

# Big Data, Rassifizierung und Akkumulation

Amira Moeding

Keywords: *Big Data, Subjektivierung, Rassifizierung, Akkumulation*

Moeding, Amira. 2023. Big Data, Rassifizierung und Akkumulation. In: *Eigentum, Medien, Öffentlichkeit. Verhandlungen des Netzwerks Kritische Kommunikationswissenschaft*, herausgegeben von Selma Güney, Lina Hille, Juliane Pfeiffer, Laura Porak und Hendrik Theine, 147–166. Frankfurt am Main: Westend.

<https://doi.org/10.53291/QPTU2775>.

## Abstract

*Der Beitrag geht der Frage nach, wie datengetriebene Technologien Rassismen reproduzieren beziehungsweise legitimieren und außerdem inwiefern Daten in diesen Kontexten performativ wirken. Dabei thematisiert der Text, wie US-amerikanische Vorstellungen von Race zum Beispiel nach Europa transportiert werden und weist gleichzeitig auf Profitinteressen hin, die rassistische und rassifizierende Kategorisierungen befördern. Der Beitrag beschreibt zunächst den Zusammenhang von Daten und Künstlicher Intelligenz, diskutiert dann zwei Studien über Rassismus in KI und geht schließlich auf die in der Tech-Industrie gängigen Weisen der Legitimation von Datenakkumulation ein.*

*Dank geht an Eva von Redecker, Aurelie Herbelot und Stephanie Lavarano, Carina Nagel, Timo Schobinger und Niklas Angebauer, Jan Beuerbach, Birte de Guisborne, Michel Jungwirth, Sebastian Sevigniani, Felicitas Sommer, Tobias Stadler und das KriKoWi-Team.*

Amira Moeding | University of Cambridge | [alam2@cam.ac.uk](mailto:alam2@cam.ac.uk)

# 1 Einführung

Es ist keine neue Erkenntnis, dass Big Data und »Künstliche Intelligenz« (KI) oder sogar »das Internet« oft Hierarchien und Unterdrückungsverhältnisse reproduzieren.<sup>1</sup> Die Tatsache, dass digitale und auf Daten beruhende Technologien strukturelle Formen von Unterdrückung und andere Formen von Bias iterieren oder sogar neu hervorbringen, wird seit Mitte der 1990er Jahre diskutiert (vgl. Friedman und Nissenbaum 1996, 342–347) – also seit der Begriff »Big Data« und das Internet in kommerzieller Form existieren. Weiterhin ist bekannt, dass digitale Infrastrukturen auf Ausbeutung von Ressourcen, vor allem im globalen Süden, beruhen (vgl. Bender et al. 2021, 612–614; Crawford 2021, 25–53). Der Beitrag stellt deshalb nicht die Frage, ob datengetriebene Technologien Rassismus, Sexismus, Ableismus, Klassismus und andere Formen von Unterdrückung reproduzieren oder auf welchen Ebenen koloniale und postkoloniale Weisen der Ausbeutung des globalen Südens durch sie fortgesetzt und ermöglicht werden. Stattdessen zeigt der Beitrag anhand von zwei Beispielen, wie sich die Reproduktion von Rassismen durch datengetriebene, digitale Technologien vollzieht. Im Anschluss fragt der Text, wie auf diesem Wege Weisen der Rassifizierung entstehen können, und wie diese Reproduktion von *Race* mit der Akkumulation von Daten und dem Interesse an Profitmaximierung zusammenhängt.<sup>2</sup> Wenn Rassifizierungen häufig aus Profitinteressen resultieren, wirkt dieses Interesse auf die Kategorisierungen zurück.

Besonders im US-amerikanischen Kontext sind Formen der Reproduktion von Rassismus, Sexismus, Ableismus, Klassismus und ande-

---

1 Mit dem Begriff »Reproduktion« orientiere ich mich an Jacques Derridas und Judith Butlers Idee von Iterabilität, der Idee, dass sich soziale Konstruktionen nicht durch jede Äußerung einfach wiederholen – sondern sich durch jede Wiederholung leicht verändern und zum Beispiel verstärken (vgl. Butler 1993, 90–95; Derrida 1988, 325–352).

2 Mit dem Begriff »Tech-Industrie« meine ich hier vor allem die großen Konzerne, die am Sammeln und Auswerten von Daten vor allem im globalen Norden verdienen. Ich beziehe mich nicht auf chinesische Firmen wie Alibaba, sondern vor allem auf Alphabet (Google), Amazon, Apple, Meta (Facebook) und Microsoft.

ren Formen der Diskriminierung und Unterdrückung durch digitale Technologien, ebenso wie umgekehrt die Entstehung von Technologien auf Grundlage rassistischer Vorstellungen, zunehmend Gegenstand der Forschung (Benjamin 2019; Browne 2015; Eubanks 2018; Noble 2018). Diese Untersuchungen lassen aber Fragen offen, weil sie sich in ihrer Analyse vor allem auf die USA beziehen. Denn *Race* und *Gender* sind als historische Phänomene und Herrschaftsstrukturen abhängig von dem Kontext, der sie hervorbringt, wenn sie auch mitunter erstaunlich stabil und unveränderlich oder gar »natürlich« wirken (Baldwin 1998 [1972], 374–376; Robinson 1995 [1982], 7–24). In diesem Beitrag gehe ich darüber hinaus den diskursiven Narrativen und Praktiken nach, mit deren Hilfe immer wieder die Neutralität und Objektivität der Technik beschworen und dadurch Formen der Rassifizierung von Individuen oder Gruppen naturalisiert werden.<sup>3</sup> Ich argumentiere, dass eine Industrie, deren Technologie auf der kontinuierlichen Herstellung, Aus- und Verwertung von Daten beruht, stets auf deren repräsentativer Kraft und Objektivität beharren muss, um sowohl die Akkumulation von Daten als auch die eigene Erzählung von Effektivität und Innovationskraft zu begründen. Dagegen hoffe ich zu zeigen, dass die Produktion von Daten kein quasinatürlicher Prozess ist oder nur Ausdruck von *Capture* von sozialen Strukturen online, sondern sich durch das Labeling und Kategorisierungen von Daten Profitinteressen beteiligter Konzerne in die Kategorien selbst einschreiben.

Zunächst stelle ich dar, wie Big Data und KI zusammenhängen, und damit, wie einerseits Daten Algorithmen und andererseits Algorithmen Daten schaffen (Matzner 2022, 1–12). Anschließend veranschauliche ich, auf welchen Ebenen sich rassifizierte Kategorien und Rassismen in digitale Technologien einschreiben. Hierzu greife ich zuerst auf Latanya Sweeneys inzwischen klassische Studie zu Rassifizierung durch Suchmaschinen zurück und dann auf Tiffany Nichols Artikel zu rassifizierten Kategorien im Patentrecht und deren herrschaftsstabilisierender Nutzung (Sweeney 2013, 44–54;

---

3 Der Begriff »Naturalisierung« wird hier in Anlehnung an Karl Marx verwendet, siehe Menke (2015, 55) und Marx (1962 [1867, 1890], 80–95).

Nichols 2022, 102–125; vgl. auch Noble 2018, 64–67). Hier stelle ich kurz unterschiedliche Weisen dar, wie Daten einerseits zu Rassifizierungen beitragen können und andererseits ihr Produkt sind. Im nächsten Schritt folge ich knapp den mit Big Data verbundenen klassischen Fortschrittsdiskursen, die Unterdrückungen legitimieren und naturalisieren; außerdem gehe ich der Vorstellung von Daten als objektiv und repräsentativ nach, die innerhalb dieser Diskurse vorausgesetzt und aus ihnen heraus wirkmächtig wird (Mayer-Schönberger und Cukier 2013; Pentland 2009; 2014; Schmidt und Cohen 2013). Die These ist, dass die Neutralität und Objektivität von Daten behauptet werden müssen, um digitalen Kapitalismus oder *Surveillance Capitalism* (Zuboff 2019) zu ermöglichen und die Intelligenz in KI glaubhaft zu erzählen. Dadurch wird zum einen die Notwendigkeit der Datenakkumulation begründet und gleichzeitig das ihr inhärente Profitinteresse häufig unsichtbar gemacht (Li 2017, 142–146). Es geht mir also darum zu zeigen, wie datengetriebene Technologien Individuen und Gruppen rassifizieren und welche Strategien zum Einsatz kommen, um diesen Prozess in Diskursen um Big Data als natürlich darzustellen. Dabei soll der Beitrag besonders hervorheben, wie diese rassifizierenden Kategorisierungen, bewusst oder nicht, aus Profitinteressen resultieren.

## 2 Big Data und KI

Um besser zu verstehen, wie Rassifizierung durch Big Data ermöglicht wird, ist es notwendig, den Zusammenhang zwischen Big Data und KI beziehungsweise zwischen Daten und Algorithmen grob herauszuarbeiten (Amoore 2023, 20–36; Matzner 2022, 2–6). Allerdings handelt es sich bei »Big Data« und »KI« um gleichermaßen umstrittene Begriffe ohne klare Definitionen. Die Aussage der äthiopisch-US-amerikanischen Informatikerin Timnit Gebru, die bis 2020 bei Google die Abteilung für Ethik in KI leitete, dass alles, was wir heute »Künstliche Intelligenz« nennen, letztlich Big Data unter anderem Namen ist, weist auf den engen Zusammenhang zwischen Big Data und KI hin (Gebru 2023, Min. 45:10).

Um sogenannte Künstliche Intelligenzen wie ChatGPT zu entwickeln, braucht man vor allem zwei Dinge: erstens die Möglichkeit, große Mengen an Daten zu generieren beziehungsweise zu verarbeiten, und zweitens die Kapazitäten, diese kontinuierlich in Modelle einzuspeisen und auszuwerten. Für beide Operationen werden Serverfarmen, Strom und menschliche Arbeit in substanziellem Ausmaß benötigt (Crawford 2021, 78–79). KIs auf diese Weise zu entwickeln, ist also von vornherein mit hohem Kapitaleinsatz verbunden und reproduziert somit Ausschlüsse. Wie verschiedene Autor\*innen gezeigt haben, konzentrieren sich der Abbau von Rohstoffen für Computersysteme und Server sowie die Folgen des Klimawandels, der dadurch angetrieben wird, im globalen Süden, während die Möglichkeiten der neuen Technologien meist den reichen Industrienationen zugutekommen (ebd., 40–53; Bender et al. 2021, 611–613). Die Idee, rechen- und datenintensive Anwendungen zu entwickeln, die auf statistischer Auswertung beruhen, kam in den 1970er Jahren überhaupt erst bei der Firma IBM auf, um mehr Hardware zu verkaufen (Jelinek 2009, 483–485). Diese Strategie war ein Gegenentwurf zu sogenannten »expert-« und »logic-systems« und führte zu einer grundlegenden Veränderung der Epistemologie in Forschung zu KI (Church, 2011, 1–11; Li 2017; Andrews 2023, 1–5).

Nicht nur die Ausbeutung von Ressourcen und Umwelt konzentriert sich im globalen Süden, sondern auch die sogenannte *Ghost Work* (Gray und Suri 2019, x–xiii), die häufig unsichtbar gemachte Arbeit, die notwendig ist, um Modelle zu trainieren und unangemessene oder illegale Inhalte aus den Trainingsdaten herauszufiltern (ebd.). Diese Tätigkeit kann traumatisierend wirken und wird meist zu geringen Löhnen und ohne jeden Arbeitsschutz als sogenannte *Gig Work* ausgeführt (ebd., xvii–xx).

Folglich beruht das, was wir heute selbstverständlich als »Künstliche Intelligenz« oder manchmal nur »Algorithmus« bezeichnen, auf Praktiken der Datenauswertung, denen diese verschiedenen Formen von Ausbeutung vorausgehen (Barocas et al. 2013, 3–4; Matzner 2022, 10–12). Auch häufig als »KI« bezeichnete Systeme von Algorithmen, die beispielsweise über eine Kreditvergabe entscheiden oder darüber, wer welche Werbung gezeigt bekommt, werden an Daten trainiert

und sind entsprechend von diesen geformt. Schon für Programmierer\*innen ist es zentral, nicht nur über die logischen Schritte von Programmen nach-, sondern deren Nutzung zur statistischen Auswertung von Daten und ihre technische Implementierbarkeit mitzudenken (Dick 2015, 10–15).

Daten nehmen damit eine wichtige Rolle in der Tech-Industrie heute ein, unabhängig davon, ob man den größeren Beitrag zur Wertschöpfung aufseiten »intelligenter« Apps und Modelle wie ChatGPT verortet, deren Erfolg den Börsenwert eines Unternehmens beträchtlich nach oben treiben kann, oder aufseiten gezielter Werbung und der digitalen Beeinflussung von Nutzer\*innen (Zuboff 2015, 81–83; Gerstner 2022; Rikap 2023, 145–148).

Seit Ende der 1990er Jahre wird das Internet besonders von Wissenschaftler\*innen im Bereich KI nicht primär als ein Kommunikationsmedium gesehen, sondern erscheint mehr und mehr als Datenbank, die sich zur Entwicklung neuer Anwendungen nutzen lässt. Diese Entwicklung ist das Ergebnis eines »Paradigmenwechsels« im Bereich der Forschung zu KI, der sich, wie bereits angedeutet, aus den ökonomischen Interessen großer Technologiekonzerne und den sicherheitspolitischen Interessen der USA, insbesondere Organen wie der NSA, ableitet (Li 2017, 160–166; für Datenbank Norvig et al. 1998, 55–58; für Paradigmenwechsel Church 2018, 1–11).

Daraus ergibt sich allerdings, zumindest aus der Perspektive von Firmen und häufig auch Forschenden, die Notwendigkeit, immer mehr Daten zu akkumulieren, um beständig größere Modelle mit zunehmend hoher Vorhersagekraft zu bauen (Li 2017, 10–15; Zuboff 2015, 78–83). Je mehr Daten in der Breite gesammelt werden, desto besser ist es möglich, Fragen statistisch zu beantworten. Die jeweiligen Antworten treffen allerdings meist besser auf Mehrheiten oder hegemoniale Demografien zu, ebenso wie auf jene Individuen, die das Internet am stärksten nutzen, nicht jedoch auf marginalisierte Gruppen – übrigens eine Konsequenz, die einigen Forschenden über datengetriebene Ansätze schon in den 1980er Jahren bewusst war (Bender et al. 2021, 612–614; Doddington 1980, 84; Pieraccini 2012, 135–140). Big Data ist also eine wichtige Grundlage für KIs, wie man sie heute entwickelt. Deren Nutzung für Vorhersagen von beispiels-

weise Gruppenzugehörigkeit, so möchte ich im Folgenden zeigen, verleiht den Daten eine performative Wirkung, indem sie bestimmte Gruppen durch die getroffenen Vorhersagen überhaupt erst schafft (Butler 1993, 95; D'Ignazio und Klein 2020, Kapitel 4).

### 3 Rassifizierung durch datengetriebene Technologien

Daten repräsentieren, so nehmen wir zumeist an, Fakten. Diese Perspektive übersieht allerdings, dass die meisten Daten zu einem bestimmten Zweck und durch komplexe, oft vielfältig vermittelte Prozesse hergestellt werden und oft nicht einfach Fakten repräsentieren, sondern auch Fakten schaffen (Li 2017, 8; Leonelli 2020; Rosenberg 2013, 18–30).<sup>4</sup> Entsprechend sind sie keine natürlichen Gegenstände, sondern werden erzeugt, um etwas Bestimmtes zu zeigen oder zu ermöglichen, dass ein Phänomen sichtbar und auf eine bestimmte Weise verständlich und damit reproduzierbar wird (Gitelman und Jackson 2013, 2–5; Leonelli und Tempini 2020, 3–4; Andrews 2023, 5–7). Sowohl Daten als auch die Wissenschaft, die auf ihnen beruht, erscheinen aus dieser Perspektive historisch kontingent (Rosenberg 2018, 557–559). Trotzdem neigen wir heute oft zu der Annahme, dass Daten oder sogar Informationen natürlich aus Objekten hervorgehen (Pentland 2014, 15–20). Alles, so scheint es, lässt sich sinnvoll als Daten erfassen. Dabei sind auch Daten in Big Data nicht einfach eine Repräsentation unseres Verhaltens online oder offline, sondern werden häufig für bestimmte Zwecke und erst durch ihre Nutzung erzeugt (D'Ignazio und Klein 2020, 76–78; Matzner 2022, 12–20).

---

4 Sabina Leonelli (2020) analysiert vor allem die Nutzung von Big Data in der Wissenschaft, während es in diesem Artikel primär um die kommerzielle Nutzung von Big Data geht. Dabei verlaufen jedoch einige Probleme parallel, darunter die irrije Überzeugung von der Objektivität besonders großer Datenmengen, die Fragen, ob und wie Daten Phänomene repräsentieren, und schließlich, wie Forschende diese Repräsentationen hinsichtlich ihrer Akkuratheit prüfen können. Andererseits gibt es Probleme wie das kommerzielle Interesse an der Herstellung eines Phänomens durch Daten, um es wiederum kommerziell zu nutzen, die vor allem die Nutzung von Big Data durch Konzerne betreffen und weniger die Wissenschaft an Universitäten.

Rassifizierung durch digitale Technologien hat, so möchte ich argumentieren, nicht in erster Linie etwas damit zu tun, wie die Welt ist. Daten in Big Data, die durch das sogenannte *Web Scraping*, das Abgreifen großer Mengen von beispielsweise online verfügbarem Text, generiert werden, spiegeln zwar gesellschaftliche Normen und Kategorisierungen wider, repräsentieren diese aber nicht notwendigerweise akkurat, sondern verschärfen sie häufig oder reproduzieren Kategorisierungen zum Zweck ihrer ökonomischen Nutzung. Darüber hinaus ist das Internet kein neutraler Raum und wird nicht von allen Demografien gleichermaßen genutzt (vgl. Tsetsi 2017, 239–240).

Rassismen zeigen sich in verschiedenen Kontexten unterschiedlich und es ist bisher wenig untersucht, was passiert, wenn US-amerikanische Kategorien und Vorstellungen von *Race* durch KI-Anwendungen auf Europa übertragen werden. Auch in diesen Fällen wirken digitale Technologien nicht als reine Reproduktionsmechanismen, sondern beeinflussen Vorstellungen von *Race*, *Gender* und dem, was wir gelernt haben als deren zentrale Marker wahrzunehmen. Grundlage für Kategorisierungen durch KIs sind statistische Vorhersagen, auf deren Basis Anwendungen Menschen automatisch eine bestimmte Gruppenzugehörigkeit zuweisen. Dabei werden statistisch signifikante Merkmale, wie zum Beispiel Namen, Postleitzahlen, vorherige Suchen oder anderes Onlineverhalten ausgewertet und im Anschluss zur Einordnung verwendet. Diese Proxys hängen ebenso vom jeweiligen Kontext ab wie die zugrunde liegenden Kategorien, die mitunter in Patente Eingang finden. Postleitzahlen sind besonders in den USA ein signifikanter Marker für *Race*, was jedoch weniger auf die meisten europäischen Städte zutrifft. Die Rassifizierung bleibt auch für das rassifizierte Subjekt oft intransparent und lässt selbst dann, wenn sie bewusst erfahren und abgelehnt wird, kaum Widerspruch zu (vgl. Eubanks 2018, 2–8; D’Ignazio und Klein 2020, 165–172).

### 3.1 Daten als Grundlage von Rassifizierung

Eine inzwischen bekannte Studie zu rassistischer Onlinediskriminierung der Informatikerin und Harvard-Professorin Latanya Sweeney



(2013, 46–47) hat bereits 2013 auf die rechtlich relevante Diskriminierung gegen Personen, die im US-amerikanischen Kontext als »Schwarz gelesene«, also rassifizierte Namen tragen, durch Googles Suchmaschine und Targeted Advertising hingewiesen. Die Autorin stieß durch Zufall, als sie ihren Namen googelte, auf eine Anzeige mit der Frage »Wurde Latanya Sweeney festgenommen?«<sup>5</sup> und der Möglichkeit, Akteneinsicht zu erwerben, um herauszufinden, ob dies tatsächlich vorgefallen ist.

Sweeney (oder eine andere Person mit dem gleichen Namen) war jedoch nie festgenommen worden und begann deshalb nach Gründen dafür zu suchen, warum Google AdSense ihren Namen mit dem US-amerikanischen Gefängnisssystem assoziierte (Sweeney 2020, Min. 8:40). Bei AdSense und AdWords handelt es sich um Systeme des Konzerns Alphabet (Google), die Nutzer\*innen der Google-Suche individuell relevante, sprich zielgerichtete Werbung anzeigen (Sweeney 2013, 47–48). Um herauszufinden, warum und wie ihr Name von Google mit einer Gefängnisstrafe assoziiert wurde, führte Sweeney mithilfe von VPNs Tausende Suchanfragen in verschiedenen Bundesstaaten in den USA durch, um herauszufinden, ob die Werbung ein Zufall oder Ausdruck eines systematischen Problems war. Sweeney stellte in ihrer Recherche fest, dass Instant Checkmate, eine der verantwortlichen Firmen, über Google eine Anzeige für jeden gesuchten Namen einer US-amerikanischen, natürlichen Person X bereitstellt, in der dieser mit einem Satz wie beispielsweise »Wurde X festgenommen?« in Verbindung gebracht wird (Sweeney 2013, 51). Das System lernte dann, welcher Satz in Kombination mit welchem Namen am lukrativsten war, also am meisten Klicks generierte.

Laut der Studie werden Namen, die im US-amerikanischen Kontext mit schwarzen Personen assoziiert sind, in Onlinewerbung mit hinreichender Häufigkeit, um den juristischen Tatbestand der Diskriminierung zu erfüllen, nämlich zwischen 12 und 25 Prozent öfter als weißgelesene Namen, mit Gefängnisstrafen in Verbindung gebracht (ebd., 51–52). Sweeney untersuchte zuerst den Zusammenhang zwischen Namen und *Race*: So sind Namen wie Latanya beispiels-

---

5 Im Original: »Was Latanya Sweeney arrested?« (Sweeney 2013)

weise in der Google-Bildersuche in den USA deutlich stärker mit als *schwarz* gelesenen, Namen wie Kirsten deutlich häufiger mit als *weiß* gelesenen Gesichtern verbunden (ebd., 48–50). Assoziationen, die wir online zwischen Begriffen und Bildern sehen, geben zwar oft Biases wieder, besonders wie sie im globalen Norden existieren, aber keine tatsächlichen Verteilungen. Sweeney nutzte verschiedene Methoden, um echte Personen zu finden, und griff auf andere Forschung zur Verteilung von Namen zurück, um möglichst echte Verteilungen von Namen zu untersuchen (ebd., 48–49).

Als Nächstes stellte Sweeney (2013, 47, 49–50) fest, dass die Anzeige mit der Frage »Has X been arrested?« unabhängig davon auftaucht, ob eine Person mit dem Namen X jemals verhaftet wurde. Die Anzeige wird für mit schwarzen Personen assoziierte Namen auch dann geschaltet, wenn der zuständigen Agentur kein Nachweis über etwaige Verhaftungen vorliegt. Umgekehrt wird für mit weißen Personen assoziierte Namen eine solche Anzeige nicht geschaltet, selbst wenn ein Nachweis über die Inhaftierung einer so benannten Person vorliegt (ebd., 48, 51–52). Ziel der Firma ist es also nicht, die Welt möglichst genau abzubilden, sondern sie so zu verändern, dass die Nutzer\*innen etwas – in diesem Fall Akteneinsicht – kaufen. Für Google ist es zentral, dass User\*innen auf die Anzeige klicken, damit eine Transaktion zustande kommt. Der Mechanismus dahinter ist grob gefasst folgender: Google erlaubt es Firmen, auf bestimmte Schlüsselwörter in einer Suche zu bieten. Ist ein Keyword besonders interessant, wie beispielsweise »versenden« für DHL, kann die dortige Werbeabteilung, wann immer dieses in einer Suche in Deutschland auftaucht, Google 0,5 Cent dafür bezahlen, dass ihre Anzeige und nicht die der Konkurrenz geschaltet wird (vgl. ebd., 47–48). Die Transaktion findet aber nur dann statt, wenn es auch tatsächlich zum Klick kommt. Das wiederum heißt, dass Google finanziell darauf angewiesen ist, attraktive Werbung zu schalten. AdSense und AdWords sind folglich darauf optimiert, möglichst viel Geld einzubringen. Wenn die Systeme also über mehrere Millionen Suchanfragen errechnen, auf welche Anzeigen Personen, die »versenden« googlen, mit hoher Wahrscheinlichkeit tatsächlich klicken, werden meist diese geschaltet (Sweeney 2020, Min. 08:05).

Die Rassifizierung von Namen und Personen sowie die damit verbundene Diskriminierung kommen hier also durch das Zusammenspiel verschiedener technologischer Ebenen und Verhaltensweisen zustande. Google versuchte in den Jahren 2013 und 2014 deshalb auch mit der Begründung alle Schuld von sich zu weisen, dass die Anzeige geschaltet werde, weil die Nutzer\*innen auf sie klicken und der rassistische Bias also bei ihnen liege (ebd., Min. 12:40). Sweeney (2013, 44–54) konnte schließlich nachweisen, dass schon die technologische Konfiguration biased ist und zusätzlich bereits bestehenden Bias intensiviert.

Obwohl die Studie aus dem Jahr 2013 stammt, bringt sie immer noch zahlreiche Probleme mit Systemen dieser Art auf den Punkt und zeigt, dass hier immer wieder Konstruktionen aufeinandertreffen, die kein Spiegel der Welt sind und auch keiner sein wollen, aber als solcher wahrgenommen werden (vgl. Noble 2018, 27–35). Sie zeigt auch, wie verschiedene Gruppen von Nutzer\*innen zusammenkommen: die Privatpersonen, die Google Search nutzen, um hilfreiche und zuverlässige Ergebnisse zu erhalten, ebenso wie die Firmen, die in der Applikation maßgeblich eine High-Tech-Anzeigetafel sehen.

Nicht nur Anzeigen haben ein Problem mit Rassifizierung. Auch Inhalte für schwarze Personen und andere marginalisierte Gruppen werden durch die (bisherige) Funktionsweise von Google häufig nicht auf den ersten Seiten mit Suchergebnissen bedacht (Baker 2002, 45–48; Brock 2022, 67–69). Das heißt nicht, dass die Suche nicht im Regelfall sehr gut funktioniert – sie funktioniert nur eben nachweisbar besser für hegemoniale Demografien und Interessen als für Menschen mit marginalisierten Anfragen und Interessen (ebd.). Personen werden durch diese Mechanismen auf eine Weise durch Suchmaschinen rassifiziert, die vorher nicht möglich war (Friedman und Nissenbaum 1996, 340–342). Diese Rassifizierung beruht auf der Herstellung eines Markers, eines angenommen Proxys für *Race*, in diesem Fall in Form von rassifizierten, hier *schwarz* oder *weiß* gelesenen Namen, die kulturell spezifisch ist. Der Gebrauch, bewusst oder nicht, eines existierenden rassistischen Bias in den USA steigert offenbar die Klickzahl. Dessen Reproduktion liegt damit ebenso in

Googles ökonomischem Interesse wie das automatisierte Nachverfolgen von Suchanfragen und Klicks auf Anzeigen.

### 3.2 Patente als Grundlage von Rassifizierung

Ein weiteres wichtiges und bisher wenig untersuchtes Einfallstor für Rassismus sind Softwarepatente. Anhand dieser lässt sich nachvollziehen, welche Kategorien nicht nur durch das Training an Daten in die Software eingeschrieben sind, sondern explizit schon als Vorannahme in das Patent. Tiffany Nichols (2022, 102–125) zeigt, wie sich auf der Ebene von Patenten die Erzählung von neutraler Technik und neutralem Recht wiederholt, während man gleichzeitig über Proxys die Klassifikation von Nutzer\*innen verschiedener Technologien in rassifizierte Kategorien rechtlich als intellektuelles Eigentum zu schützen versucht. Der Grund für die Patentierung rassifizierender Software und die Nutzung rassifizierender Kategorien im Patent ist, dass angenommen wird, Menschen mit verschiedenen ethnischen Hintergründen oder eben *Race* würden sich auch für Verschiedenes interessieren und verschieden verhalten.

Bei dem untersuchten Patent handelt es sich erneut um Software, die dazu genutzt werden soll, Werbung gezielt an Personengruppen heranzutragen, für die selbige vermeintlich besonders relevant ist. Ähnlich zeigen Firmen wie Facebook (Meta) und Google bestimmte Stellenausschreibungen automatisch nur ausgewählten Personengruppen an, um möglichst viel an den geschalteten Anzeigen zu verdienen.

Nichols geht es darum nachzuweisen, dass Patente ein zentraler Bestandteil der Prozesse sind, durch die Personen kategorisiert und diese Kategorisierungen darüber hinaus durch das Patent haltbar gemacht und abgesichert werden (ebd.). Damit liefern sie nicht einfach eine Beschreibung der Technologie, sondern tragen aktiv zur Rassifizierung oder Zuschreibung von *Gender* bei. Nichols zeigt, dass die Grundlage für die Kategorisierung häufig eine vereinfachte Wiedergabe der Kategorien ist, die der US-Zensus benutzt. Zum Teil werden Korrelationen auch einfach behauptet. So weisen Ingenieure

bei Netsuite in Patent Nr. 10,430,859 dem Namen »Lee« eine hundertprozentige Korrelation mit der ebenfalls von ihnen gesetzten »chinesisch-asiatischen« Ethnie zu (Nichols 2022, 112–113). Beide Annahmen sind problematisch: Erstens muss nicht jede Person, die Lee heißt, auch der »chinesisch-asiatischen« Ethnie angehören (ebd.), zweitens leben in China verschiedene Völker, sodass die Setzung einer »dominanten« Ethnie die Zugehörigkeit anderer Gruppen infrage stellt (ebd.).

Hier wird die fragwürdige Vorannahme einer Korrelation zwischen Nachname und Ethnie zu einem bestimmenden Faktor für erstens die Klassifizierung einer Person als Mitglied einer bestimmten Ethnie, aber zweitens auch dafür, wie der Person Inhalte angezeigt werden. Die implizite Annahme, man könne von Ethnie auf Verhalten schließen und umgekehrt, hat letztlich wieder eine Einschränkung der Möglichkeiten dieser Personen zur Folge (ebd.). Diese Annahmen ebenso wie das Profitinteresse, das hinter ihrer technischen Implementierung steckt, beeinflussen wiederum die Daten, die durch sie mit hervorgebracht werden – eine Rückkopplungsschleife setzt ein. Nichols zeigt, wie rassifizierende Kategorisierungen aus beispielsweise dem US-amerikanischen Zensus übernommen und für kommerzielle Zwecke nutzbar gemacht werden. Dabei verändern sich auch die Kategorien, zum einen vor dem Hintergrund von Profitinteressen und zum anderen vor dem Hintergrund der Neusetzung von rassifizierenden Kriterien in der Technik, die neue rassifizierte Daten erzeugen können. Aus diesem Prozess ergeben sich schließlich auch neue Gruppen: diejenigen, die eine Anzeige sehen, weil auf Grundlage statistischer Vorhersagen angenommen wird, dass sie diese wahrscheinlicher anklicken, und diejenigen, die sie nicht sehen können.

Dabei sind die rassistischen Annahmen für die kategorisierten Personen, die schließlich andere Anzeigen, Suchergebnisse und sogar Webseiten sehen, deren Wahrnehmung also durch die Kategorisierung geprägt wird, eben nicht offensichtlich. Darüber hinaus bleibt unklar, wie genau und anhand welcher Proxys das System die Daten erschließt und auswertet, denn häufig werden Kategorisierungen automatisch aus Daten generiert und nicht explizit in Patente ein-

geschrieben. Trotzdem sind in beiden betrachteten Fällen Profitinteressen die Grundlage für die rassifizierende Kategorisierung. Das bedeutet, rassifizierende Kategorien lassen sich geldbringend verwerten und werden hierfür immer wieder von Firmen automatisch erzeugt. Dabei zitieren sie selbstverständlich die Herrschaftsverhältnisse, aus denen diese hervorgehen (Butler 1993, 90–95; Matzner 2016, 205–210). Gleichzeitig sind die Daten in ihrer Nutzung durch die Firmen immer schon Ausdruck dieses Interesses und eben nie objektive Repräsentationen einer Tatsache. Sie erzeugen im Gegenteil Reaktionen, Möglichkeiten und sogar Gruppen neu. Trotzdem erscheinen Daten und wie beispielsweise Daten über Namen kategorisiert und mit anderen Daten in Verbindung gebracht werden auch in Patenten als neutral unabhängig davon, wie arbiträr diese Setzungen eigentlich sind (Nichols 2022, 109–113).

#### 4 Legitimation: Objektivität, der Traum von der *God's Eye View* und der Zwang zur Akkumulation

Der Diskurs um Big Data und den damit verbundenen Fortschritt in der Tech-Industrie beruht auf der Vorstellung, dass irgendwann eine vollständige und objektive Sicht der Welt auf Grundlage von immer mehr Daten oder auf diese Weise erfassbarer Phänomene möglich sein wird (Beer 2016, 10). Darin implizit ist die Idee, dass sich (fast) alles sinnvoll als auswertbares Datum oder Aggregat mehrerer solcher begreifen lässt (vgl. Mayer-Schönberger und Cukier 2013, 13–18, 90–93). Eine *God's Eye View* inklusive des aus ihr resultierenden gesellschaftlichen Wandels schien zumindest aus Sicht der Verfechter\*innen von Big Data in den Jahren zwischen 2008 und 2019 greifbar nah (Anderson 2008; Pentland 2009, 7–9; Pentland 2014, 12–20; vgl. auch Leonelli 2020). Die zentrale Bedingung dieser politischen Imagination ist das Einfangen der gesamten Wirklichkeit in Form von digitalen Daten, auf deren Grundlage Vorhersagen möglich werden (vgl. D'Ignazio und Klein 2020, 82–85). Wie eine Ingenieurin bei Google Maps im Jahr 2015 feststellte: »Das Beängstigende daran, die Welt zu kartographieren, ist, dass man nie aufhören kann. Die Welt

verändert sich dauernd« (Ginn 2015).<sup>6</sup> Folglich müssen kontinuierlich Daten hergestellt und ausgewertet werden, um stets ein aktuelles Bild der Welt zu haben. Um diesen Traum einer kompletten Echtzeitdarstellung der Welt überhaupt träumen zu können, braucht es die Vorstellung von Daten, die einfach entstehen, sich vom Phänomen einfach ablesen lassen. Wie ich oben, wenn auch nur in Ansätzen, gezeigt habe, sind Daten in Big Data aber nicht neutral, sondern Ausdruck vielfach vermittelter medialer Prozesse, menschlicher Vorannahmen, Interpretation und ihres Nutzungszusammenhangs.

Bei Viktor Mayer-Schönberger, einem Mitglied des Digitalrats der Bundesregierung, und Kenneth Cukier ist zu lesen, Big Data werde es bald erlauben, alle relevanten Daten über ein Phänomen zu erfassen (Mayer-Schönberger und Cukier 2013, 28). Auch dieser Aussage geht die Vorstellung einer Neutralität und objektiven Repräsentationskraft voraus, sodass man annehmen müsste, mehr Daten ermöglichen notwendigerweise exaktere Vorhersagen (ebd., 90–93). Die Herstellung und Auswertung von Daten wird hier als neutral und eben nicht als durch staatliche oder Firmeninteressen geformt begriffen (ebd., 12–15). Gleichzeitig nimmt man die Idee, dass es nicht nur möglich, sondern fast nötig sei, die Welt als riesige Sammlung von Daten zu erfassen, entweder als einfache Konsequenz neuer technischer Möglichkeiten hin oder betrachtet sie als Grundlage für »Fortschritt«, wobei damit primär die Steigerung von Produktivität gemeint ist (Mayer-Schönberger und Cukier 2013). Infolge werden die Objektivität und Neutralität von Big Data oder Technik nicht infrage gestellt, sondern propagiert (vgl. ebd., 13–16; Schmidt und Cohen 2013, 69–73; Pentland 2014, 12–24). Diese Vorstellungen schließen an den Glauben an ein autonomes Individuum, das in diverse Netzwerke sowie den Markt eingebettet ist, aber sich unabhängig in ihnen bewegt, an (vgl. Pentland 2013, 15–20; Mayer-Schönberger und Cukier 2013, 14–20).

Die Akkumulation von immer größeren Mengen an Daten bildet also die Grundlage einer Idee von Fortschritt, die besonders auf Ef-

---

6 Im Original: »The scary thing about mapping the world is that you cannot ever stop. The world is ever-changing.«

fizienzsteigerung in Form von akkuraten Prognosen zur Verminderung von »Reibung« auf dem Markt oder auf schlichte Kontrollmaximierung hinausläuft. Wenn alles vorhersagbar wird, müssen wir nicht wissen, warum Dinge geschehen oder wie, sondern können dank stochastischer Regelmäßigkeiten mit ruhiger Gewissheit jederzeit in Prozesse eingreifen, um die Produktivität zu erhöhen (Mayer-Schönberger und Cukier 2013, 28–35; Pentland 2014, 12–15).

Gleichzeitig zeigt sich schon in den Texten selbst, an wen sie sich richten, nämlich in erster Linie an ein wirtschaftlich gut situiertes Publikum im globalen Norden ebenso wie an Politiker\*innen. Dabei wird eine Teilung der Welt entlang ökonomischer Linien in Kauf genommen, ungeachtet der häufig geäußerten Behauptung, die Ungleichheiten würden sich nach ersten Verschärfungen wieder ausgleichen. Trotzdem liest man bei Schmidt und Cohen (2013, 34) beispielsweise folgende Empfehlung:

»[...] turn on your holograph box and [...] spend some time on a beach in the Maldives. Worried your kids are becoming spoiled? Have them spend some time wandering around the Dharavi slum in Mumbai. [...] Purchase a holographic pass for a reasonable price and watch the women's gymnastics team compete right in front of you, live.«

Ein westlicher und vielleicht auch männlicher Blick ist oft schon in der Weise angelegt, wie Technologien überhaupt entworfen und vorgestellt werden; ausgeblendet bleiben dabei die Rechte von Menschen besonders im globalen Süden, hier stellvertretend repräsentiert durch die Bewohner\*innen Mumbais, sodass sich schon auf diskursiver Ebene klar koloniale Denkweisen ebenso wie Rassismus und Sexismus fortsetzen.

## 5 Konklusion

Der Beitrag hat gezeigt, inwiefern die Vorstellung objektiver und repräsentativer Daten, die Phänomene vermeintlich akkurat darstellen, sowohl dem Diskurs um Big Data als auch unserer alltäglichen Nutzung von Anwendungen wie Suchmaschinen oder vermeintlich intel-



ligenten Apps zugrunde liegt. Der Einsatz datenbasierter KIs hängt von dieser Konzeption ab, ebenso wie die Idee, dass es möglich sei, Daten einfach als Ressource nutzbar zu machen. Die Idee, Daten könnten als direkte Repräsentation von Welt genutzt und deshalb problemlos für die Entwicklung von sogenannten Künstlichen Intelligenzen oder zur Kategorisierung von Menschen verwendet werden, liegt der Akkumulation von Daten durch große Technologiekonzerne zugrunde.

Des Weiteren stellt diese Vorstellung von Daten und KIs auch einen Anreiz dar, Technologien zu bauen, die scheinbar als Nebeneffekt wieder Daten erzeugen. Diese Akkumulationsprozesse verlaufen jedoch entlang bekannter Herrschafts- und Unterdrückungsstrukturen, die durch Produktion und Nutzung von Daten auf neue Weisen reproduziert werden, häufig um Unterdrückungsstrukturen ökonomisch zu nutzen. Oft werden innerhalb dieser Prozesse, weil die größten Konzerne meist in den USA sind, Kategorien, die zur Verwertung von Daten genutzt werden, aus dem US-amerikanischen in andere Kontexte übertragen, sodass rassifizierte Kategorien und Formen von Unterdrückung nicht nur reproduziert werden, sondern sich potenziell qualitativ verändern. Dabei gehen Daten nicht einfach aus Dingen hervor, sondern sind häufig das Ergebnis eines profitorientierten Herstellungsprozesses; sie repräsentieren mithin keine Phänomene, sondern werden genutzt, um diese zu erzeugen. Der Beitrag sollte zeigen, wie Daten erzeugt und kategorisiert werden, um rassifizierte Kategorisierungen und Rassismus für die Industrie verwertbar machen. In diesem Verwertungsprozess, so habe ich argumentiert, werden gleichzeitig rassifizierte Subjekte und Gruppen neu geschaffen.

## Literatur

- Amoore, Louise. 2023. Machine Learning Political Orders. In: *Review of International Studies* 49 (1): 20–36. <https://doi.org/10.1017/S0260210522000031>.
- Anderson, Chris. 2008. The End of Theory: The Data Deluge Makes the Scientific Method Obsolete. *Wired Magazine* vom 23.06.2008. <https://www.wired.com/2008/06/pb-theory/>. Zugegriffen: 21.05.2023.
- Andrews, Mel. 2023. The Immortal Science of ML: Machine Learning & the Theory-Free Ideal. Preprint June 2023. <http://dx.doi.org/10.13140/RG.2.2.28311.75685>.

- Baldwin, James. 1998 [1972]. No Name in the Street. In: *Collected Essays*, herausgegeben von Toni Morrison, 265–412. New York: Library of America.
- Baker, C. Edwin. 2002. *Media, Markets and Democracy*. Cambridge: Cambridge University Press.
- Barocas, Solon, Sophie Hood und Malte Ziewitz. 2013. Governing Algorithms: A Provocation Piece. *Social Science Research Network* vom 08.04.2013. <https://dx.doi.org/10.2139/ssrn.2245322>.
- Beer, David. 2016. *Metric Power*. London: Palgrave Macmillan.
- Bender, Emily, Timnit Gebru, Angelina McMillan-Major und Shmargaret Shmittchell. 2021. On the Dangers of Stochastic Parrots: Can Language Models Be Too Big? *Proceedings of the 2021 ACM Conference on Fairness, Accountability, and Transparency*: 610–623.
- Benjamin, Ruha. 2019. *Race after Technology: Abolitionist Tools for the new Jim Code*. New York: Polity.
- Brock, André. 2022. Beyond the Pale: The Blackbird Web Browser's Critical Reception. In: *Abstractions and Embodiments. New Histories of Computer and Society*, herausgegeben von Janet Abbate und Stephanie Dick, 60–83. Baltimore: Johns Hopkins University Press.
- Browne, Simone. 2015. *Dark matters: On the Surveillance of Blackness*. Durham: Duke University Press.
- Butler, Judith. 1993. *Bodies that Matter: On the Discursive Limits of Sex*. New York: Routledge.
- Crawford, Kate. 2021. *The Atlas of AI: Power, Politics, and the Planetary Costs of Artificial Intelligence*. New Haven: Yale University Press.
- Collington, Rosie. 2019. Digital Public Assets: Rethinking Value and Ownership of Public Sector Data in the Platform Age. *Common Wealth* vom 01.11.2019. <https://www.common-wealth.co.uk/publications/digital-public-assets-rethinking-value-access-and-control-of-public-sector-data-in-the-platform-age>. Zugegriffen: 28.03.2023.
- Derrida, Jacques. 1988. Signatur Ereignis Kontext. In: *Randgänge der Philosophie*, von Jacques Derrida, herausgegeben von Peter Engelmann, 2. Auflage, 325–352. Wien: Passagen.
- Dick, Stephanie. 2015. *After-math: (Re) configuring Minds, Proof, and Computing in the Postwar United States*. PhD Thesis. Harvard University.
- D'Ignazio, Katherine, und Lauren F. Klein. 2020. *Data Feminism*. Cambridge (MA): MIT Press.
- Doddington, George R. 1980. Whither Speech Recognition? In: *Trends in Speech Recognition*, herausgegeben von Wayne A. Lea, 83–85. Englewood Cliffs: Prentice Hall.
- Erbach, Kurt, Benedict Kenyah-Dampsey, Leda Berio, Daniel James und Esther Seyfarth. 2023. A comparative corpus study of race and Rasse. In: *Applied Corpus Linguistics* 3 (1). <https://doi-org.ezp.lib.cam.ac.uk/10.1016/j.acorp.2023.100044>.
- Eubanks, Virginia. 2018. *Automating Inequality: How High-Tech Tools Profile, Police, and Punish the Poor*. New York: St. Martin's Press.

- Friedman, Batya, und Helen Nissenbaum. 1996. Bias in computer systems. In: *ACM Transactions on Information Systems* 14 (3): 330–347.
- Gebru, Timnit. 2023. Don't Fall for the AI Hype. In: Paris Marx (Moderator\*in), *Tech Won't Save Us* vom 19.01.2023. [https://www.techwontsave.us/episode/151\\_dont\\_fall\\_for\\_the\\_ai\\_hype\\_w\\_timnit\\_gebru/](https://www.techwontsave.us/episode/151_dont_fall_for_the_ai_hype_w_timnit_gebru/). Zugegriffen: 06.02.2022.
- Gerstner, Brad. 2022. Time to Get Fit – an Open Letter from Altimeter to Mark Zuckerberg (and the Meta Board of Directors). <https://medium.com/@alt.cap/time-to-get-fit-an-open-letter-from-altimeter-to-mark-zuckerberg-and-the-meta-board-of-392d94e80a18>. Zugegriffen: 29.03.2023.
- Gitelman, Lisa (Hrsg.). 2013. *Raw Data is an Oxymoron*. Cambridge (MA): MIT Press.
- Gray, Mary L., und Siddharth Suri. 2019. *Ghost Work: How to Stop Silicon Valley from Building a New Global Underclass*. Boston, New York: Houghton Mifflin Harcourt.
- Hao, Karen. 2019. Facebooks ad-serving algorithm discriminates by gender and race. *MIT Technology Review* vom 05.04.2019. <https://www.technologyreview.com/2019/04/05/1175/facebook-algorithm-discriminates-ai-bias/>. Zugegriffen: 31.03.2023.
- Jelinek, Frederick. 2009. The Dawn of Statistical ASR and MT. ACL Lifetime Achievement Award Speech. *Computational Linguistics* 35 (4): 482–494.
- Leonelli, Sabina. 2020. Scientific Research and Big Data. *Stanford Encyclopedia of Philosophy* (Sommer 2020), herausgegeben von Edward N. Zalta. <https://plato.stanford.edu/archives/sum2020/entries/science-big-data/>. Zugegriffen: 30.03.2023.
- Leonelli, Sabina, und Niccolò Tempini. 2020. *Data Journeys in the Sciences*. Heidelberg: Springer Nature.
- Li, Xiaochang. 2017. *Divination Engines. A Media History of Text Prediction*. PhD Thesis. New York University.
- Matzner, Tobias. 2016. Beyond Data as Representation: The Performativity of Big Data in Surveillance. *Surveillance & Society* 14 (2): 197–210.
- Matzner, Tobias. 2022. Algorithms as complementary abstractions. *New Media & Society*. <https://doi.org/10.1177/14614448221078604>.
- Marx, Karl. 1962 [1867, 1890]. *Das Kapital. Kritik der politischen Ökonomie. Erster Band*. Marx-Engels-Werke (MEW), Bd. 23. Berlin (DDR): Dietz.
- Mayer-Schönberger, Viktor, und Kenneth Cukier. 2013. *Big Data: A Revolution That Will Transform How We Live, Work and Think*. London: John Murray.
- Menke, Christoph. 2015. *Kritik der Rechte*. Frankfurt am Main: Suhrkamp.
- Nichols, Tiffany. 2022. Patenting Automation of Race and Ethnicity Classifications: Protecting Neutral Technology or Disparate Treatment by Proxy? In: *Abstractions and Embodiments. New Histories of Computer and Society*, herausgegeben von Janet Abbate und Stephanie Dick, 102–125. Baltimore: Johns Hopkins University Press.
- Noble, Safiya Umoja. 2018. *Algorithms of Oppression. How Search Engines Reinforce Racism*. New York: NYU Press.
- Norvig, Peter, und Anand Rajaraman. 1998. Virtual database technology: Transforming the Internet into a Database. In: *IEEE Internet Computing* 2 (4): 55–58.
- Pentland, Alex. 2009. *Honest Signals*. Cambridge (MA): MIT Press.

- Pentland, Alex. 2014. *Social Physics. How Good Ideas Spread – The Lessons from a New Science*. New York: Penguin Press.
- Pieraccini, Roberto. 2012. *The Voice in the Machine: Building Computers that Understand Speech*. Cambridge (MA): MIT Press.
- Rikap, Cecilia. 2023. Capitalism as Usual? Implications of Digital Intellectual Monopolies. *New Left Review* 139: 145–160. <https://newleftreview.org/issues/iii139/articles/capitalism-as-usual>. Zugegriffen: 02.04.2023.
- Roberts, Dorothy. 2011. *Fatal Invention: How Science, Politics, and Big Business Recreate Race in the Twenty-first Century*. New York: The New Press.
- Robinson, Cedric J. 1995 [1982]. *Black Marxism. The Making of the Black Radical Tradition*. 3., aktualisierte und erweiterte Auflage, Chapel Hill: UNC Press.
- Rosenberg, Daniel 2018. Data as Word. *Historical Studies in the Natural Sciences* 48 (5): 557–567.
- Rosenberg, Daniel. 2013. Data before the Fact. In: »Raw Data« Is an Oxymoron, herausgegeben von Lisa Gitelman, 15–40. Cambridge (MA): MIT Press.
- Schmidt, Eric, und Jared Cohen. 2013. *The New Digital Age: Reshaping the Future of People, Nations and Business*. London: John Murray.
- Sweeney, Latanya. 2013. Discrimination in Online Ad Delivery. *Communications of the ACM* 56 (5): 44–54.
- Sweeney, Latanya, 2020. AI in Enterprise. In: Karim Lakhani (Moderator), *Laboratory for Innovation Science at Harvard* vom 17.09.2020. <https://www.youtube.com/watch?v=M-n7RDgjuXI>. Zugegriffen: 31.03.2023.
- Tsetsi, Eric, und Stephen A. Rains. 2017. Smartphone Internet access and use: Extending the digital divide and usage gap. *Mobile Media & Communication* 5 (3): 239–255.
- Zuboff, Shoshana. 2015. Big Other: Surveillance Capitalism and the Prospects of an Information Civilization. In: *Journal of Information Technology* 30 (1): 75–89.
- Zuboff, Shoshana. 2019. *The Age of Surveillance Capitalism: The Fight for a Human Future at the New Frontier of Power*. London: Profile Books.

## Open Access

Dieser Beitrag erscheint unter der Creative-Commons-Lizenz CC BY 4.0: <https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>.