 3.2.6 dargestellt), werden also vom deutschen Gesetz nur unzureichend erfasst, worauf auch Stefanie Eschholz (2017) hinweist. Sie werden auch in anderen Branchen verwendet und bilden die Grundlage von Matching- und Profiling-Software.¹⁹ In der DSGVO wird Scoring daher als Teil des Profilings gesehen, damit wird es viel offener beschrieben, die Vorschrift ist flexibler (Art. 4, 22 DSGVO). Denn insbesondere die neuen Big Data-Technologien und die immer weitere Verknüpfung von Algorithmen machen das Scoring undurchsichtig und Missbrauch möglich.

Social Scoring

Scorings sind mittlerweile zwar wichtige Bestandteile zur Risikoabschätzung in unserer neuen Präventionsgesellschaft, vormals Risikogesellschaft (Albers 2012: 102), geworden, sie können aber auch Nachteile mit sich bringen. Sogenannte Social Scorings stehen sogar im Verdacht, die Gesellschaftsordnung gefährden zu können.²⁰ Den Zusatz *socia*²¹ erhält das Scoring, um es vom Sport-Scoring²² abzugrenzen, denn beim Social Scoring geht es um gesellschaftliche Auswirkungen. Eine ausführliche Literaturrecherche führte zum Ergebnis, dass der Begriff „Social Scoring“ zwar häufig verwendet wird, aber bisher noch nicht eindeutig definiert wurde. Das zeigt sich auch daran, dass mehrere unterschiedliche Phänomene mit dem Begriff Social Scoring in Verbindung gebracht werden.

¹⁸ Die weiteren Einschränkungen in Abs. 2 gelten nur für Auskunfteien.

¹⁹ Profilings dienen der Analyse der Persönlichkeit einer Person. Matching ist der Abgleich von Anforderungen, Kompetenzen oder sonstigen Merkmal zum Zwecke einer Passung. Siehe dazu Abschnitt 3.2.4.

²⁰ Katzenmeier (2019: 18-19) diskutiert das ausführlich. Auch bei Selke (2015) und (Böning et. al. 2019).

²¹ Aus dem Englischen für „gesellschaftlich“.

²² Z. B. im Baseball.

In der Wissenschaft und dabei vor allem in der Soziologie wird „Social Scoring“ als ein Überbegriff für alle Verfahren verwendet, bei denen menschliches Verhalten oder menschliche Eigenschaften in Punkten abgebildet werden.²³ Literatur zu „Social Scoring“ aus den 2010er-Jahren beschreiben es hingegen als eine algorithmen-basierte Technologie, um den Einfluss von Personen im Internet und dabei insbesondere in den sozialen Netzwerken wie Facebook und Twitter zu messen. Vorreiter war dabei das Programm „Klout“, das selbstständig und ohne eine Zustimmung unregistrierter Nutzer diverse Netzwerke durchsuchte und Personen Score-Werte zuordnete. Es hat aber die Einführung der DSGVO nicht überlebt und ist 2018 vom Netz gegangen (Russel 2018). Davon übrig geblieben ist der heute sehr bekannte Begriff „Influencer“. Bücher zu diesem „Social-Media-Scoring“ beschäftigten sich vor allem damit, wie man seinen eigenen Klout-Score steigern kann, oder Firmen die einflussreichsten Klout-User nutzen können, um mehr Profit generieren zu können (Prommer 2016; Schaefer 2013).

Außerdem wird auch der Einfluss des eben beschriebenen „Social-Media-Scoring“ auf die Kreditvergabe an mancher Stelle als Social Scoring bezeichnet.²⁴ Derartiges wird beispielsweise von der deutschen Kreditech angeboten (Schlenk et. al. 2019). Auch die Schufa hatte solche Pläne, ließ sie aufgrund von Protesten jedoch wieder fallen (FAZ 2012). Diese Form eines Social Scorings, die Daten aus branchenfremden Netzwerken (insbesondere Facebook) sucht und zusammenführt oder auch generiert, wird in dieser Arbeit als „Super Scoring“ bezeichnet. Diese Zusammenführung von personenbezogenen Datensätzen ist nach dem Kopplungsverbot (Art. 7 DSGVO) und dem Zweckbindungsgebot aus der DSGVO (Art. 5 Abs. 1 Buchst. b DSGVO) in Deutschland verboten, es sei denn es liegt ausdrückliche eine freiwillige Einwilligung vor (Art. 7 DSGVO). Alexander Michopoulos zeigt aber, dass Super Scoring auch ohne diese Einwilligung unproblematisch wäre, da nach derzeitiger Gesetzeslage nicht mit Konsequenzen gerechnet werden muss (Michopoulos 2018).

Eine völlig andere Bedeutung hat „Social Scoring“ in journalistischen Kreisen bekommen. In vielen Zeitungsberichten kann man in den letzten Jahren von den Bestrebungen der chinesischen Regierung lesen, ein Gesellschaftsbewertungssystem einzuführen (Erling 2019). Dabei werden die Begriffe „Sozialkreditsystem“ (auch „social credit system“²⁵) und „Social Scoring“ entweder synonym verwendet oder der Begriff wird undefiniert benutzt, um die Funktionsweise eines Sozialkreditsystems zu erklären (u. a.

²³ U. a. auf der Website der Universität Oldenburg, die jedoch keine*n Verfasser*in angibt (Uni-Oldenburg 2020).

²⁴ Beispielsweise im Internet-Wörterbuch Netlingo (2020).

²⁵ Auch diesen Begriff gibt es auch schon und er bedeutet nochmals etwas ganz anderes (Kolany-Raiser 2018).

Steinhagen 2019). Dieser Umgang mit den verschiedenen Begriffen ist in mehrfacher Hinsicht problematisch, weil es zum einen nicht *das eine* chinesische Sozialkreditsystem gibt, sondern viele Pilotprojekte, die derzeit laufen und zum anderen das bekannteste unter diesen Pilotprojekten *SesameKredit* ist, das auch am häufigsten in den Medien beschrieben wird, aber eher dem Super Scoring zuzurechnen ist. Viele dieser Pilotprojekte basieren zwar auf Social Scoring, sind aber frei von jeglicher neuen Technologie (Hmaidid 2020; Genzsch 2020).

In Anlehnung an die von der Soziologie verwendete Terminologie wird auch in dieser Arbeit der Begriff „Social Scoring“ als ein Überbegriff für alle Scoring-Techniken verwendet, die das Verhalten und die Eigenschaften von Personen berechnen, erfassen und auswerten, womit gesellschaftliche Auswirkung verbunden sein können.

3 Formen und Bereiche von Diskriminierung durch Social Scoring

3.1 Formen

Im Fachdiskurs ist Diskriminierung zwar ein häufiger Gegenstand von Untersuchungen aller Art, für eine Unterteilung in verschiedene Formen, Bereiche oder Dimensionen gibt es aber bisher nur wenig Forschung (Petersen 2008: 161). In Abhängigkeit von den Zielen einer Untersuchung werden die verschiedenen Arten von Diskriminierung herausgestellt. Dabei ist zu beachten, dass in einem Fall von Diskriminierung auch gleichzeitig mehrere Formen vorliegen können (z. B. strukturell und institutionell), da nach verschiedenen Gesichtspunkten differenziert wird oder mehrere Diskriminatoren²⁶ beteiligt sein können. Es handelt sich hier um keine abschließende Liste, da es noch viele andere Formen wie z. B. die sprachliche oder die symbolische Diskriminierung gibt. Auch Beleidigungen und Belästigungen werden zur Diskriminierung gezählt, sie sind aber nicht relevant für diese Arbeit (Pates et. al. 2010: 27-45).

3.1.1 Diskriminierung nach Motiv, Äußerungsform und Diskriminatoren

Eine mögliche Einteilungsform ergibt sich durch das Motiv. Diskriminierung kann absichtsvoll geschehen, also **bewusst** oder aber gänzlich **unbewusst**. Unbewusste Diskriminierung äußert sich darin, dass sie oft gar nicht als solche wahrgenommen wird, beispielsweise weil ihr „Bedeutungszusammenhang“ nicht bekannt ist. Als Beispiel kann hier das „Zigeunerschnitzel“ dienen: Angehörige der Roma und Sinti wollen u. a. deswegen nicht als „Zigeuner“ bezeichnet werden, da sie unter dieser Bezeichnung von

²⁶ Als Diskriminator wird hier die Person oder Institution bezeichnet, die diskriminierend handelt.

den Nationalsozialisten verfolgt wurden. Außerdem schließt dieses Wort die Zuschreibung von negativen Eigenschaften ein.²⁷ Die **individuelle Diskriminierung** basiert auf solchen Stereotypen und Vorurteilen. Sie kann bewusst oder unbewusst auftreten und zeigt sich in konkreten Situationen in zwischenmenschlichen Handlungen oder Verhaltensweisen (Allport 1954).

Das Gesetz unterscheidet außerdem in § 3 Abs. 1 AGG nach der Form der Äußerung in **unmittelbar (direkt) und mittelbar (indirekt)**. Eine direkte bzw. unmittelbare Diskriminierung bezieht sich auf die typischen Diskriminierungsmerkmale und schließt beispielsweise Frauen von einem Jobangebot aus. Die indirekte bzw. mittelbare Diskriminierung erfolgt dann, wenn neutrale Kriterien gelten und prinzipiell von allen Menschen das Gleiche verlangt wird.²⁸ Da aber Menschen unterschiedliche Voraussetzungen haben, können dadurch einzelne Personen ausgeschlossen werden. Indirekte Diskriminierung passiert meist unbewusst und kann sogar die Folge eines Gleichberechtigungsbegehrens sein (Pates et. al. 2010: 30).

Sie kann weiter in institutionelle und strukturelle Formen unterschieden werden. **Strukturelle Diskriminierung** hat ihren Ursprung in scheinbar neutralen Gesetzen. Normen und Regeln gelten für alle, können aber nicht von allen erfüllt werden, wodurch Privilegierung entsteht. Sie kann auch von (teilweise unsichtbaren) Barrieren verursacht werden, so sind z. B. Apps oder Fahrkartenautomaten für sehbehinderte Menschen nicht bedienbar. Die **institutionelle Diskriminierung** kann in der strukturellen begründet sein. Sie beschreibt ein systematisch ausgrenzendes Verhalten, das von einer bestimmten Institution ausgeht. Im Unterschied zur strukturellen Diskriminierung fehlt ihr der gesamtgesellschaftliche Aspekt. Ein Beispiel dafür in Deutschland wäre die benachteiligende Haltung der kirchlichen Arbeitgeber*innen gegenüber Nicht-Christ*innen, denen angeblich bestimmte und scheinbar ausschließlich christliche Werte fehlen sollen.²⁹

Zur institutionellen Diskriminierung zählt auch die **ökonomische Diskriminierung**, die sich darin ausdrückt, dass soziodemografische Eigenschaften wie Alter oder Geschlecht

²⁷ Mit dem Begriff „Zigeuner“ werden Lebensweisen wie das „lustige Zigeunerleben“ oder unzivilisiertes Leben in Verbindung mit Betrug und Diebstahl verbunden (Pates et.al. 2010: 30, 252).

²⁸ Grandios dargestellt in der berühmten Zeichnung von Hans Traxler. Darauf erläutert ein Lehrer, dass die Prüfung leicht zu bewältigen sei, denn alle der anwesenden Tiere (darunter ein Affe und ein Fisch im Aquarium) sollen „nur“ auf einen Baum klettern (Traxler 1983: 25).

²⁹ Offenbar wurde vor Gericht argumentiert, dass Angestellte ohne Religionszugehörigkeit sich nicht in gleichem Maße an „christliche“ Wertvorstellungen halten. Die bis dahin praktizierte Regelung nicht-christliche Bewerber*innen aus diesem Grund zu benachteiligen verstößt jedoch gegen das Verbot der Diskriminierung wegen der Religion oder der Weltanschauung. EuGH, Urteil vom 11.09.2018 - C-68/17. Fn. 20, 72.

in eine Leistungsbewertung miteinfließen (Schubert 1993: 22 ff). Ein Beispiel dafür ist der Gender-Pay-Gap.³⁰ Davon abgegrenzt werden muss die ebenfalls institutionelle **Diskriminierung nach dem sozioökonomischen Status**, bei der Wertschätzung von gesellschaftlich relevanten Merkmalen wie Beruf, Einkommen und Bildungsniveau und damit verbunden Besitz und Macht abhängig gemacht wird (Ditton et. al. 2011: 193). Der Literaturnobelpreisträger Anatole France beschreibt 1884 in seinem Roman „*Die rote Lilie*“ passend die „majestätische[n] Gleichheit des Gesetzes, das Reichen wie Armen verbietet, unter Brücken zu schlafen, auf den Straßen zu betteln und Brot zu stehlen“ (France 1899: 72). Diese Form der Diskriminierung ist altbekannt – Schichtungs- und Klassentheorien wurden schon von Karl Marx und Max Weber beschrieben – gesetzlich eingeschränkt ist sie jedoch nach wie vor nicht (Ditton et. al. 2011: 193-194).

3.1.2 Diskriminierung aufgrund nicht geschützter Merkmale

Die in Abschnitt 2.1.2 genannten geschützten Merkmale basieren auf der Allgemeinen Erklärung der Menschenrechte aus dem Jahre 1948, die jedoch nur empfehlenden Charakter hat (bpb 2020). Dort heißt es in Artikel 2 „Jeder hat Anspruch auf alle in dieser Erklärung verkündeten Rechte und Freiheiten, ohne irgendeinen Unterschied, etwa nach...“. Der Katalog der Merkmale ist insofern nur eine Auswahl und wird nicht als abgeschlossen festgelegt, weil Diskriminierung immer auf den aktuell gültigen Normverständnissen beruht. Homosexualität war damals zum Beispiel noch unter Strafe gestellt. In Deutschland treten die geschützten Merkmale dennoch als abgeschlossene Aufzählung in Erscheinung (Scherr 2007: VI-VII).

Viele Anfragen bei der Diskriminierungsstelle basieren hingegen auf einer Diskriminierung durch ein nicht geschütztes Merkmal. Beispielsweise fällt die Staatsbürgerschaft oder die Sprache nicht unter Ethnizität („Rasse“), weshalb Deutsche daher im Privatrecht bevorzugt behandelt werden dürfen.³¹ Auch das Vermögen und der damit einhergehende soziale Status sind nicht geschützt, obwohl dieses Merkmal schon sehr lange zur Differenzierung, etwa zur historischen Determinierung des Kreises der Wahlberechtigten, genutzt wird. Auch Benachteiligungen am Arbeitsmarkt aufgrund von vorangegangener Kriminalisierung oder Psychiatrisierung bleiben unberücksichtigt.³² „Dass weder das europäische noch das deutsche Antidiskriminierungsrecht diese Ungleichheitsdimension aufnehmen, zeigt einen blinden Fleck in ihrem Diversity-

³⁰ Frauen werden in den patriarchalen Gesellschaften auch strukturell diskriminiert.

³¹ Die Staatsangehörigkeit wird nur dann unter „ethnischer Herkunft“ als Diskriminierung erfasst, wenn sie ein Stellvertretermerkmal darstellt und in Wahrheit eine Benachteiligung wegen der ethnischen Herkunft vorliegt. Ähnlich verhält es sich mit der Sprache (Ernst & Young Law GmbH 2019).

³² Derartige Ereignisse können im Lebenslauf nur schwer verdeckt werden (Scherr 2014: 23).

Konzept“ meint Beate Rudolf (2008: 11) und Albert Scherr attestiert dazu, dass die Auflistungen in den Gesetzen der EU und im AGG aus Sicht der Ungleichheitsforschung als unvollständig gelten, da zentrale Aspekte ausgeklammert worden seien (Scherr 2014: 23). Sogar in anderen EU-Ländern greift der Diskriminierungsschutz viel weiter. Daher fordert u. a. die Antidiskriminierungsstelle des Bundes die Ausweitung der Merkmale und ihre Konkretisierung, um Rechtsunsicherheiten zu vermeiden (Ernst & Young Law GmbH 2019).

3.1.3 Statistische Diskriminierung

Software soll in einem gewissen Maße die Wirklichkeit abbilden und eine genaue Darstellung von realen Problemen und Lösungen beinhalten. Dazu muss sie in Maschinensprache und Algorithmen übersetzt werden. Das heißt, unsere extrem komplexe Lebenswelt wird analysiert, stark abstrahiert und reduziert. Diese Abstrahierung ist also vergleichbar mit der, die auch bei uns im Kopf zu Stereotypen und Diskriminierung führt und in Abschnitt 2.1.1 ausführlichst beschrieben wurde (Schinzel 2017).

Die statistische Diskriminierung bezeichnet die ungerechtfertigte Ungleichbehandlung aufgrund von Ersatzinformationen, sogenannter „Proxys“ (von engl. *approximately* für zirka, etwa), auch Näherungswerte oder Stellvertreterwerte genannt. Dabei werden aus Mangel an konkreten Informationen über Personen Daten herangezogen, die Rückschlüsse auf das Verhalten ermöglichen sollen, das bewertet werden soll, z. B. die Zahlungsmoral. Diese Proxys können sowohl geschützte Merkmale wie Alter oder Geschlecht sein (unmittelbare statistische Diskriminierung) oder dazu eine Korrelation aufweisen (mittelbare statistische Diskriminierung) (Orwat 2019: 28). Anschließend werden die Einzelwerte mit Gruppenwerten abgeglichen und daraus werden Wahrscheinlichkeitswerte berechnet. Da sich Individuen aber nicht immer so verhalten, wie es die ihnen zugeschriebene Gruppe „wahrscheinlich“ tut („Generalisierung“ Britz 2008: 8) und weil der errechnete Zusammenhang auch nur Korrelation ganz ohne Kausalität sein könnte („ökologischer Fehlschluss“ Dorsch 2020), werden derartige Verfahren vielfach kritisiert (u. a. Orwat 2019) und gleichen eher einem pseudowissenschaftlichen Hokusfokus und nicht einem „wissenschaftlich anerkannten mathematisch-statistischen Verfahren [...]“ (§ 31 Abs. 1 Nr. 2 BDSG).³³ Die Beurteilung,

³³ Nach § 31 Abs. 1 Nr. 2 BDSG soll Scoring nur unter dieser Voraussetzung erlaubt sein. Im § 20 Abs. 2 AGG ist von „anerkannten Prinzipien risikoadäquater Kalkulation“ die Rede, mit denen auch nach geschützten Merkmalen diskriminiert werden darf.

ob bei der statistischen Diskriminierung auch eine im rechtlichen Sinne vorliegt, gilt laut Carsten Orwat (2019) dennoch als große Herausforderung.

Zu statistischer Diskriminierung kommt es, wenn Zeit und Geld gespart werden soll und nicht genug Ressourcen vorhanden sind, um Einzelfälle zu betrachten. Diese kalkulierte Form der Diskriminierung erfolgt, „um mit einem Informationsdefizit möglichst effizient umzugehen“ (Orwat 2019: 30). Dazu werden Regressionsanalysen wie die „lineare Regression“ oder die „logistische Regression“ zur Risikobewertung verwendet. Eine Neuerung der statistischen Diskriminierung besteht darin, dass unter Einsatz von Big Data-Analysen statt einzelner Ersatzvariablen ganze Modelle als Abstraktion vieler Variablen treten, wie z. B. beim Machine Learning, oder auch ganz neue und erzeugte Merkmale wie Schrittgeschwindigkeit oder Schlafdauer (z. B. von Wearables) entstehen können. Dadurch wird die Entscheidung, ob etwas rechtlich legal ist, oder nicht, diffizil (Orwat 2019: 31).

Eine typische und vielfach beschriebene statistische Diskriminierung ist das sogenannte „Redlining“, bei dem der Wohnort und die Wohnsituation Rückschluss geben können auf Einkommen, Status und Ethnizität. Die Bezeichnung kommt daher, dass früher auf einer Landkarte eine rote Linie um „gefährliche“ Gebiete gezogen wurde, in denen Versicherungen daher ihre Prämien zu höheren Preisen anboten. Die Bewertung der Gefahr ging jedoch ausschließlich auf die „Rasse“³⁴ der Gebietsbewohner*innen („Ausländer*innenviertel“) zurück (Sagawa 1999: 30). Heute wird diese Praktik jedoch als höchst diskriminierend bewertet (Orwat 2019: 29).

3.1.4 Rationale Diskriminierung

Stefan Selke versteht unter dem Begriff rationaler Diskriminierung „ein negativ konnotiertes und auf Abweichungssensibilität basierendes Organisationsprinzip des Sozialen [...]“ (Selke 2015: 102). Dabei soll der erste Teil des neu geschaffenen Begriffes die Methode, also das Rationale betonen, der zweite die Folgen. „Rational heißt diese Form der Diskriminierung, weil sie davon ausgeht, dass prinzipiell alles ergründbar und erklärbar ist“ (Selke 2015: 102). Mit teilweise wissenschaftlichen Techniken werden „vermeintlich objektive“ Daten erzeugt, was ohne den Willen zu diskriminieren erfolgt. Daher handelt es sich um keine bewusste Form der Diskriminierung, auch wenn der Begriff im ersten Moment so klingt. Selke verortet die rationale Diskriminierung zwischen der sozialen und der statistischen Diskriminierung, da sie Aspekte von beiden beinhaltet. Er beschreibt sie hauptsächlich im

³⁴ Hier als soziale Konstruktion und nicht biologische Kategorie.

Zusammenhang mit dem Trend der Selbstvermessung³⁵ und einem damit verbundenen „Rückzug auf die Maßstabsebene des Beherrschbaren“ (Selke 2015: 98). In diesem Zusammenhang stellt sich auch die Frage nach der von Bourdieu (1987) beschriebenen Benennungsmacht, da bei der Quantifizierung des Sozialen ganz neue Regeln definiert werden und früher höchst persönlichen Dingen ein offizieller Charakter gegeben wird, solange „bis etwas ganz natürlich erscheint“ (Mau 2018: 185). Dabei wird den Menschen aus Profitgründen vorgegaukelt, dass sie mehr Macht über ihre Körper haben, während sie hingegen als „Datenlieferanten“ (Mau 2018: 249) eingespannt, auf die neuen Vorgaben konditioniert und dabei immer transparenter werden (Mau 2018: 231). Gleichzeitig werden die damit verbundenen Technologien und die Ziele ihrer Anbieter*innen immer intransparenter (Mau 2018: 186). Damit verschieben sich Machtaspekte. Die Rationale Diskriminierung äußert sich schlussendlich darin, dass individuelles, nicht gruppenkonformes, abweichendes oder nicht erkennbar zielstrebiges Verhalten als unerwünscht gilt und sanktioniert wird (Selke 2015). Mau zieht dabei sogar Vergleiche zu einer „sozialdarwinistische[n] Auslese“ (Mau 2018: 253).

3.1.5 Intersektionalität

Mehrdimensionale Diskriminierung oder auch Intersektionalität beschreibt das Zusammenwirken mehrerer Diskriminierungsformen oder die Diskriminierung aufgrund der Überschneidung mehrerer Merkmale (Marten et. al. 2017). Diese Wechselwirkung kann zu komplett eigenständigen Diskriminierungserfahrungen führen (Crenshaw 2016). Die Massentlassungen von farbigen Frauen bei *General Motors* in den USA wurde beispielsweise in den 1970er Jahren in Prozessen als nicht diskriminierend wahrgenommen, weil vor dem zuständigen Gericht gezeigt wurde, dass weder „schwarze“ Männer, noch weiße Frauen diskriminiert wurden und deshalb auch „schwarze Frau“ kein Diskriminierungsmerkmal sein könne. Dabei geht es nicht um die Anerkennung von „schwarze Frau“ als eigenständigem Merkmal, sondern darum, dass der Diskriminierungsrahmen viel weiter und komplexer ist, als angenommen wurde (Marten et. al. 2017: 161). Denkbar wären nämlich auch unzählige andere Kombinationen wie Behinderung mit Migrationshintergrund oder Armut. Vermutlich gibt es auch Wechselwirkungen zwischen Migrationshintergrund und sexuelle Identität oder sexueller Identität und Alter. Kimberlé Crenshaw weist zudem auch auf ein erhöhtes Verletzungsrisiko und die besondere Schutzbedürftigkeit intersektioneller Identitäten hin (Crenshaw 2016). Rechtlich wird dies etwa durch den § 4 AGG „Unterschiedliche Behandlung wegen mehrerer Gründe“ berücksichtigt.

³⁵ Bei ihm „Lifelogging“.

3.1.6 Diskriminierung durch minderwertige Scoregüte

Eine Diskriminierung kann sich auch dann ergeben, wenn Individuen versehentlich durch Fehler aller Art anderen Klassen zugeordnet werden. Man spricht dann von einer minderwertigen Scoregüte.³⁶ Dies ist zwar ein oft beschriebenes Problem, es wurde aber bisher nie ausdrücklich unter den Diskriminierungsrisiken genannt³⁷, obwohl derartige Fehler durchaus häufig auftreten sollen (Unabhängiges Landeszentrum für Datenschutz Schleswig-Holstein ULD 2014). Die „Richtigkeit“ der Daten muss laut Art. 5 DSGVO gewährleistet und auf dem neuesten Stand sein. Um ihre Relevanz zu unterstreichen, erhält die Scoregüte hier einen eigenen Abschnitt.

Fehler im System können eine Verzerrung der Ergebnisse herbeiführen und dabei eine minderwertige Scoregüte verursachen. Durch die große Anzahl an Eingabe- und Erfassungsmöglichkeiten kann es so z. B. zu Eingabefehlern (Orwat 2019: 21), Erhebungsfehlern, Messfehlern (u. a. Selke 2015; Böning et. al. 2019) oder Fehlern in der Programmierung kommen. Einen Überblick dazu bietet Britta Schinzel (2017). Verzerrungen können aber auch schon beim Entwurf von Programmen entstehen, denn unsere Lebenswelt, die wir vom System erfassen lassen, ist nicht vorurteilsfrei. Daher kann nicht erwartet werden, dass ein von Menschen programmiertes System diese umgeht. Eine besonders große Rolle nimmt dabei das „Machine Learning“ ein. Es steht in zahlreichen Artikeln beispielhaft für diese Art der Fehlerquelle, da es von potentiell fehlerhaften Trainingsdaten lernt und diese Fehler massenhaft reproduziert. Damit kommt es zu klassischen Folgefehlern und zu einer anschließenden Verstärkung der Diskriminierung (Orwat 2019: 23). Problematisch ist auch, dass bei dieser Technologie die Rechenvorgänge auch für Fachleute nicht mehr nachvollziehbar sind (Orwat 2019: 21). Für Betroffene bedeutet das, dass sie in eine falschen Kategorie gelangen können, da es durch derartige Fehler zu einer automatischen Falschzuordnung kommen kann.

Eine minderwertige Scoregüte kann insbesondere fatale Auswirkungen auf ADMs haben. Die Abkürzung ADM für *automatic decision making* bezieht sich auf automatisierte Entscheidungen, wie z. B. eine schnelle Online-Kreditvergabe. Sie sind nach dem Art. 22 Abs. 1 DSGVO verboten, aber auch hier gibt es Ausnahmen (Orwat 2019: 21). Halbautomatisierte Entscheidungen, bei denen laut Gesetz noch eine Person beteiligt sein sollte, die auch die Entscheidung trifft, sind legal (Art. 22 Abs. 3 DSGVO), aber genauso kritisch zu bewerten, wie automatisierte Entscheidungen (Orwat 2019: 22). Letztlich werden Entscheidungen nämlich fast immer so getroffen, wie es das

³⁶ Schon 1994 beschrieben von Cowen et. al. (1994). Der Begriff findet aber auch Verwendung im Gutachten des Sachverständigenrats für Verbraucherfragen (SVRV 2018).

³⁷ Orwat sieht diese Form als Teil der statistischen Diskriminierung (Carsten Orwat 2019).

Programm vorschlägt, auch weil bei einem Abweichen von der Vorgabe die Prüfenden dazu angehalten werden, ihre Entscheidung ausführlich schriftlich darzulegen (Fröhlich 2019). Gerade bei ADMs in Verbindung mit Social Scoring oder Machine Learning ist die Bildung einer eigenen Meinung schwierig, da beim Scoring nicht mehr ersichtlich ist, aus welchen anderen Werten sich der Score zusammensetzt. Es ist also nur schwer möglich, zu überprüfen, ob der Score „richtig“ ist und somit unmöglich für die entscheidende Person eine fundierte Entscheidung zu treffen. Der betroffene Mensch wird dadurch zu einem Objekt, seine Eigenschaften und Besonderheiten sind irrelevant, nur sein Score zählt. Damit verliert er seine Würde. Dies verstößt gegen den Grundsatz der Menschenwürde „Die Würde des Menschen ist unantastbar“ (Art. 1 Abs. 1 S. 1). Dem kann nur eine verpflichtende Feedbackschleife entgegenwirken, die von vielen Stellen gefordert wird (u. a. SVRV 2018).

3.2 Bereiche

3.2.1 Kredit-Scoring von Wirtschaftsauskunfteien

Unternehmen bzw. Anwendungsbereiche

Auskunfteien sind Firmen, die die Vertrauenswürdigkeit potentieller Kundschaft für andere Unternehmen, insbesondere Banken, prüfen. Dabei greifen sie auf sogenannte „Kredit-Scorings“ zurück, auch wenn es nicht um Kredite geht, sondern darum einen Handyvertrag abzuschließen, bei einem Versandunternehmen auf Rechnung einkaufen zu können oder ein Bankkonto zu eröffnen. Kredit-Scorings sind automatisierte Verfahren zur Berechnung der Wahrscheinlichkeit für den Ausfall von Krediten oder anderen Forderungen. Derartige Ausfälle wollen Unternehmen natürlich verhindern, denn sie können existenzbedrohlich sein.³⁸ Aber gerade Banken unterliegen strengen gesetzlichen Verpflichtungen ihre Kreditrisiken zu bewerten. Nachdem im Zuge der Finanzkrise in einem ersten Schritt die Eigenkapitalrichtlinien für Kreditvergaben verschärft wurden, wurden sie mit „Basel II“ 2007 auch zu einer strengeren Bonitätsprüfung verpflichtet (Bundesministerium der Finanzen 2020).

Die Schufa Holding AG, genannt „Schufa“, mit Sitz in Wiesbaden ist die bekannteste deutsche Auskunftei, gefolgt von Creditreform Boniversum und CRIF Bürgel (ULD 2014: 97). Da es über die Schufa die meiste Literatur gibt, wird sie im folgenden Abschnitt an gekennzeichnete Stelle stellvertretend für sämtliche deutsche Auskunfteien besprochen, die alle nach dem gleichen Schema arbeiten.

³⁸ Wie die Finanzwirtschaftskrise 2007 gezeigt hat.

Berechnung des Scores und Datennutzung

In Abhängigkeit von der Auskunft sind nicht nur die genauen Berechnungsverfahren, sondern auch Gewichtung und der endgültige Score-Wert völlig unterschiedlich, wobei wohl vor allem Verfahren der Regressionsanalyse genutzt werden. Die Schufa verwendet nach eigenen Angaben das Verfahren der logistische Regression (Schufa 2020d) und gibt ihren Score-Wert in Prozent an, wobei 100 % den höchsten erreichbaren Wert darstellen. Die Daten stammen sowohl aus öffentlichen Verzeichnissen (z. B. aus Insolvenzverfahren), als auch von den Geschäftspartnern*innen, die die Anfragen beispielsweise bei der Eröffnung eines Bankkontos oder beim Abschluss eines Handyvertrags stellen und hierzu die Daten übermitteln.

Wie genau der Score berechnet wird, also welche Merkmale in den Score einfließen und wie sie gewichtet werden, ist völlig unklar. Der Bundesgerichtshof urteilte, dass dies ein Geschäftsgeheimnis ist und bleibt.³⁹ Bestätigt ist, dass die Merkmale Wohnort, Alter, Geschlecht, Anzahl der Umzüge, Anzahl der Bankkonten, Anzahl der Adressen, Zahlungsausfälle und Bankwechsel in den Score einfließen (ULD 2014).⁴⁰ CRIFBürgel nutzt nach eigenen Angaben auch die Warenkorbgröße im Versandhandel (Selbstauskunft von CRIFBürgel, 2020). Aus meiner eigenen Schufa-Auskunft geht außerdem hervor, dass offenbar auch Angaben zur Hausbeschaffenheit in den Score einfließen, da die Schufa die „Art des Gebäudes“ (Selbstauskunft der Schufa, 2020) und die „Anzahl [der] Haushalte in einem Gebäude“ (ebd.) „zum Zwecke der Betrugsprävention“ (ebd.) von der Nexiga GmbH bezieht (ebd.). Ob sich dies auf den Scorewert auswirkt, konnte nicht in Erfahrung gebracht werden, da es, wie oben schon beschrieben wurde, keinerlei Angaben weder im beiliegenden Schreiben, noch auf der Homepage dazu gibt. Auch das Reverse-Engineering-Projekt⁴¹ der Initiative OpenSchufa konnten einige Merkmale und ihre Gewichtungen ermitteln (Semsrott et. al. 2018). Alle Merkmale lassen sich in Positiv- und Negativmerkmale unterscheiden. Positivmerkmale umfassen Kreditaufnahmen, Konteneröffnungen und Abschlüsse von Kaufverträgen (insbesondere Handyverträge). Als Negativmerkmale werden alle gerichtlich bestätigten Angaben über die Bonität bezeichnet, z. B. die Eröffnung eines Insolvenzverfahrens oder die Anordnung von Zwangsvollstreckungen („harte Negativmerkmale“) oder aber auch (außergerichtliche) Mahnungen („weiche Negativmerkmale“). Diese Unterscheidung ist wichtig, da Negativmerkmale automatisch

³⁹ BGH, Urteil vom 28.01.2014 Az. VI ZR 156/13.

⁴⁰ Die Merkmale sind auch ersichtlich aus den eigenen Selbstauskünften.

⁴¹ Dabei wird ein fertiges Objekt oder System betrachtet und daraus wird die Funktionsweise abgeleitet.

zu einer „negativen Schufa-Auskunft“ führen, die eine geringe Bonität bescheinigt (Bonify 2020). Nicht erhoben wird, ob und welche Vermögenswerte vorliegen, obwohl dies zweifelsohne ein aussagekräftiges Merkmal darstellen würde. Von über 90 % aller ihrer Kund*innen hat die Schufa nur positive Informationen gespeichert, außerdem liegen von den meisten auch nicht mehr als drei Merkmale insgesamt vor (Semsrott et. al. 2018).

Der so ermittelte Score beeinflusst die Höhe von Kreditraten oder kann dazu führen, dass – bei niedriger Bonität – kein Kredit vergeben wird. Er wird auch bei Handy- und Autokäufen, Onlineeinkäufen, sowie Wohnungsvermietungen herangezogen (Schufa 2020c). Dabei ist es den Auskunfteien wichtig zu betonen, dass sie nicht die schlussendlichen Entscheidungen treffen, sondern nur eine Entscheidungshilfe bereitstellen (Schufa 2020a).

Prüfung der Diskriminierungsdimensionen

Aufgrund der Geheimhaltung des Scoring-Algorithmus, was von vielen Stellen kritisiert wird, kann nicht geprüft werden, welche Merkmale in welcher Gewichtung und wie genau in den Score einfließen. Auswertungen des Projekts OpenSchufa (Semsrott et. al. 2018) und der Scoring-Studie (ULD 2014: 105) legen aber nahe, dass die Merkmale Alter und Geschlecht maßgeblich zum Score beitragen, was eine unmittelbare Diskriminierung darstellen würde, die aber nach § 20 AGG ausdrücklich erlaubt ist.

Es ist erste Aufgabe der Auskunfteien zu differenzieren. Sie nutzen mit der linearen Regression ein automatisiertes Verfahren, das Individuen nach ihrer Gruppenzugehörigkeit bewertet. Es liegt also eine statistische Diskriminierung und damit eine bewusste Form der Differenzierung vor. Insbesondere die Gruppenabhängigkeit des Scores beim Merkmal Wohnort muss als problematisch eingestuft werden. Laut § 31 Abs. 1 Nr. 3, 4 BDSG dürfen zur Berechnung des Scores „nicht ausschließlich Anschriftendaten genutzt“ (§ 31 Abs. 1 Nr. 3 BDSG) werden und die Gescoreten müssen von der Nutzung unterrichtet werden.⁴² Diese Regelung erweist sich jedoch als zahnlos, denn es sind niemals nur Anschriftendaten verfügbar, sondern zumindest auch noch Merkmale wie Alter und Geschlecht, aber selten mehr als diese drei Merkmale. Damit hängt der Score in vielen Fällen also gar nicht von der tatsächlichen Bonität ab, sondern von der Wohngegend und somit auch von der sozialen Herkunft. Dies bedeutet aber eine Diskriminierung nach dem sozioökonomischen Status, wenn auch nicht nach dem Vermögen gewertet wird, aber nach der damit einhergehenden Wohnsituation.

⁴² Was üblicherweise mit Vorlage der AGB geschieht.

Noch vor dem Jahre 2008 befanden sich die Auskunftsteien damit in einer rechtlichen Grauzone. Die Einführung des BDSG legalisierte die gezeigten Diskriminierungsformen, obwohl das Gesetz ursprünglich dazu gedacht war, die Verbraucher*innen zu schützen. Ob tatsächlich eine Diskriminierung nach der gesetzlichen Definition stattfindet, ist außerdem schwer festzustellen, da die Auskunftsteien keine Einblicke in ihre Scoring-Software geben müssen. Daher fordern verschiedene Stellen seit Jahren mehr Transparenz und insbesondere eine unabhängige Aufsicht (SVRV 2018).

Die Quote der fehlerhaft gespeicherten Daten wird je nach Studie und Stichprobe auf 24 % bis 51 % eingeschätzt (ULD 2014: 100). Gerade in einer Branche, in der die Verlässlichkeit auf Daten derart hoch zu bewerten ist, ist dies äußerst bedenklich. Da von den meisten Personen nur wenige Daten vorliegen, ist es sehr wahrscheinlich, dass diese in schlechtere Kategorien abrutschen. Um Abhilfe zu schaffen, wurde eine Einsichtnahme in den Score („Selbstauskunft“) gesetzlich ermöglicht. Sie wird jedoch gerade bei der Schufa außerordentlich gut versteckt und erscheint als nicht besonders aussagekräftig,⁴³ auch wenn dadurch Falscheinträgen entgegengewirkt werden kann. Hier zeigt sich ein besonders hohes Diskriminierungspotential anhand einer minderwertigen Scoregüte.

3.2.2 „Pay as you drive“⁴⁴ – Die Telematiktarife der KFZ-Versicherungen

Unternehmen bzw. Anwendungsbereiche

Seit dem Jahr 2015 müssen Neuwagen in der EU gesetzlich kommunikationsfähig sein. Das bedeutet, jedes neue Fahrzeug besitzt einen GPS-Empfänger, einen Sender zur Datenübermittlung und zusätzlich eine eingebaute Diagnoseschnittstelle, um in der Werkstatt Fehler auslesen lassen zu können. Das Gesetz ermöglicht den Hersteller*innen auch, gewisse „Zusatzdienste“ anzubieten. Damit ist es möglich, individuelles Fahrverhalten auszulesen und an die Versicherungen weiterzuleiten, die ihre Prämien daran anpassen können (Grimm 2018: 49). Diese neuen Tarife erscheinen für die Konsumenten viel gerechter, da sie nicht mehr von den klassischen Merkmalen wie Fahrzeugtyp, Motorleistung oder Alter des*r Fahrer*in abhängen müssen. Das zentrale Ziel besteht darin, riskantes Fahrverhalten zu vermeiden und „umsichtig[es] und besonnen[es]“ (Stadler 2018: 172) Fahren zu fördern. Dafür wird ein Bonus von bis zu 30 % auf die Prämie geboten (Grimm 2018: 56). Die Möglichkeit einer Malusprämie gibt es auch, zum Zeitpunkt der Erstellung dieser Arbeit aber nur bei einem Tarif (Better Drive von Generali Mobility). Angeboten wird neben den dynamischen Tarifen auch ein

⁴³ Einschätzung der Autorin anhand der eigenen Selbstauskunft.

⁴⁴ (Schumann et. al. 2017).

feststehender Tarif, bei dem der Score einmalig ermittelt wird und dann dauerhaft als Berechnungsgrundlage dient (Grimm 2018: 58). Telematik-Tarife richten sich insbesondere an Jüngere, mit dem Argument, ihnen trotz des niedrigen Alters einen günstigen Tarif anbieten zu können. Außerdem sollen sie so zu einem besseren Fahren erzogen werden. Martin Stadler merkt an, dass vor allem Eltern diese Tarife schätzen, da sie eine „disziplinierende Wirkung“ (Stadler 2018: 172) hätten. Pay-As-You-Drive-Tarife können auch mit einer Lebensversicherung gekoppelt werden (Grimm 2018).

Berechnung und Datennutzung

Die deutschen Versicherungen haben nach aktuellem Kenntnisstand keine reinen Telematik-Tarife im Angebot, sondern immer nur klassische Tarife mit zusätzlicher Telematik-Option. Die verwendeten Algorithmen sind zwar nicht genau bekannt und unterscheiden sich vermutlich auch nach der jeweiligen Versicherung, es wird aber auf Scoring anhand gruppenbasierter linearer Modelle zurückgegriffen (Siedlock 2011). Unternehmen sprechen euphorisch von Individualisierung statt Kategorisierung, dabei ändern sich nur die Kategorien. Durch eine im Auto eingebaute Box oder per „OBD-Dongle“ und Smartphone-App werden bestimmte Daten erfasst und anschließend zusammen mit der Kunden-ID direkt aus dem Auto an die Versicherung geschickt (Grimm 2018). In der Regel sind das Informationen zu den Aspekten „Position des Fahrzeuges, Uhrzeit, Geschwindigkeit, Brems- und Beschleunigungsverhalten, Fahrtrichtung, zurückgelegte Kilometer“ (Grimm 2018: 48), hartes Bremsen und Straßentyp (Grimm 2018: 53). In einem Rechenzentrum werden die gesammelten Daten mit den klassischen Merkmalen Fahrzeugart, Motorleistung, Alter und Wohnort (Grimm 2018: 47) verknüpft und mit Daten über die zulässige Höchstgeschwindigkeit kombiniert (Grimm 2018: 48-54). Bis vor kurzem wurde der Score auch noch vom Geschlecht abhängig gemacht („Lady Tarif“), was jedoch seit 2012 nicht mehr erlaubt ist (Sommer 2012).

Bestimmte negative Verhaltensweisen wie dichtes Auffahren oder das Überfahren einer roten Ampel können von den Systemen noch nicht erfasst werden. Sie gelten zwar als hohe Unfallrisiken, können aber aufgrund der fehlenden Sensorik nicht in den Score miteinfließen (Düsterhöft 2020).

Prüfung der Diskriminierungsdimensionen

Die KFZ-Versicherungen geben zumeist klar an, welche Merkmale verwendet und wie sie gewichtet werden, da sie ein Interesse daran haben, dass die Nutzer*innen ihr Verhalten ändern. Das Geschlecht darf nicht mehr in den Score miteinfließen, aber das

geschützte Merkmal Alter ist nach wie vor Teil des Scores.⁴⁵ Vor allem jüngere und ältere Fahrer*innen müssen daher höhere Prämien zahlen. Individuen werden also hinsichtlich ihres Alters aufgrund von Gruppendaten bewertet, weshalb hier eine unmittelbare statistische Diskriminierung vorliegt. Das AGG gilt nicht, das heißt es muss auch nicht auf einen statistischen Zusammenhang geprüft werden, auch wenn es einen geben würde (Stadler 2018: 173).

Es entspricht ebenso der statistischen Diskriminierung, dass Menschen, die aus beruflichen Gründen nachts unterwegs sind (beispielsweise Schichtarbeiter*innen oder Pflegepersonal) nachweislich einen schlechteren Score erhalten, da Nachtfahrten als gefährlich bewertet werden. Dies könnte damit zusammenhängen, dass sie oft mit erhöhter Unfallwahrscheinlichkeit aufgrund von Übermüdung, schlechter Sicht oder Alkoholkonsum korrelieren. Damit ergibt sich auch eine sozio-ökonomische Diskriminierung aufgrund des Berufes. Ebenfalls gruppenabhängig schlechter bewertet werden Städter*innen, da der Straßentyp in den Score einfließt und innerorts statistisch mehr Unfälle passieren, als auf dem Land (Düsterhöft 2020).

Dass bei jungen und älteren Fahrern generell angenommen wird, dass sie ihre Fahrzeuge schlechter unter Kontrolle hätten, kann außerdem der ökonomischen Diskriminierung zugerechnet werden. Die offen von den Versicherungen angesprochene Verhaltenssteuerung junger Nutzer*innen kann der rationalen Diskriminierung zugeordnet werden. Ebenso kann hier in Zukunft eine rationale Diskriminierung geschehen, wenn sich die Telematik-Tarife derart etablieren, dass kein Weg mehr daran vorbeiführt – oder nur ein finanziell teurer. Irgendwann wird man es sich nämlich nicht leisten können, ohne zu fahren („Ökonomischer Zwang“⁴⁶). Damit würde es auch zu einer weiteren sozio-ökonomischen Diskriminierung kommen. In Verbindung damit klingt die Meldung, dass Idealwerte mitunter gar nicht erreicht werden können, recht skurril (Düsterhöft 2020).

Noch Nachholbedarf gibt es auch bei der korrekten Zuordnung zu einem*r bestimmten Nutzer*in, was bei Familienautos problematisch sein könnte. Irrtümlich kann es auch vorkommen, dass Busfahrten oder Beifahrten mit aufgezeichnet werden. Dabei ist das nachträgliche Löschen von Fehllaufzeichnungen nicht möglich (Grimm 2018: 59-60). Solange dies nicht zuverlässig funktioniert, muss von einer mangelhaften Scoregüte ausgegangen werden.

⁴⁵ Europäische Gerichtshof, Urteil vom 01.03.2011, in der Rechtssache C-236/09. Unisex-Tarife sind für alle neuen Versicherungsverträge ab dem 21. Dezember 2012 verpflichtend.

⁴⁶ U. a. bei Mau (2018: 248).

3.2.3 „Pay as you live“ – Die Telematiktarife der Krankenversicherungen

Unternehmen bzw. Anwendungsbereiche

Die Gesundheit ist in unserer erwerbsorientierten Welt seit jeher an die Arbeitsfähigkeit geknüpft (Selke 2015: 99). Dabei greifen wir auf einen binären Gesundheitsstatus zurück. Das bedeutet, entweder man ist krankgeschrieben, oder gesund und damit arbeitsfähig (Mau 2018: 175). In anderen Ländern ist demgegenüber auch eine teilweise Krankschreibung möglich.⁴⁷ Die Krankenversicherungsbeiträge im deutschen Gesundheitssystem sind ebenfalls eng an das Arbeitseinkommen geknüpft, sie werden nach der individuellen Leistungsfähigkeit berechnet und sind nicht etwa an das Risiko zu erkranken gekoppelt. Dieses „Leistungsfähigkeitsprinzip“ sorgt als ein Bestandteil des „Solidarprinzips“ zusammen mit dem „Bedarfsdeckungsprinzip“ dafür, dass individuelle Ansprüche auf Versicherungsleistungen je nach Bedarf abdeckt werden können. Die Solidargemeinschaft steht für ihre Mitglieder ein, jede*r ist abgesichert, egal ob er*sie selbst für seinen*ihrer Gesundheitszustand verantwortlich ist, oder nicht. In den vergangenen Jahrzehnten wird jedoch eine Abkehr von diesem System immer deutlicher und eine Rückkehr zur Individualisierung der Gesundheitsverantwortung sichtbar. So wurde die „Eigenverantwortung“ (§ 1 Fünftes Buch Sozialgesetzbuch (SGB V)) schon im Jahre 1989 mit der Einführung des SGB V durch den Gesetzgeber festgeschrieben (Böning et. al. 2019). Seither ist die Entwicklung der gesetzlichen Krankenkassen immer stärker durch eine Orientierung an Marktwirtschaft und Wettbewerb bestimmt. Auch diese Eigenverantwortung kann als Beitrag zur Solidarität gesehen werden nach dem Motto: ich passe besser auf mich auf, damit die Gemeinschaft nicht für mich zahlen muss. Dabei wird scheinbar davon ausgegangen, dass alle Risiken gewollt sind. Anderes Verhalten belastet die Solidargemeinschaft und ist daher unerwünscht (Böning et. al. 2019).

Diese angesprochene Individualisierung könnte mit den neuen Technologien einen neuen Höhepunkt erreichen. Durch sogenannte Wearables und Gesundheits-Apps⁴⁸ wird es den Menschen möglich, sich selbst zu vermessen und so (noch) mehr Verantwortung für die eigene Gesundheit zu übernehmen. Menschen nehmen die kleinen tragbaren Fitness-Geräte gerne an, da es derzeit einen immer weiter fortschreitenden Trend zur Selbstvermessung gibt (u. a. Selke 2015). Auf diesen Zug springen auch die Krankenkassen auf und bieten den Menschen für ihre selbst

⁴⁷ So z. B. in Schweden Anwaltauskunft (2020).

⁴⁸ Überbegriff für unterschiedliche Anwendungsmöglichkeiten von Apps: Z. B. Fitness-App, Diagnose-App, App zur Krankheitskontrolle (etwa bei Diabetes), Erinnerung zur Medikamenteneinnahme. Einen Überblick liefern Böning et. al. (2019).

gesammelten Daten Boni wie Gutscheine von Amazon oder Adidas an (Generali 2020). Es ist dabei ihr Ziel, einen riesigen Pool an Gesundheitsdaten zu sammeln. Durch die Auswertung dieser großen Menge an Daten erhofft sich die Medizin neue Ansätze zur Erforschung von Erkrankungen und zur Prävention (Katzenmeier 2019: 10). Vertreter*innen von Politik und Gesellschaft setzen auf eine „höhere Effizienz des Gesundheitssystems“. Die Krankenkassen erwarten davon die Ermöglichung eines zielgerichteten Angebots von Präventivmaßnahmen zur Steigerung der „Wirtschaftlichkeit der Gesundheitsversorgung“ (Katzenmeier 2019: 10). Die Nutzer*innen erhoffen sich schließlich „therapeutisch relevante Rückschlüsse aus ihrer Datenweitergabe“ (Böning et. al. 2019: 13). Gegen das Scoring bei den Krankenkassen gibt es allerdings nicht nur rechtliche, sondern auch ethische Bedenken (Orwat 2019: 19), denn das Scoring hebt das Solidaritätsprinzip aus und führt zu einem „Massenphänomen Diskriminierung“ (Orwat 2019: 23).

Berechnung und Datennutzung

Smartwatches und die dazugehörigen Apps können viele Körperfunktionen erfassen und auswerten. Dazu gehören die Herzfrequenz, die Schlafdauer und der Schlafrhythmus, die Bewegungshäufigkeit (Schrittzähler, Schritte pro Stunde), die sportliche Betätigung und die Sportart, das Sexleben mit einer Unterscheidung in geschützten und ungeschützten Verkehr, Periodentracking, Menstruationsbeschwerden und Eisprungberechnung, die Gewichtsveränderung, der Körperfettanteil und der BMI (mit der Verknüpfung mit einer smarten⁴⁹ Waage), Essensprotokolle und die Trinkmenge.⁵⁰ „Prinzipiell [können] alle biologischen Zustände entkontextualisiert und dadurch vergleichbar gemacht werden [...]“ (Selke 2015: 98).⁵¹ Anschließend können die Nutzer*innen ihre gesammelten Daten zur Selbstkontrolle mit Idealwerten in der App vergleichen. Dabei ist oft nicht erkennbar, woher diese Idealwerte stammen, also ob sie Durchschnittswerte von allen Usern sind oder ob es vorgegebene Werte sind. Werden die Daten an die Versicherungen weitergegeben, dann können sie einen riesigen Pool an Daten ansammeln und auswerten lassen (Katzenmeier 2019). Das Social Scoring besteht hier darin, dass die Menschen freiwillig hinsichtlich der Prävention in verschiedene Klassen eingeteilt werden. Besonders „fleißige“ Menschen, die viel Sport machen, sich nachweislich gesund ernähren und vielleicht auch noch regelmäßig einen Yoga-Kurs besuchen, können einen „Goldstatus“ erreichen und Boni erhalten. Daraus

⁴⁹ Das ist eine „intelligente“ Waage mit Schnittstelle zu einem Mobiltelefon o. Ä.

⁵⁰ Alle Merkmale stammen aus der Smartphone App der Smartwatch „Fitbit“.

⁵¹ Im Original teilweise hervorgehoben.

ergibt sich aber auch die Forderung nach einer Verlässlichkeit der Daten, denn alle, die schon Schrittzähler genutzt haben, wissen, dass es zu Messfehlern kommen kann.

Es ist unklar, wie genau die Daten anschließend durchsucht werden. Da es sich um unvorstellbar große Datenmengen handelt („Big Data“) und nach Zusammenhängen erst noch gesucht werden soll, sind Korrelationsanalysen mittels Datamining und Machine Learning am wahrscheinlichsten. Zu bereits bekannten Zusammenhängen kann ein Verfahren der Regressionsanalyse durchgeführt werden. Es ist auch nicht näher bekannt, ob in diese Auswertung auch andere Daten beispielsweise aus elektronischen Krankenakten einfließen können.

Prüfung der Diskriminierungsdimensionen

In den USA und anderen Ländern (Italien) boomen diese Telematik-Tarife. Nur in Deutschland sind die Versicherungen noch verhalten, was sicher auch daran liegt, dass hierzulande die Kritiker*innen vehement auf die Gefahren hinweisen, manche sogar von einer drohenden Gesundheitsdiktatur sprechen (u. a. Zeh 2012). Und auch in Umfrageergebnissen spiegelt sich diese Befürchtung wider (Böning et. al. 2019). Es wird nämlich vermutet, dass es nicht lange bei den ausschließlichen Boni für eine Übermittlung von Daten bleiben wird. Eine Verpflichtung der Weiterleitung von Daten könnte dann dazu führen, dass die Nicht-Kooperierenden mit Sanktionen in Form von höheren Beiträgen belegt werden. Die Krankenversicherungsbeiträge könnten aber auch an das Risiko zu erkranken geknüpft werden. Eine Differenzierung nach unglaublich vielen neuen (und nicht geschützten) Merkmalen wäre möglich. Die Verantwortlichkeit für ihre Gesundheit würde vollständig auf die Individuen abgewälzt, was das Ende der Solidargemeinschaft wäre.

Ein besonders hohes mittelbar-institutionelles Risiko kann man darin erkennen, dass in einem solchen System von allen Menschen die gleiche Gesundheit erwartet wird. Interessanterweise hat eine Studie gezeigt, dass hauptsächlich die Nutzer der Wearables einer solchen Individualisierung zustimmen würden.⁵² Sie sind aber auch die, die davon profitieren würden, denn sie sind durch die fitnessbezogene Anwendung vermutlich auch gesünder.⁵³ Bedacht werden sollte aber auch, dass viele Krankheiten multifaktoriell bedingt sind. Nur bedingt individuell steuerbare Lebensbedingungen wie Einkommen, Bildung und Wohnverhältnisse tragen erheblich zur gesundheitlichen

⁵² Ein großer Teil der Menschen ist aber nach wie vor für eine Beibehaltung des Solidarprinzips (Böning et. al. 2019).

⁵³ Bei krankheitsbezogener Anwendung (z. B. bei Diabetes) gibt es keine Unterschiede (Böning et. al. 2019).

Ungleichheit bei (Lampert 2016). Zusätzlich wird die individuelle Gesundheit auch durch die Lebensumstände geprägt (Mielck 2011). Gesundheit liegt jedoch nicht immer in der eigenen Hand, wobei besonders arme Menschen andere Voraussetzungen haben. Untersuchungen zeigen, dass Arme eher krank und Kranke eher arm sind, was auch als das Henne-Ei-Problem der Medizin bezeichnet wird. Krankheitsrisiken entstehen auch oft schon in der Kindheit (Burke Harris 2015). Wenn auch Kinder gescort werden, stellt sich natürlich die Frage, ab wann sie für ihre Gesundheit selbst verantwortlich sein sollen. Wenn Kranke höhere Beiträge zahlen sollten, dann würde das letztlich zu einer weiteren Vertiefung des Ungleichgewichts zwischen Arm und Reich führen, was eine Diskriminierung nach dem Merkmal des sozioökonomischen Status darstellt. Unklar ist auch, wie sich spezifische Personengruppen in dieses scheinbar neutrale System einfügen sollen. Wie viele Schritte müssen Nutzer*innen ohne Beine machen, um den „Goldstatus“ erreichen zu können? Wird die Bedienung der Apps auch für Blinde möglich sein? Hierin kann man natürlich ein strukturelles Diskriminierungspotential erkennen, dass allerdings nicht verboten wäre. Eine Diskriminierung anhand von Krankheit ist erlaubt, da Krankheit nicht ausdrücklich als ein geschütztes Merkmal im AGG aufgeführt wird (Burger 2013: 90).⁵⁴

Möglicherweise erlauben Proxys auch Rückschlüsse auf geschützte Merkmale. Daran haben die Krankenkassen zweifellos ein großes Interesse, da bis vor kurzem noch die Differenzierung nach dem Geschlecht erlaubt war. Die Gesundheitskosten hängen stark vom Geschlecht ab: Frauen verursachen höhere Kosten, vermutlich wegen der Schwangerschaft und weil sie statistisch gesehen älter als Männer werden (Gesamtverband der Deutschen Versicherungswirtschaft GDV 2018). Daher ist anzunehmen, dass man durch diese Tarife auf Proxys zurückgreifen wird und damit faktisch nach ihnen diskriminiert. Dabei würde es sich um eine statistische Diskriminierung handeln, die eine unmittelbare und in diesem Fall sogar verbotene Diskriminierung nach dem Geschlecht einschließt.

Stefan Selke sieht besonders die ermöglichte Selbstkontrolle der Nutzer*innen und den Vergleich mit den vorgegebenen Idealwerten kritisch, da „die Vorstellung darüber, was (noch) normal ist, an Software [delegiert]“ (Selke 2015: 101) wird. Eine rationale Diskriminierung besteht auch darin, dass deskriptive Daten als normative verarbeitet und alle Abweichungen vom Sollwert sanktioniert werden (Selke 2015). Der Mensch wird anhand von „Nützlichkeitskriterien“ (Selke 2015: 95) vermessen und kann sich alsbald den „kollektiven Zurechnungsprozessen“ (Selke 2015: 95) nicht mehr entziehen. Eine

⁵⁴ Aber schwere Krankheiten, die zu Arbeitsausfällen führen, sind als Behinderung anerkannt.

Konsequenz dieses „vermeintlich *rationalen* Umgangs mit dem Körper“ (Selke 2015: 98)⁵⁵ und einer defizitorientierten und sich auf einer ständigen Fehlersuche befindenden Organisation des Sozialen, ist für Selke eine zunehmende „Ideologie der Ungleichwertigkeit“ (Selke 2015: 104). Denn tatsächlich haben Durchschnittswerte mit den realen Verhältnissen und Bedingungen nicht viel gemein. Die Verlässlichkeit der Daten indes, wäre in einem solchen System sehr wichtig, aber gerade hier liegt das große Problem, da Wearables und Apps noch absolut unzuverlässig sind und es teilweise auch keine Schnittstellen zwischen Versicherungs-Apps und den Anbietern von Wearables gibt (Selke 2015).

Auf die Belegschaft der Firma „dacadoo“ wird bereits durch das betriebliche Gesundheitsmanagement Druck ausgeübt, da die betrieblichen Krankenkassenbeiträge günstiger werden, wenn auch im Unternehmen ein Gesundheitssystem wirksam ist, das von den Angestellten mehr Fitness fordert. Dies könnte beispielhaft auf andere Unternehmen wirken und auf lange Sicht dazu kommen, dass nur noch fitte Bewerber*innen eingestellt werden (Selke 2015: 103).⁵⁶ Eine mögliche nächste Stufe kann man auch darin erkennen, dass Gentests Auskunft über „zukünftig Kranke“ geben sollen, wobei der Zusammenhang zwischen Genetik und Krankheiten an die Eugenik erinnern kann. Potentiell Kranke könnten in Zukunft keine Versicherung bei der Krankenkasse bekommen oder müssten die teureren Tarife bezahlen (Bartmann 2012: 178). Dies zeigt sich auch jetzt schon in der aktuellen Entwicklung anhand massiv steigender Krankenversicherungsbeiträgen insbesondere der privaten Kassen für ältere Menschen.

3.2.4 People Analytics und Automated Recruiting

Unternehmen bzw. Anwendungsbereiche

Bewerbungsverfahren sind anstrengend sowohl für die Bewerber*innen, als auch für diejenigen, die das neue Personal auswählen sollen. Die bestmögliche Besetzung für die vakante Stelle soll gefunden werden, wenn möglich mit dem geringsten Aufwand. Doch das ist gar nicht so einfach, denn man bekommt ja nicht nur eine neue Arbeitskraft, sondern eine Person mit all ihren positiven und negativen Eigenschaften und Fähigkeiten.⁵⁷ Die Auswahl sollte sich also besonders sorgfältig gestalten und nicht unbedingt wiederholt werden müssen, doch das ist kostspielig. Außerdem müssen Recruiter*innen nach der Einführung des AGG heute vorsichtiger sein, wie sie sich

⁵⁵ Hervorhebung auch im Original.

⁵⁶ Allerdings gilt § 21 Gendiagnostikgesetz.

⁵⁷ Die Arbeitskraft existiert „nur als Anlage des lebendigen Individuums“ (Marx 1988: 185).

gegenüber einzelnen Bewerberinnen und Bewerbern verhalten. Wegen einer gewissen Sorge, sich eine Klage einzuhandeln, sind eher allgemein gehaltene Absagen gängig und offenbaren nur selten einen triftigen Grund für die Absage. Im Recruiting stützte man sich daher verstärkt auf formale Kriterien wie Sauberkeit, Rechtschreibfehler, Zeugnisnoten, Alter, Geschlecht, aber auch die Staatsbürgerschaft (Schmitt et. al. 1998).

Die neuen Recruiting-Programme auf Basis von Künstlicher Intelligenz sollen Abhilfe schaffen. Endlich konnte vermeintlich vorurteilsfrei und damit gerechter entschieden werden. Auch die Verantwortung konnte damit praktisch an die Maschine abgegeben werden. Allerdings wurde im Jahre 2018 aufgedeckt, wie vorurteilsbehaftet die Recruiting-Software von Amazon Führungskräfte einstellt. So wurden in diesen Jahren ausschließlich Männer eingestellt (Holland 2018). Üblicherweise werden, trotz der Möglichkeit das Recruiting vollkommen automatisiert zu gestalten, nach wie vor persönliche Gespräche geführt. ADM ist dabei verboten. In Deutschland nutzten im Jahre 2016 60 % der Unternehmen Bewerbungssoftware, aber nur 3 % aller Teilnehmer*innen der Umfrage auch für die Bewerbervorauswahl (Staufenbiel 2016: 12). Automatisierte Software kann für den Bewerberprozess, sowie für Beförderungen eingesetzt werden. Firmen, die Recruiting-Software mit Scoring in Deutschland anbieten, sind SAP, Talentsoft Talents, Personio, Softgarden, netlands und unatrix (SAP 2020; Talentsoft 2020; Personio 2020; Softgarden 2020; Netlands 2020; unatrix 2020). Viele geben an, „AGG-konforme“ Algorithmen zu verwenden.

Berechnung des Scores und Datennutzung

Automated Recruiting nutzt *Matching* (von *to match* für abgleichen, anpassen) und *Profiling* auf Basis von *Machine Learning*. Derartige Software wertet Lebensläufe (*Parsing*) und Antworten aus Online-Fragebögen aus, erstellt Profile und vergibt Punkte für bestimmte Bereiche, die anschließend mit der Stellenbeschreibung und den Profilen der bisherigen Besetzung abgeglichen werden. Wahrscheinlich kommen auch Verfahren der Regressionsanalyse und der Nutzwertanalyse zum Einsatz. Das Programm kann selbstständig eine Vorauswahl treffen und geeignete Kandidat*innen zu einem persönlichen Gespräch einladen und ungeeigneten eine personalisierte Absage erteilen. Scoring wird auch im Assessmentcenter und dabei „oft im Rahmen von IQ-Tests, Rechentests oder Grammatiktests“ (Junges Herz 2020) eingesetzt. Manche Programme haben auch Schnittstellen zu externen Quellen wie Facebook, um sie in das Recruiting miteinzubeziehen. Auch ohne Recruiting-Software führen in 11,7 % Bewerberchecks auf Facebook zu einer Absage (Staufenbiel 2016: 23). In der EU ist diese Praxis aufgrund der DSGVO nicht erlaubt.

Prüfung der Diskriminierungsdimensionen

Da die perfekte Person für eine bestimmte Stelle gesucht wird (*Matching*) erfolgt eine Differenzierung nach bestimmten Kriterien bewusst. Große mediale Aufmerksamkeit erhielt der Fall bei Amazon, bei dem durch die verwendete KI eine unbewusste Diskriminierung nach dem Geschlecht erfolgte. Die KI hatte anhand der verwendeten Trainingsdaten geschlossen, dass eher Männer für die Stellen in Frage kämen, was nicht weiter verwunderlich ist, weil sie ihre Entscheidung fast ausschließlich auf einer Basis männlicher Daten getroffen hat (Wilke 2018). Diese statistische Diskriminierung ist bekannt, weshalb in Deutschland viele Anbieter ihre Software „AGG-konform“ anbieten. Ein vollautomatisiertes Recruiting ist in Deutschland zwar verboten, aber ein Vorfiltern ist rechtlich zulässig und eine „automatisierte Einzelentscheidung“ muss mitgeteilt werden (Hoffmann-Remy 2016).

Zumindest mittelbar ergibt sich hier ein Nachteil für Menschen ohne PC, da das Scoring meist Onlinebewerbungen voraussetzt. Insofern ist hier auch eine Diskriminierung nach dem sozioökonomischen Status wirksam. Sehr wahrscheinlich ist jedoch auch eine rationale Diskriminierung. „Kreative“ Lebensentwürfe ohne ein klar erkennbares Ziel vor Augen, also Lebensläufe, die nicht akkurat oder linear sind, haben schlechtere Chancen. Die mögliche Verwendung von Facebook deutet außerdem auf ein Super Scoring hin.

Die endgültige Entscheidung wird auch nach einem Eignungs-Scoring nicht anhand des Punktwertes getroffen, sondern anhand der unstrukturierten Interviews, bei denen es auch um eine Betonung von Sympathie und Antipathie geht (Schmitt et. al.1998: 106). Daher ist nach wie vor eine bewusste und direkte Diskriminierung möglich, aber dann immerhin ohne ein Scoring.

In der Zukunft möglich sind auch Sprachanalysen am Telefon (*Precire*) und Bewerbungsgespräche mit Bots, was beides schon getestet wird (Bärschneider 2019). Diese Methoden erscheinen allerdings äußerst fragwürdig.

3.2.5 Automatisierte Leistungsbeurteilung und Motivation

Unternehmen bzw. Anwendungsbereiche

Wie es schon im vorhergehenden Kapitel dargestellt wurde, kann es besonders herausfordernd sein, engagierte Mitarbeiter zu finden. Es kann aber auch schwierig sein, sie zu behalten, insbesondere dann, wenn unsoziale Kolleg*innen sich negativ auf das Arbeitsklima auswirken. Um solche scheinbar „faulen Eier“ zu finden, haben sich manche Firmen ganz besonders raffinierte Methoden überlegt. Anhand neuester Techniken sollen die Mitarbeiter Bewertungen erfahren, die nicht nur die Grundlage für das einmal

im Jahr stattfindende Mitarbeiter*innengespräch bilden sollen, sondern auch für ein jederzeit mögliches Feedback, damit sie auch mitten im Jahr wissen, wo sie stehen. Diese Praxis soll nicht nur motivierend, sondern ganz offensichtlich auch verhaltenssteuernd wirken. Die so erhaltenen Daten fließen zumindest in diese Gespräche ein und werden auch mit positiven Anreizen wie Beförderung und Gehalt verknüpft (Staab et. al. 2019).⁵⁸

Diese Möglichkeiten bietet die Software *Zonar* von Zalando. Auch Amazon hatte mit *Forte-Prozess* zur Selbsteinschätzung und *Anytime-Feedback* zur Fremdeinschätzung derartige Programm im Einsatz, die sich allerdings nicht mehr im Einsatz befinden sollen, zudem ist auch unklar, ob sie jemals in Deutschland eingesetzt wurde (Zeit Online 2019). Beim Fahrdienst Uber können sich Fahrer*in und Mitfahrende gegenseitig bewerten (Uber 2020).

Berechnung der Scores und Datennutzung

Eine Möglichkeit besteht darin, die Bewegungen der Belegschaft durch eine Überwachung mit Kameras zu tracken und so Lauf- und Arbeitsgeschwindigkeiten zu erfassen. Das bekannteste Beispiel dafür ist wohl Amazon (Selke 2015: 102). Die Angestellten können dafür Chips zur Erkennung tragen oder es kann eine Gesichtserkennungs-Software eingesetzt werden. Denkbar wären zusätzlich auch Armbänder mit Schrittzählern für einen Abgleich. Andere Unternehmen halten ihre Belegschaft dazu an, sich gegenseitig mit Hilfe von Apps zu bewerten.⁵⁹ Vorträge und Gespräche können so ganz einfach anhand von Up- und Down-Scoring oder ähnlich wie bei Google Maps mit Sternchen bewertet werden (Staab et. al. 2019). Das wesentliche Ziel besteht dann vermutlich darin, effizientere bzw. freundlichere Mitarbeiter*innen zu belohnen und unfreundliche Angestellte bzw. solche mit ungünstigen Laufwegen oder zu vielen Pausen zu identifizieren.

Prüfung der Diskriminierungsdimensionen

Im wesentlichen Unterschied zu den anderen vorgestellten Bereichen von Social Scoring gehen hier neben den aufgezeichneten Werten wie Schritte und Strecken auch völlig subjektive Bewertungen in einen Score ein. Dieses Scoring fußt auf einem subjektiven Feedback einzelner Mitarbeiter*innen, das digital zusammengeführt wird. Die Diskriminierung ist abhängig von der einzelnen Person, die die andere bewertet. Es handelt sich also um eine individuelle Diskriminierung mit einem institutionellen

⁵⁸ Hier unscharf als „Ranking“ beschrieben

⁵⁹ Beispielsweise mit *Zonar* von Zalando.

Zusammenhang. Es kann also sowohl zu bewusster und unbewusster, als auch zu mittelbarer und unmittelbarer Diskriminierung kommen. Derartige Bewertungen können für Intrigen anfällig sein. So wurde *Anytime-Feedback* u. a. deswegen abgesetzt, weil es aus Mobbinggründen zu Massen-Downvotings kam (Kantor et. al. 2015).

Hier liegt ein klares Beispiel von rationaler Diskriminierung vor, da eine Verhaltensänderung angestrebt wird. Darüber hinaus ist auch eine ökonomische Diskriminierung möglich. Man bekommt weniger Geld, weil einen die Kollegen schlechter einschätzen, was möglicherweise aber einfach nur mit Neid zu tun hat. Wegen der Vielzahl der bewerteten Aspekte besteht hier aber auch eine besondere Gefahr der Intersektionalität.

Zalando gibt an, dass *Zonar* DSGVO-konform ist. Daher wird die Zalando Software jetzt von offizieller Stelle auf ihre DSGVO Konformität geprüft. Die Ergebnisse dieser Prüfung sind für 2020 zu erwarten (Zeit Online 2019).

3.2.6 Verbrechensverhütung – „Predictive Policing“

Unternehmen bzw. Anwendungsbereiche

Predictive Policing, was sich etwas esoterisch „vorhersagende Polizeiarbeit“ übersetzen lässt, wird schon seit über zehn Jahren in den USA eingesetzt, um Verbrechen vorzubeugen. Auch die Polizei von München und Nürnberg nutzt derartige Software seit geraumer Zeit, insbesondere um den Anstieg an Wohnungseinbrüchen entgegenzuwirken. Die Entwickler der in Bayern eingesetzten musterbasierten Prognosesoftware hatten scheinbar Humor, sie nannten sie *Precobs* (als Abkürzung für *Pre Crime Observation System*) vermutlich in Anlehnung an das englische *cops* (für Polizisten) und die *Precogs* aus dem Film *Minority Report*. Dabei handelt es sich um Geschwister mit übersinnlichen Fähigkeiten, die vor dem realen Geschehen von Gewaltverbrechen träumen und so eine Verhinderung der Verbrechen durch die Einsatzkommandos ermöglichen. Wer hätte gedacht, dass eines Tages eine Software ganz ohne übersinnliche Kräfte Verbrechen verhindern könnte? Die Software gilt mittlerweile als überholt und auch der tatsächliche Nutzen ist höchst umstritten, wie eine Studie des Max-Planck-Instituts für ausländisches und internationales Strafrecht gezeigt hat (Gerstner 2017).

Auch Hessen holte sich für seine Polizei eine Software, die auf dem Prinzip der musterbasierten Prognose basiert. Sie heißt *Hessendata* und basiert auf der höchst umstrittenen Software *Gotham* von der – ebenfalls höchst umstrittenen – US-amerikanischen Firma Palantir, die enge Verbindungen zur CIA unterhält (Brühl 2018). Diese Firma wurde im Rahmen des Cambridge Analytica Skandals bekannt. Ein

prekäres Detail zum Erwerb der Software wurde dabei öffentlich gemacht: Hessen bezahlte offenbar laut öffentlich einsehbarem Lieferauftrag 0,01 € (ohne MwSt.) für die Software (Polizei Hessen 2018). Oder wurde doch mit den Daten der Bürgerinnen und Bürger bezahlt? Bald soll die Software auch in Nordrhein-Westfalen eingesetzt werden, wie kürzlich bekannt wurde und auch das Bundeskriminalamt (BKA) ist an einem Einsatz interessiert (Herberg et. al. 2020).

Laut Zeitungsberichten wird *Predictive Policing* in Deutschland im Terrorismusbereich, gegen organisierte Kriminalität und bei Straftaten gegen ältere Menschen eingesetzt (Herberg et. al. 2020). Ein Antrag auf eine zusätzliche Nutzung für schwere Straftaten wie Mord und Raub läuft noch (Brühl 2018).

Berechnung und Datennutzung

Programme für *Predictive Policing* werten vergangene Straftaten und die Profile von Täterinnen und Tätern aus und versuchen, daraus Vorhersagen für kommende Überfälle abzuleiten. Die verwendeten Technologien dahinter sind gänzlich unbekannt. Da jedoch bekannt ist, dass es sich um eine musterbasierte Prognosesoftware handelt, kann es sich nur um Verfahren des Datamining handeln. Das bayerische Programm *Precobs* 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 auftreten kann. Dort wird dann die Polizeipräsenz verstärkt, um Einbrüche verhindern zu können.

Das Programm *Hessendata* soll außerdem Zugriff auf die „personengebundenen Hinweise“ (PHW) aus dem Polizei-Auskunfts-System (POLAS) haben, weshalb man davon ausgehen kann, dass es sich hierbei um eine Profiling-Software handelt, die auch auf Scoring zurückgreift. Wahrscheinlich wird also ein Score für das Gefahrenpotential von bestimmten Wohngegenden oder aber auch von einzelnen Menschen als sogenannten „Gefährder*innen“ erstellt. Für die Annahme, dass auch Individuen gescort werden, sprechen indes auch Indizien aus der schriftlichen Antwort auf eine kleine Anfrage an die Bundesregierung. Dort wird auf die Frage, wie viele Individuen der politisch motivierten Kriminalität (PMK) zugeordnet werden können, mit einer Liste geantwortet, die anhand von einzelnen Merkmalen erstellt wurde. Diese Merkmale sind die politische Einstellung (links, rechts), die Religion und die Staatsbürgerschaft (Deutscher Bundestag 2017: 11). Aus den PHW des POLAS geht hervor, dass auch die Merkmale „Drogenkonsum“, „Verhaltensstörung“, „Ansteckungsgefahr“ oder „Gewaltbereit[schaft]“ (Monroy, M. 2019) verwendet werden können. Die Software erhebt keine neuen Daten, sondern wertet bestehende und bisher unverknüpfte

Datensätze aus, die neben dem POLAS und von anderen Behörden⁶⁰ auch aus extern angekauften Beständen von Datenhändler*innen stammen (Müller-Heidelberg 2019). Außerdem ist bekannt, dass *Hessendata* eine Schnittstelle zu Sozialen Medien, wie insbesondere Facebook hat (Brühl 2018), mit der sogar Privatnachrichten ausgelesen werden können. Daher handelt es sich (zumindest) bei der Software *Hessendata* von Palantir um Super Scoring. Ob die in Bayern verwendete Software ebenfalls auf Daten aus den sozialen Medien zurückgreifen kann, konnte nicht festgestellt werden.

Prüfung der Diskriminierungsdimensionen

Da die Funktionsweise der Software nicht bekannt ist, können hier ebenfalls nur Vermutungen angestellt werden. Das bayerische Programm *Precobs* verwendet Geodaten, weshalb es sich hierbei um einen klassischen Fall von statistischer Diskriminierung durch Redlining handelt. *Hessendata* ist vermutlich – wie gezeigt – eine Profiling-Software. Auch geschützte Merkmale wie Geschlecht, Religionszugehörigkeit und politische Einstellung können eine Rolle spielen, weshalb von einem unmittelbaren Diskriminierungsrisiko auszugehen ist. Weil diese Merkmale Proxys darstellen, mit deren Hilfe ein Gefahrenpotential ermittelt werden soll, handelt es sich auch um eine statistische Diskriminierung. Eine Diskriminierung aufgrund minderwertiger Datengüte könnte hier fatale Folgen haben.

Es ist unklar, welche rechtlichen Vorschriften in Deutschland die Methoden des *Predictive Policing*, insbesondere in Verbindung mit dem Super Scoring rechtfertigen können. Rechtlich umstritten ist außerdem, ob die Grundsätze für die Verarbeitung personenbezogener Daten, also das Kopplungsverbot, das Zweckbindungsgebot und das Einwilligungsgebot nach Art. 5 DSGVO hier angewendet werden können (Datenschutzbeauftragter 2018). Erst wenn diese Fragen geklärt sind, lässt sich auch sagen, ob hier im juristischen Sinne eine Diskriminierung vorliegt.

4 Fazit

Vorrangiges Ziel dieser Arbeit war, die verschiedenen Formen von Diskriminierung in Verbindung mit Social Scoring anhand einzelner Anwendungsbereiche in Deutschland sichtbar zu machen. Dabei hat sich gezeigt, dass eine Beurteilung, ob es sich bei einem der dargestellten Verfahren um Social Scoring handelt, nicht immer ganz einfach ist. Da Unternehmen keine Informationen zu den verwendeten Algorithmen preisgeben müssen

⁶⁰ Journalist*innen haben in ihren Datensätzen die exakten Vorwürfe („linksradikal“) entdeckt, die zuvor türkischen Behörden nutzten. Die deutsche Polizei hat diese scheinbar ungefiltert übernommen (Deutscher Bundestag 2017: 1).

und daher sehr oft gar nicht bekannt ist, dass sie Scoring nutzen, konnten hier nur die Bereiche besprochen werden, in denen derartige Verfahren sehr wahrscheinlich eingesetzt werden. Ebenfalls war nur schwer überprüfbar, ob das in Deutschland geltende Diskriminierungsverbot eingehalten wird. Es wurde zwar ersichtlich, dass Scorings in vielen verschiedenen Bereichen genutzt werden können und sich die Forschung mit den Risiken des Social Scoring bereits beschäftigt, sie tut es aber vor allem dann, wenn Verbraucher*innen davon betroffen sind. Hier ist noch ein deutlicher Forschungsbedarf abseits dieser Gebiete erkennbar.

Was die Bereiche betrifft, in denen sich Social Scoring in Deutschland bereits etabliert hat oder am Etablieren ist, stellte sich heraus, dass es hier ein hohes Potential für Diskriminierung in allen besprochenen Formen gibt. Andererseits muss auch festgestellt werden, dass die Gesetzeslage teilweise nicht eindeutig ist oder Lücken aufweist und manche Formen der Diskriminierung mithilfe von Scoring sogar ausdrücklich erlaubt sind. In vielen Bereichen des Lebens können sich Individuen dem Social Scorings nicht mehr entziehen und das wird sich in Zukunft mit der immer weiteren Zunahme von Telematik-Tarifen wohl verstärken. Daraus ergibt sich eine dringende Verlässlichkeit auf die verwendeten Daten, die – wie gezeigt – aber durchaus häufig von mangelhafter Qualität sein können. Um dem entgegenzuwirken, gibt es zwar die gesetzliche Möglichkeit einer Selbstauskunft, die aber auch nur Verbraucher*innen nutzen können, andere Betroffene bleiben außen vor. Insbesondere bei den Telematik-Tarifen können gegenwärtig Fehlmessungen nicht gelöscht werden. Bei Daten aus den Systemen der Polizei ist sogar ihre Herkunft suspekt. Ferner zeigt sich: Nicht nur die Verarbeitung der Daten mittels Social Scoring bietet Risiken, sondern auch, wenn diese Daten von ihrem ursprünglichen Zweck entfremdet und für anderes verwendet werden. Sogar individuelle und bewusste Diskriminierungsformen können sich mithilfe von Feedback-Scorings wieder etablieren. 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.

Vor diesem Hintergrund erscheint das Social Scoring als eine sehr fragwürdige, (nicht mehr ganz so) neue Technologie, die einzig und allein dazu geschaffen wurde, zu bewerten und zu differenzieren. So muss abschließend festgestellt werden, dass das Social Scoring durch seine explizite Eigenschaft, Menschen zu beziffern, und durch die vielfältigen Diskriminierungsrisiken, die sich mit ihm bieten, die Würde der Menschen verletzt. Es degradiert sie zu Objekten.

Literaturverzeichnis

- Albers, M. (2012). *Das Präventionsdilemma*. In Schmidt, J.-H. & Weichert, T. (Hrsg.), *Datenschutz. Grundlagen, Entwicklungen und Kontroversen* (S. 102-114). Bonn: Bundeszentrale für politische Bildung.
- Allport, G. W. (1954). *The nature of prejudice*. Cambridge, Mass.: Addison-Wesley.
- Anwaltauskunft (2020). *Stunden-Attest: Ist eine Teilzeit-Krankschreibung möglich?* Zugriff am 02.03.2020. Verfügbar unter <https://anwaltauskunft.de/magazin/beruf/angestellt/stunden-attest-ist-eine-teilzeit-krankschreibung-moeglich>.
- Bärschneider, N. (2019). *Sprachanalysesoftware – das Recruitingtool der Zukunft?* Zugriff am 02.03.2020. Verfügbar unter <https://www.humanresourcesmanager.de/news/sprachanalysesoftware-das-recruitingtool-der-zukunft.html>.
- Bartmann, F.-J. (2012). *Der kalkulierte Patient*. In J.-H. Schmidt & T. Weichert (Hrsg.), *Datenschutz. Grundlagen, Entwicklungen und Kontroversen* (S. 178-187). Bonn: Bundeszentrale für politische Bildung.
- Baule, B., Hohnsträter, D., Krankenhagen, S. & Lamla, J. (Hrsg.). (2019). *Transformationen des Konsums. Vom industriellen Massenkonsum zum individualisierten Digitalkonsum* (1. Aufl.). Baden-Baden: Nomos Verlagsgesellschaft mbH & Co. KG.
- Bock, K. & Sowa, A. (2019). Angriff der Algorithmen. Wie das Scoring die Solidarität untergräbt. *Neue Gesellschaft, Frankfurter Hefte / Deutsche Ausgabe*, 66 (4), 40-43. Zugriff am 03.03.2020. Verfügbar unter <https://www.frankfurter-hefte.de/artikel/angriff-der-algorithmen-2668>.
- Bourdieu, P. (1987). *Die feinen Unterschiede. Kritik der gesellschaftlichen Urteilskraft*. (Suhrkamp-Taschenbuch Wissenschaft, Bd. 658). Frankfurt am Main: Suhrkamp.
- Böning, S.-L., Maier-Rigaud, R. & Micken, S. (2019). *Gefährdet die Nutzung von Gesundheits-Apps und Wearables die solidarische Krankenversicherung? Eine bevölkerungsrepräsentative Bestandsaufnahme der Solidaritätseinstellungen*. (Friedrich-Ebert-Stiftung, Hrsg.), Bonn. Zugriff am 03.03.2020. Verfügbar unter <http://library.fes.de/pdf-files/wiso/15883.pdf>.
- Bonify (2020). *Was sind Negativmerkmale und welche Bedeutung haben sie?* Zugriff am 02.03.2020. Verfügbar unter <https://www.bonify.de/negativmerkmale>.
- bpb (2020). *Menschenrechte*. Zugriff am 02.03.2020. Verfügbar unter <https://www.bpb.de/nachschlagen/lexika/recht-a-z/22559/menschenrechte>.
- Britz, G. (2008). *Einzelfallgerechtigkeit versus Generalisierung. Verfassungsrechtliche Grenzen statistischer Diskriminierung*. Tübingen: Mohr Siebeck.
- Brühl, J. (2018). *Wo die Polizei alles sieht*. Zugriff am 02.03.2020. Verfügbar unter <https://www.sueddeutsche.de/digital/palantir-in-deutschland-wo-die-polizei-alles-sieht-1.4173809>.
- Bundesministerium der Finanzen (2020). *Glossar. Basel II*. Zugriff am 02.03.2020. Verfügbar unter https://www.bundesfinanzministerium.de/Content/DE/Glossareintraege/B/001_Basel_II.html?view=renderHelp.
- Bundeszentrale für gesundheitliche Aufklärung (Hrsg.). (2011). *Leitbegriffe der Gesundheitsförderung und Prävention. Glossar zu Konzepten, Strategien und Methoden*. Gamburg: Verlag für Gesundheitsförderung.
- Burke Harris, N. (Autor). (2014). *How childhood trauma affects health across a lifetime*. Zugriff am 03.03.2020. Verfügbar unter https://www.ted.com/talks/nadine_burke_harris_how_childhood_trauma_affects_health_across_a_lifetime.
- Cowen, J. S. & Kelley, M. A. (1994). Errors and bias in using predictive scoring systems. *Critical care clinics*, 10 (1), 53-72.
- Crenshaw, K. (Autor). (2016). *The urgency of intersectionality*. Zugriff am 03.03.2020. Verfügbar unter <https://youtu.be/akOe5-UsQ2o>.
- Datenschutzbeauftragter (2018). *Polizeianfragen: Rechtskonforme Datenweitergabe nach der DSGVO*. Zugriff am 02.03.2020. Verfügbar unter <https://www.datenschutzbeauftragter-info.de/polizeianfragen-rechtskonforme-datenweitergabe-nach-der-dsgvo/>.

- Deutscher Bundestag. (2017). *Antwort der Bundesregierung auf die Kleine Anfrage der Abgeordneten Ulla Jelpke, Dr. André Hahn, Jan Korte, weiterer Abgeordneter und der Fraktion DIE LINKE. Verdacht rechtswidriger Speicherungen in Staatsschutzdateien des Bundeskriminalamtes*. Drucksache 18/13547. Berlin: Deutscher Bundestag. Zugriff am 03.03.2020. Verfügbar unter <https://dipbt.bundestag.de/dip21/btd/18/136/1813653.pdf>.
- Ditton, H. & Maaz, K. (2011). Sozioökonomischer Status und soziale Ungleichheit. In Reinders, H., Ditton, H., Gräsel, C., Gniewosz, B. (Hrsg.), *Empirische Bildungsforschung. Gegenstandsbereiche* (S. 193-208). Wiesbaden: VS, Verl. für Sozialwiss.
- Dorsch (2020). *Ökologischer Fehlschluss*. Zugriff am 02.03.2020. Verfügbar unter <https://portal.hogrefe.com/dorsch/oekologischer-fehlschluss/>.
- Duden (2020a). *Score*. Zugriff am 02.03.2020. Verfügbar unter <https://www.duden.de/rechtschreibung/Score>.
- Duden (2020b). *Datamining*. Zugriff am 02.03.2020. Verfügbar unter https://www.duden.de/rechtschreibung/Data_Mining.
- Düsterhöft, A. (2020). *Telematik in der Autoversicherung. Für wen Telematik-Tarife wirklich lohnen*. Zugriff am 02.03.2020. Verfügbar unter <https://www.finanztip.de/kfz-versicherung/telematik-tarif/>.
- Erling, J. (2019). *So absurd ausgefeilt ist Chinas Überwachungssystem*. Zugriff am 02.03.2020. Verfügbar unter <https://www.welt.de/wirtschaft/article192029849/Social-Scoring-So-absurd-ausgefeilt-ist-Chinas-Überwachungssystem.html>.
- Ernst & Young Law GmbH. (2019). *Rechtsexpertise zum Bedarf einer Präzisierung und Erweiterung der im Allgemeinen Gleichbehandlungsgesetz genannten Merkmale. Rechtsexpertise im Auftrag der Antidiskriminierungsstelle des Bundes* (Antidiskriminierungsstelle des Bundes, Hrsg.), Berlin. Zugriff am 03.03.2020. Verfügbar unter https://www.antidiskriminierungsstelle.de/SharedDocs/Downloads/DE/publikationen/Expertisen/Rechtsexpertise_Merkmalserweiterung_im_AGG.pdf?__blob=publicationFile&v=3.
- Eschholz, S. (2017). Big Data-Scoring unter dem Einfluss der Datenschutz-Grundverordnung. *Datenschutz und Datensicherheit - DuD*, 41 (3), 180-185.
- FAZ (2012). *Schufa will Facebook-Profile auswerten*. Zugriff am 02.03.2020. Verfügbar unter <https://www.faz.net/aktuell/wirtschaft/pruefung-der-kreditwuerdigkeit-schufa-will-facebook-profile-auswerten-11776537.html>.
- Fiske, S. T. & Neuberg, S. L. (1990). A Continuum of Impression Formation, from Category-Based to Individuating Processes. Influences of Information and Motivation on Attention and Interpretation. In M. P. Zanna (Hrsg.), *Advances in experimental social psychology* (Advances in Experimental Social Psychology, Bd. 23, S. 1-74). London: Academic Press.
- France, A. (1899). *Die rote Lilie*. Paris: Langen.
- Fröhlich, W. & Spiecker, I. (2019). Können Algorithmen diskriminieren? *djbZ*, 22 (2), 91-93.
- Gapski, H. (Hrsg.). (2015). *Big Data und Medienbildung. Zwischen Kontrollverlust, Selbstverteidigung und Souveränität in der digitalen Welt*. Düsseldorf, München: kopaed.
- Generali (2020). *Gesund leben und dafür belohnt werden*. Zugriff am 02.03.2020. Verfügbar unter <https://www.generalivitality.com/de/de/>.
- Genzsch, M. (Autor). (2020). *Das neue Social-Scoring-System in China*. Zugriff am 02.03.2020. Verfügbar unter <https://www.youtube.com/watch?v=Xd65AIXWKhA>.
- Gerstner, D. (2017). *Predictive Policing als Instrument zur Prävention von Wohnungseinbruchdiebstahl. Evaluationsergebnisse zum Baden-Württembergischen Pilotprojekt P4* (forschung aktuell, Bd. 50). Freiburg i. Br: edition iuscrim.
- Gesamtverband der Deutschen Versicherungswirtschaft (GDV) (2018). *Risikodifferenzierung. Welche Rolle spielen Geschlecht und Alter in der privaten Unfallversicherung?*. Zugriff am 02.03.2020. Verfügbar unter <https://www.gdv.de/de/themen/news/welche-rolle-spielen-geschlecht-und-alter-in-der-privaten-unfallversicherung--35712>.

- Geuter, J. (2013). *Der böse Algorithmus*. Zugriff am 02.03.2020. Verfügbar unter <https://tante.cc/2013/06/20/der-boese-algorithmus/>.
- GPJE (Hrsg.). (2008). *Diversity studies und politische Bildung* (Schriftenreihe der Gesellschaft für Politikdidaktik und politische Jugend- und Erwachsenenbildung, Bd. 7). Schwalbach/Ts.: Wochenschau-Verl.
- Greitemeyer, T. (2008). Sich selbst erfüllende Prophezeiungen. In Petersen, L.-E. & Six, B. (Hrsg.), *Stereotype, Vorurteile und soziale Diskriminierung. Theorien, Befunde und Interventionen* (S. 80-87). Weinheim: Beltz, PVU.
- Grimm, A. (2018). Existierende Tarifmodelle und ihre Funktionsweisen im KFZ-Bereich. In M. Wandt (Hrsg.), *Telematiktarife & Co. - Versichertendaten als Prämienersatz* (Schriftenreihe der Zeitschrift Versicherungsrecht (VersR), Band 63, 1. Auflage, S. 47-60). Karlsruhe: VVW GmbH.
- Grözinger, G., Schubert, R. & Backhaus, J. G. (Hrsg.). (1993). *Jenseits von Diskriminierung. Zu den institutionellen Bedingungen weiblicher Arbeit in Beruf und Familie*. Marburg: Metropolis-Verl.
- Heise Online. (2016). *US-Justiz: Algorithmen benachteiligen systematisch Schwarze*. Hannover. Zugriff am 02.03.2020. Verfügbar unter <https://www.heise.de/newsticker/meldung/US-Justiz-Algorithmen-benachteiligen-systematisch-Schwarze-3216770.html>.
- Hensche, M. (2020a). *Diskriminierung - Erlaubte Benachteiligungen*. Zugriff am 02.03.2020. Verfügbar unter https://www.hensche.de/Rechtsanwalt_Arbeitsrecht_Handbuch_Diskriminierung_Erlaubte_Benachteiligungen.html.
- Hensche, M. (2020b). *Diskriminierungsverbote - Alter*. Zugriff am 02.03.2020. Verfügbar unter https://www.hensche.de/Rechtsanwalt_Arbeitsrecht_Handbuch_Diskriminierung_Verbote_Alter.html.
- Herberg, R. & Lindhoff, A. (2020). *Automatisch verdächtig: Polizei setzt zunehmend auf umstrittene US-Software*. Zugriff am 02.03.2020. Verfügbar unter <https://www.fr.de/politik/hessen-umstrittene-polizei-software-palantir-automatisch-verdaechtig-13454012.html>.
- Hilton, J. L. & Darley, J. M. (1991). The Effects of Interaction Goals on Person Perception. In M. P. Zanna (Hrsg.), *Advances in experimental social psychology* (Advances in Experimental Social Psychology, Bd. 24, S. 235-267). San Diego: Academic Press.
- Hmaid, A. (Autor). (2020). *"The" Social Credit System. Why It's Both Better and Worse Than We can Imagine*. Zugriff am 03.03.2020. Verfügbar unter <https://www.superscoring.de/2019/03/24/antonia-hmaid-uber-das-social-credit-system/>.
- Hoffmann-Remy, T. (2016). *Recruiting 4.0: Datenschutzrisiko und Diskriminierungsfalle?*. Zugriff am 02.03.2020. Verfügbar unter <https://www.arbeitsrecht-weltweit.de/2016/11/02/recruiting-4-0-datenschutzrisiko-und-diskriminierungsfalle/>.
- Holland, M. (2018). *Amazon: KI zur Bewerbungsprüfung benachteiligte Frauen*. Zugriff am 02.03.2020. Verfügbar unter <https://www.heise.de/newsticker/meldung/Amazon-KI-zur-Bewerbungspruefung-benachteiligte-Frauen-4189356.html>.
- Jost, I. M. & Shakespeare, W. (Hrsg.). (1830). *Erklärendes Wörterbuch zu Shakespeare's plays. Für deutsche Leser, zur richtigen Auffassung des Wortsinnes und der vielen schwierigen Stellen, so wie der Anspielungen und Wortspiele*. Berlin: Amelang.
- Junges Herz (2020). *Scoring Verfahren im Personal*. Zugriff am 02.03.2020. Verfügbar unter <https://www.agentur-jungesherz.de/hr-glossar/scoring-verfahren-im-personal/>.
- Kalkbrenner, A. & Koch, C. (2019). *Bankgeheimnis und Datenschutz* (BVR-Bankenreihe, Bd. 43, 4., überarb. Aufl.). Wiesbaden: Deutscher Genossenschafts-Verl.
- Kantor, J. & Streitfeld, D. (2015). *Inside Amazon: Wrestling Big Ideas in a Bruising Workplace*. Zugriff am 02.03.2020. Verfügbar unter <https://www.nytimes.com/2015/08/16/technology/inside-amazon-wrestling-big-ideas-in-a-bruising-workplace.html>.
- Katzenmeier, C. (2019). *Rechtsfragen der Digitalisierung des Gesundheitswesens*. Köln: Schmidt, Otto.
- Klant, M. (Hrsg.). (1983). *Schul-Spott. Karikaturen aus 2500 Jahren Pädagogik* (2. Aufl.). Hannover: Fackelträger-Verlag.

- Klauer, K. C. (2008). Soziale Kategorisierung und Stereotypisierung. In Petersen, L.-E. & Six, B. (Hrsg.), *Stereotype, Vorurteile und soziale Diskriminierung. Theorien, Befunde und Interventionen* (S. 23-32). Weinheim: Beltz, PVU.
- Kolany-Raiser, B. & Radtke, T. (2018). *Ich sammele, also bin ich (Social Credit). Das Szenario eines allumfassenden Bonitätssystems am Beispiel Chinas*, Münster. Zugriff am 03.03.2020. Verfügbar unter <http://www.abida.de/sites/default/files/20%20Dossier%20Social%20Credit.pdf>.
- Krings, F. & Kluge, A. (2008). Altersvorurteile. In Petersen, L.-E. & Six, B. (Hrsg.), *Stereotype, Vorurteile und soziale Diskriminierung. Theorien, Befunde und Interventionen* (S. 131-139). Weinheim: Beltz, PVU.
- Kunda, Z. (2002). *Social cognition. Making sense of people* (A Bradford book, 5. print). Cambridge, Mass.: MIT Press.
- Lampert, T. (2016). Soziale Ungleichheit und Gesundheit. In M. Richter & K. Hurrelmann (Hrsg.), *Soziologie von Gesundheit und Krankheit* (S. 121-137). Wiesbaden: Springer VS.
- Lobe, A. (2020). *Wenn Algorithmen diskriminieren*. Zugriff am 02.03.2020. Verfügbar unter https://www.deutschlandfunkkultur.de/digitale-welt-wenn-algorithmen-diskriminieren.1005.de.html?dram:article_id=467224.
- Marten, E. & Walgenbach, K. (2017). Intersektionale Diskriminierung. In A. Scherr, A. e. Mafaalani & E. G. Yüksel (Hrsg.), *Handbuch Diskriminierung* (Springer Reference Sozialwissenschaften, S. 157-172). Wiesbaden: Springer VS.
- Marx, K. (1988). *Das Kapital. Kritik der politischen Oekonomie* (Die Handelsblatt-Bibliothek "Klassiker der Nationalökonomie", Faks.-Ausg. d. Erstausg., Hamburg, Meissner, 1867). Düsseldorf: Verl. Wirtschaft u. Finanzen.
- Mau, S. *Auf dem Weg in die Ungleichheitsgesellschaft?* Zugriff am 03.03.2020. Verfügbar unter http://www.frankfurter-hefte.de/upload/Archiv/2012/Heft_12/PDF/2012-12_mau.pdf.
- Mau, S. (2018). *Das metrische Wir. Über die Quantifizierung des Sozialen* (Schriftenreihe / Bundeszentrale für Politische Bildung, Band 10273, Sonderausgabe für die Bundeszentrale für politische Bildung). Bonn: Bundeszentrale für politische Bildung.
- Mau, S. (2019). Auf dem Weg in die Scoringgesellschaft? Über den Umgang mit digitalen Statusdaten. In B. Baule, D. Hohnsträter, S. Krankenhagen & J. Lamla (Hrsg.), *Transformationen des Konsums. Vom industriellen Massenkonsum zum individualisierten Digitalkonsum* (1. Aufl., S. 25-32). Baden-Baden: Nomos Verlagsgesellschaft mbH & Co. KG.
- Menge, H. (2003). *Langenscheidt Taschenwörterbuch Latein. Lateinisch-Deutsch, Deutsch-Lateinisch* (5. Aufl.). Berlin: Langenscheidt.
- Merton, R.K. (1948). *Discrimination and the American Creed*, in: Maclver, R.M. (Hrsg.), *Discrimination and National Welfare*, S. 99-126.
- Michopoulos, A. (2018). *Social Scoring und Digitalisierung im Kreditgeschäft. Potentiale und mögliche Probleme*, Hochschule der Sparkassen-Finanzgruppe. Bonn.
- Mielck, A. (2011). Soziale Ungleichheit und Gesundheit/Krankheit. In Bundeszentrale für gesundheitliche Aufklärung (Hrsg.), *Leitbegriffe der Gesundheitsförderung und Prävention. Glossar zu Konzepten, Strategien und Methoden* (S. 510-515). Gamburg: Verlag für Gesundheitsförderung.
- Monroy, M. (2019). „Hinweise zu bestimmten Milieus“: Bundesländer testen Polizeisoftware mit Palantir-Funktion. Zugriff am 02.03.2020. Verfügbar unter <https://netzpolitik.org/2019/hinweise-zu-bestimmten-milieus-bundeslaender-testen-polizeisoftware-mit-palantir-funktion/>.
- Müller, J. L. (2018). *Wann ist eine Einwilligung eigentlich "freiwillig" erteilt im Sinne der DSGVO?* Zugriff am 02.03.2020. Verfügbar unter <https://www.it-recht-kanzlei.de/wann-ist-eine-einwilligung-freiwillig-nach-dsgvo.html>.
- Müller-Heidelberg, T. (Hrsg.). (2019). *Grundrechte-Report 2019* (Grundrechte-Report, 1. Auflage). Frankfurt am Main: FISCHER Taschenbuch.
- Munsch, M. & Weiß, B. (2001). *Rating. Finanzdienstleistung und Entscheidungshilfe* (DIHT, Bd. 438, 2. Aufl., Stand: März 2001). Berlin: DIHT.

- Netlands (2020). *Bewerbermanager*. Zugriff am 02.03.2020. Verfügbar unter <https://netlands.de/produkte/bewerbermanager/>.
- Netlingo (2020). *Social scoring. A.k.a. your social score, influencer*. Zugriff am 02.03.2020. Verfügbar unter <https://www.netlingo.com/word/social-scoring.php>.
- Nora, S. & Minc, A. (1980). *The computerization of society. A report to the President of France* (2. pr). Cambridge, Mass.: MIT Pr.
- O'Neil, C. (2017). *Angriff der Algorithmen. Wie sie Wahlen manipulieren, Berufschancen zerstören und unsere Gesundheit gefährden*. München: Carl Hanser Verlag.
- Orwat, C. (2020). *Diskriminierungsrisiken durch Verwendung von Algorithmen*. Baden-Baden: Nomos.
- Otto, P. & Gräf, E. (Hrsg.). (2018). *3TH1CS. Die Ethik der digitalen Zeit* (Schriftenreihe / Bundeszentrale für Politische Bildung, Band 10181, Sonderausgabe für die Bundeszentrale für Politische Bildung). Bonn: Bundeszentrale für politische Bildung.
- Pates, R., Liebscher, D. & Fritzsche, H. (Hrsg.). (2010). *Antidiskriminierungspädagogik. Konzepte und Methoden für die Bildungsarbeit mit Jugendlichen* (1. Aufl.). Wiesbaden: VS Verl. f. Sozialwiss.
- Personio (2020). *Was Sie für eine effektive Personalauswahl wissen müssen*. Zugriff am 02.03.2020. Verfügbar unter <https://www.personio.de/blog/personalauswahl/>.
- Petersen, L.-E. & Six, B. (Hrsg.). (2008). *Stereotype, Vorurteile und soziale Diskriminierung. Theorien, Befunde und Interventionen* (1. Auflage). Weinheim: Beltz PVU.
- Polizei Hessen (2018). *Lieferauftrag*. Zugriff am 02.03.2020. Verfügbar unter <https://ted.europa.eu/udl?uri=TED:NOTICE:48139-2018:TEXT:EN:HTML&src=0&tabId=1>.
- Prommer, L. J. (2016). *Social scoring. Hunting for influencers in social media networks*, Hochschule für Technik und Wirtschaft. Berlin.
- Reinders, H., Ditton, H., Gräsel, C., Gniewosz, B. (Hrsg.). (2011). *Empirische Bildungsforschung. Gegenstandsbereiche*. Wiesbaden: VS, Verl. für Sozialwiss.
- Richter, M. & Hurrelmann, K. (Hrsg.). (2016). *Soziologie von Gesundheit und Krankheit*. Wiesbaden: Springer VS.
- Rogosch, P. (2013). *Die Einwilligung im Datenschutzrecht* (Frankfurter Studien zum Datenschutz, Bd. 40). Zugl.: Münster (Westf.), Univ., Diss. der rechtswissenschaftlichen Fakultät, 2012. Baden-Baden: Nomos.
- Roßnagel, A. (2019). Quantifizierung der Persönlichkeit – aus grundrechtlicher und datenschutzrechtlicher Sicht. In B. Baule, D. Hohnsträter, S. Krankenhagen & J. Lamla (Hrsg.), *Transformationen des Konsums. Vom industriellen Massenkonsum zum individualisierten Digitalkonsum* (1. Aufl., S. 33-54). Baden-Baden: Nomos Verlagsgesellschaft mbH & Co. KG.
- Rudolf, B. (2008). Diversity Studies und Rechtswissenschaften. In GPJE (Hrsg.), *Diversity studies und politische Bildung* (Schriftenreihe der Gesellschaft für Politikdidaktik und politische Jugend- und Erwachsenenbildung, Bd. 7, S. 9-20). Schwalbach/Ts.: Wochenschau-Verl.
- Ruffert, M. (2001). *Vorrang der Verfassung und Eigenständigkeit des Privatrechts. Eine verfassungsrechtliche Untersuchung zur Privatrechtswirkung des Grundgesetzes* (Jus publicum, Bd. 74, 1. Aufl.). Zugl.: Trier, Univ., Habil.-Schr., 2000-2001. Tübingen: Mohr Siebeck.
- Russel, J. (2018). *RIP Klout*. Zugriff am 02.03.2020. Verfügbar unter <https://techcrunch.com/2018/05/10/rip-klout/>.
- Sachverständigenrat für Verbraucherfragen. (2018). *Verbrauchergerechtes Scoring. Gutachten des Sachverständigenrats für Verbraucherfragen*. Berlin: Sachverständigenrat für Verbraucherfragen.
- Sagawa, S. & Segal, E. (1999). *Common interest, common good. Creating value through business and social sector partnerships*. Boston, Mass.: Harvard Business School Press.
- SAP (2020). *How Pre-Screening Questions Feature Works in Recruiting Module - Recruiting Management*. Zugriff am 02.03.2020. Verfügbar unter <https://apps.support.sap.com/sap/support/knowledge/public/en/2204476>.

- Schaefer, M. W. (2013). *Einfluss, der sich auszahlt. Die revolutionäre Wirkung von Klout, Social Scoring und Influence Marketing* (Marketing). Berlin: Talpa-Verl.
- Schaefer, M. W. (2013). *Einfluss, der sich auszahlt. Die revolutionäre Wirkung von Klout, Social Scoring und Influence Marketing* (Marketing). Berlin: Talpa-Verl.
- Scherr, A. (2014). *Diskriminierung und soziale Ungleichheiten. Erfordernisse und Perspektiven einer ungleichheitsanalytischen Fundierung von Diskriminierungsforschung und Antidiskriminierungsstrategien* (essentials). Wiesbaden: Springer VS.
- Scherr, A., Mafaalani, A. e. & Yüksel, E. G. (Hrsg.). (2017). *Handbuch Diskriminierung* (Springer Reference Sozialwissenschaften). Wiesbaden: Springer VS.
- Schinzel, B. (2017). Algorithmen sind nicht schuld, aber wer oder was ist es dann? *Fiff- Kommunikation* (2), 5-9. Zugriff am 03.03.2020. Verfügbar unter <https://www.fiff.de/publikationen/fiff-kommunikation/fk-2017/fk-2017-2/fk-2017-2-content/fk-2-17-p5.pdf>.
- Schlenk, C. & Dohms, HR. (2019). *Wie Kreditech fast 200 Millionen Euro verbrannt hat*. Zugriff am 02.03.2020. Verfügbar unter <https://www.gruenderszene.de/fintech/kreditech-geschaefszahlen-200-millionen-euro-verbrannt?interstitial>.
- Schmidt, J.-H. & Weichert, T. (Hrsg.). (2012). *Datenschutz. Grundlagen, Entwicklungen und Kontroversen*. Bonn: Bundeszentrale für politische Bildung.
- Schmidt-Kessel, M. & Grimm, A. (2018). *Telematiktarife & Co. - Versichertendaten als Prämiensatz* (Schriftenreihe der Zeitschrift Versicherungsrecht (VersR), Band 63, 1. Auflage). Karlsruhe: VVW GmbH.
- Schmitt, I. L. & Werth, K. (1998). *Personalauswahl in Unternehmen. Zu einer Theorie der Auswahlpraxis*. Profession. Zugriff am 03.03.2020. Verfügbar unter <http://hdl.handle.net/10419/116907>.
- Schöbel-Matthey, S. (2019). *Übernehmen Algorithmen die Weltherrschaft?*. Zugriff am 02.03.2020. Verfügbar unter <https://www.bpb.de/lernen/projekte/287871/algorithmen-und-ki-uebernehmen-algorithmen-die-weltherrschaft>.
- Schubert, R. (1993). Zur ökonomischen Diskriminierung von Frauen. In G. Grözinger, R. Schubert & J. G. Backhaus (Hrsg.), *Jenseits von Diskriminierung. Zu den institutionellen Bedingungen weiblicher Arbeit in Beruf und Familie* (S. 21-54). Marburg: Metropolis-Verl.
- Schufa (2020a). *Mythen über die SCHUFA*. Zugriff am 02.03.2020. Verfügbar unter <https://www.schufa.de/schufa/unternehmen/mythen-ueber-schufa/>.
- Schufa (2020b). *Kredit-Scoring: eine objektive Entscheidungshilfe*. Zugriff am 02.03.2020. Verfügbar unter <https://www.schufa.de/de/daten-scoring/scoring/scoring/>.
- Schufa (2020c). *SCHUFA-Auskunft für den Mietvertrag: So erhält man sie schnell und unkompliziert*. Zugriff am 02.03.2020. Verfügbar unter <https://www.schufa.de/themenportal/detailseite/themenportal-detailseite.9664.jsp>.
- Schufa (2020d). *How does scoring work at SCHUFA?*, Zugriff am 02.03.2020. Verfügbar unter https://www.schufa.de/en/about-us/data-scoring/scoring/scoring-work-schufa/how_does_scoring_work_at_schufa.jsp.
- Schumann, D., Körber, T., Schulenburg, J.-M. G. v. d. & Weber, S. (2017). *Pay as you drive. Die rechtliche Zulässigkeit von Telematik-Tarifen im Privatkundensegment der Kraftfahrzeug-Haftpflichtversicherung* (Kompetenzzentrum Versicherungswissenschaften, v.16, 1st ed.). Karlsruhe: Verlag Versicherungswirtschaft.
- Selke, S. (2015). Lifelogging und die neue Taxonomie des Sozialen. In H. Gapski (Hrsg.), *Big Data und Medienbildung. Zwischen Kontrollverlust, Selbstverteidigung und Souveränität in der digitalen Welt* (S. 95-110). Düsseldorf, München: kopaed.
- Semsrott, A. & Palmethofer, W. (2018). *OpenSchufa: Die Ergebnisse (Updates)*. Zugriff am 02.03.2020. Verfügbar unter <https://okfn.de/blog/2018/11/openschufa-ergebnisse/>.
- Sherman, J. W., Macrae, C. N. & Bodenhausen, G. V. (2000). Attention and Stereotyping. Cognitive Constraints on the Construction of Meaningful Social Impressions. *European Review of Social Psychology*, 11 (1), 145-175.

- Siedlock, P. (2011). *Die Tarifierung in der Autohaftpflichtversicherung mittels verallgemeinerter linearer Modelle*, Westfälische Wilhelms Universität. Münster.
- Simon, H. A. (1954). Spurious Correlation: A Causal Interpretation. *Journal of the American Statistical Association*, 49 (267), 467.
- Snyder, M. & Swann, W. B. (1978). Behavioral confirmation in social interaction. From social perception to social reality. *Journal of Experimental Social Psychology*, 14 (2), 148-162.
- Softgarden (2020). *Bewerbermanagement*. Zugriff am 02.03.2020. Verfügbar unter <https://www.softgarden.de/produkt/bewerbermanagement/>.
- Sommer, M. (2012). *Der Lady-Tarif hat ausgedient*. <https://www.zeit.de/auto/2012-11/autoversicherung-unisex>.
- Staab, P. & Geschke, S.-C. (2019). *Ratings als Arbeitspolitisches Konfliktfeld. Das Beispiel Zalando* (Hans-Böckler-Stiftung, Hrsg.) (Study der Hans-Böckler-Stiftung Nr. 429), Düsseldorf. Zugriff am 03.03.2020. Verfügbar unter <https://www.econstor.eu/bitstream/10419/203256/1/1676925716.pdf>.
- Stadler, M. (2018). Telematiktarife und Gleichbehandlung. In M. Wandt (Hrsg.), *Telematiktarife & Co. - Versichertendaten als Prämiensatz* (Schriftenreihe der Zeitschrift Versicherungsrecht (VersR), Band 63, 1. Auflage, S. 169-180). Karlsruhe: VVW GmbH.
- Staufenbiel (2016). *RecruitingTrends 2017. Was HR-Verantwortliche wissen müssen*. Zugriff am 02.03.2020. Verfügbar unter https://www.staufenbiel.de/fileadmin/fm-dam/PDF/Studien/RecruitingTrends_2017.pdf.
- Steinhagen, M. (2019). *Social Scoring: Es geht um Leben und Tod für manche Unternehmen*. Zugriff am 02.03.2020. Verfügbar unter <https://www.zeit.de/wirtschaft/2019-09/social-scoring-sozialkredit-system-china-ueberwachung-unternehmen>.
- Talentsoft (2020). *Bewerbermanagement*. Zugriff am 02.03.2020. Verfügbar unter <https://www.talentsoft.de/hr-software/recruiting-de/>.
- Traxler, H. (1983). Chancengleichheit. In M. Klant (Hrsg.), *Schul-Spott. Karikaturen aus 2500 Jahren Pädagogik* (2. Aufl., S. 25). Hannover: Fackelträger-Verlag.
- Uber (2020). *Uber Hilfe. Ich würde gerne meine Bewertung wissen*. Zugriff am 02.03.2020. Verfügbar unter <https://help.uber.com/riders/article/i-would-like-to-know-my-rating-/?nodeId=0539e772-747c-49a7-8c26-f28c65e6f14d>.
- Unabhängiges Landeszentrum für Datenschutz Schleswig-Holstein. (2014). *Scoring nach der Datenschutz-Novelle 2009 und neue Entwicklungen. Abschlussbericht*, Kiel, München.
- Unatrix (2020). *Matching im Bewerbermanagement*. Zugriff am 02.03.2020. Verfügbar unter <https://www.unatrix.com/de/blog/matching-im-bewerbermanagement/>.
- Uni-Oldenburg (2020). *Definition Social Scoring*. Zugriff am 02.03.2020. Verfügbar unter <http://www.informatik.uni-oldenburg.de/~iug18/soc/Definition-SC.html>.
- Wilke, F. (2018). *Künstliche Intelligenz diskriminiert (noch)*. Zugriff am 02.03.2020. Verfügbar unter <https://www.zeit.de/arbeit/2018-10/bewerbungsroboter-kuenstliche-intelligenz-amazon-frauen-diskriminierung>.
- Zanna, M. P. (Hrsg.). (1990). *Advances in experimental social psychology* (Advances in Experimental Social Psychology). London: Academic Press.
- Zeh, J. (2012). *Corpus Delicti. Ein Prozess* (Vierundvierzigstes bis fünfundvierzigstes Tausend). Frankfurt am Main: Schöffling & Co.
- Zeit Online (2019). *Datenschutzbehörde prüft Mitarbeitersoftware von Zalando*. Zugriff am 02.03.2020. Verfügbar unter <https://www.zeit.de/arbeit/2019-11/zonar-zalando-mitarbeiter-scoring-software>.

Erklärung

1. Ich versichere, dass ich die vorliegende Arbeit selbständig verfasst habe.
2. Ich versichere, keine anderen als die angegebenen Quellen und Hilfsmittel benutzt und die Standards guten wissenschaftlichen Arbeitens eingehalten zu haben.
3. Die gesetzlichen Vorschriften zum Datenschutz und zum Schutz der Urheberrechte wurden von mir beachtet.
4. Ich bin damit einverstanden, dass meine Abschlussarbeit in die Bibliothek der Evangelischen Hochschule aufgenommen wird.
5. Ich bin damit einverstanden, dass meine Abschlussarbeit in digitaler Form öffentlich zugänglich gemacht wird.

Erlangen, den 4. März 2020