

Einsatz datengetriebener Produkt- und Preisdifferenzierungen und Folgen für den Sozialstaat: Kurzexpertise

Bertschek, Irene; Bonin, Holger; Janßen, Rebecca; Wenzel, Tobias; Klump, Sebastian

Veröffentlichungsversion / Published Version

Forschungsbericht / research report

Zur Verfügung gestellt in Kooperation mit / provided in cooperation with:

Bundesministerium für Arbeit und Soziales

Empfohlene Zitierung / Suggested Citation:

Bertschek, I., Bonin, H., Janßen, R., Wenzel, T., & Klump, S. (2021). *Einsatz datengetriebener Produkt- und Preisdifferenzierungen und Folgen für den Sozialstaat: Kurzexpertise*. (Forschungsbericht / Bundesministerium für Arbeit und Soziales, FB579). Berlin: Bundesministerium für Arbeit und Soziales; Zentrum für Europäische Wirtschaftsforschung (ZEW) GmbH. <https://nbn-resolving.org/urn:nbn:de:0168-ssoar-75703-2>

Nutzungsbedingungen:

Dieser Text wird unter einer Deposit-Lizenz (Keine Weiterverbreitung - keine Bearbeitung) zur Verfügung gestellt. Gewährt wird ein nicht exklusives, nicht übertragbares, persönliches und beschränktes Recht auf Nutzung dieses Dokuments. Dieses Dokument ist ausschließlich für den persönlichen, nicht-kommerziellen Gebrauch bestimmt. Auf sämtlichen Kopien dieses Dokuments müssen alle Urheberrechtshinweise und sonstigen Hinweise auf gesetzlichen Schutz beibehalten werden. Sie dürfen dieses Dokument nicht in irgendeiner Weise abändern, noch dürfen Sie dieses Dokument für öffentliche oder kommerzielle Zwecke vervielfältigen, öffentlich ausstellen, aufführen, vertreiben oder anderweitig nutzen.

Mit der Verwendung dieses Dokuments erkennen Sie die Nutzungsbedingungen an.

Terms of use:

This document is made available under Deposit Licence (No Redistribution - no modifications). We grant a non-exclusive, non-transferable, individual and limited right to using this document. This document is solely intended for your personal, non-commercial use. All of the copies of this documents must retain all copyright information and other information regarding legal protection. You are not allowed to alter this document in any way, to copy it for public or commercial purposes, to exhibit the document in public, to perform, distribute or otherwise use the document in public.

By using this particular document, you accept the above-stated conditions of use.



FORSCHUNGSBERICHT

579

Einsatz datengetriebener Produkt- und Preisdifferenzierungen und Folgen für den Sozialstaat

– Kurzexpertise –

Kurzexpertise

Einsatz datengetriebener Produkt- und Preisdifferenzierungen und Folgen für den Sozialstaat

Irene Bertschek (ZEW)

Holger Bonin (IZA)

Rebecca Janßen (ZEW)

Tobias Wenzel (ZEW)

unter Mitarbeit von:

Sebastian Klump (ZEW)

Mai 2021

Erstellt im Auftrag des Bundesministeriums für Arbeit und Soziales.

Die Durchführung der Untersuchungen sowie die Schlussfolgerungen aus den Untersuchungen sind von den Auftragnehmern in eigener wissenschaftlicher Verantwortung vorgenommen worden. Das Bundesministerium für Arbeit und Soziales übernimmt insbesondere keine Gewähr für die Richtigkeit, Genauigkeit und Vollständigkeit der Untersuchungen.

Kurzbeschreibung

Die zunehmende Verfügbarkeit von Daten und Algorithmen ermöglicht es Unternehmen, Preise und Produkte dynamisch über die Zeit oder zwischen einzelnen Verbraucherinnen und Verbrauchern stärker zu differenzieren. Solche Differenzierungen könnten sowohl positive als auch negative Wohlfahrts- und Verteilungseffekte auslösen. Diese Expertise fasst die Theorie daten- oder algorithmenbasierter Preis- und Produktdifferenzierungen sowie die vorhandene Evidenz zu deren Verbreitung und Effekten in den Bereichen Online-Plattformen, Kreditvergabe und Versicherungen zusammen. Sie zeigt sich daraus möglicherweise ergebende sozialpolitische Handlungsbedarfe auf. Jedoch bestehen noch erhebliche Erkenntnislücken, vor allem was die Betroffenheit und Folgen von individueller Preisdifferenzierung für die Verbraucherinnen und Verbraucher betrifft. Daher muss für eine zielführende Politikgestaltung die Forschung zu dieser Thematik weiter vorangetrieben werden.

Abstract

Increased availability of data and algorithms allows enterprises to differentiate their prices and products, dynamically or between individual consumers, more precisely than in the past. This development may yield positive or negative results as regards social welfare and inequality. The study summarizes the theory of data- or algorithm-based price and product differentiation, and the current evidence concerning their use and impact in online platform, credit and insurance markets. It shows that concomitant social policy action might be necessary. However, in view of serious evidence gaps, in particular with respect to the incidence and the impact of individual price differentiation at the consumer level, developing efficient policy requires advancing research on the subject.

Inhaltsverzeichnis

Abkürzungsverzeichnis	6
Zusammenfassung	7
1. Hintergrund und Ausgangslage	9
2. Preisdifferenzierung aus theoretischer Sicht	10
2.1 <i>Formen der Preisdiskriminierung</i>	11
2.2 <i>Wohlfahrts- und Verteilungsaspekte</i>	12
2.3 <i>Fazit</i>	13
3. Personalisierung, Daten und Privatsphäre	14
3.1 <i>Personalisierung und Privatsphäre</i>	14
3.2 <i>Personalisierung und Preisalgorithmen</i>	15
3.3 <i>Fazit</i>	15
4. Preisdiskriminierung und begrenzt-rationale Verbraucherinnen und Verbraucher	16
4.1 <i>Verdeckte Gebühren</i>	16
4.2 <i>Verdeckte Komponenten und Regulierung</i>	17
4.3 <i>Suchkosten und heterogene Verbraucherinnen und Verbraucher</i>	18
4.4 <i>Fazit</i>	19
5. Dissemination und Auswirkungen individueller und dynamischer Preissetzung	20
5.1 <i>Individuelle und dynamische Preissetzung auf Online-Plattformen</i>	20
5.2 <i>Individualisierung der Kreditvergabe</i>	25
5.3 <i>Individualisierte Preissetzung im Versicherungsmarkt</i>	29
6. Schlussfolgerungen	34
6.1 <i>Forschungsbedarfe</i>	36
6.2 <i>Handlungsbedarfe</i>	38
Literaturverzeichnis	40

Abkürzungsverzeichnis

BMAS	Bundesministerium für Arbeit und Soziales
IZA	Forschungsinstitut zur Zukunft der Arbeit
OECD	Organization for Economic Cooperation and Development
ZEW	ZEW – Leibniz-Zentrum für Europäische Wirtschaftsforschung

Zusammenfassung

Die Digitalisierung erleichtert es Unternehmen, Produkte und Preise über die Zeit hinweg sowie individuell zu differenzieren. Theoretisch betrachtet können damit positive Folgen für die Verbraucherinnen und Verbraucher verbunden sein, etwa weil zusätzliche Verbrauchergruppen bedient werden können oder die Konkurrenz zwischen den Unternehmen belebt wird, sodass das allgemeine Preisniveau sinkt oder sich Vertragskonditionen verbessern. Mögliche negative Folgen sind eine Steigerung des Preisniveaus, sich verschlechternde Vertragsbedingungen oder eine Verminderung des Schutzes der Privatsphäre. Gesellschaftlich unerwünschte Verteilungseffekte entstehen, wenn bestimmte Personengruppen, wie zum Beispiel Einkommensschwächere, systematisch mehr Nachteile erleiden.

Grundsätzlich lassen sich dynamische, über die Zeit hinweg veränderliche, sowie individuelle Preis- und Produktdifferenzierungen unterscheiden. Dynamische Differenzierungen betreffen alle Verbraucherinnen und Verbraucher in gleichem Maße, so dass davon ausgehende Verteilungswirkungen tendenziell schwächer ausgeprägt sind.

Kritischer ist eine individuelle Preis- und Produktdifferenzierung, die auf einzelnen von den Unternehmen beobachteten und mit statistischen Verfahren bewerteten persönlichen Daten der Verbraucherinnen und Verbraucher beruht. Dies kann für einzelne Verbraucherinnen und Verbraucher wegen bestimmter Merkmale, wie etwa Einkommen, Geschlecht oder Alter, zu systematisch schlechteren Konditionen führen, die nach gesellschaftlich akzeptierten Gleichbehandlungs- bzw. Antidiskriminierungsgrundsätzen unerwünscht sind. Besonders bedenklich erscheinen individuelle Preis- und Produktdifferenzierungen, die nur auf Naivität oder begrenzt-rationalem Verhalten der Verbraucherinnen und Verbraucher basieren. Da diese Faktoren ungleichmäßig in der Bevölkerung verteilt sind, werden vulnerable Gruppen – etwa Menschen mit schlechterem Bildungsstand oder niedrigerem Einkommen – bei dieser Form der Differenzierung in der Tendenz systematisch stärker belastet.

Aussagekräftige Evidenz zu den Folgen der zunehmenden daten- und algorithmenbasierten Preis- und Produktdifferenzierung auf der Ebene der Verbraucherinnen und Verbraucher liegt bislang nur in beschränktem Ausmaß vor. Daher lässt sich derzeit nur schwer einschätzen, ob die Entwicklung per Saldo zu wirtschaftlichen Verbesserungen führt, wie sich diese Verbesserungen gegebenenfalls in der Bevölkerung verteilen, und wie sich die individuelle und gesellschaftliche Wohlfahrt durch vermehrte Preis- und Produktdifferenzierung verändert. Während eine dynamische Preisdifferenzierung inzwischen technisch und methodisch recht gut nachvollzogen und beurteilt werden kann, existiert mit Bezug auf die Nutzung und die Folgen individueller Preisdifferenzierung weiterer Forschungsbedarf.

Die Diskussion über politische Handlungsoptionen setzt zum einen an einer Reduzierung von Diskriminierungsrisiken an, zum Beispiel durch eine Transparenzpflicht für Unternehmen über die Anwendung und gegebenenfalls Form individueller Preisdifferenzierung. Ein weitere Möglichkeit wäre die Ausweitung des bestehenden Diskriminierungsschutzes, indem die Liste der personenbezogenen Merkmale, die nicht für daten- und algorithmenbasierte Preis- und Produktdifferenzierungen genutzt werden dürfen, verlängert wird. Zum anderen bezieht sich die Diskussion auf einen sozialen Ausgleich für vulnerable Gruppen, die besonders von verschlechterten Vertragskonditionen oder Produktqualitäten betroffen sein könnten.

1. *Hintergrund und Ausgangslage*

Die Digitalisierung von Wirtschaft und Gesellschaft ist Beförderer, aber auch Nutznießer der Erzeugung großer Datenmengen aus verschiedenen Quellen, oftmals in Echtzeit. *Big Data* ermöglichen eine ‚Vermessung‘ von Individuen und deren Aktivitäten. Dies verringert die persönlichen Informationsvorsprünge von Individuen in ihren Rollen als Arbeitnehmerinnen und Arbeitnehmer, Vertragspartnerinnen und Vertragspartner oder Kundinnen und Kunden gegenüber Unternehmen als Arbeit- und Auftraggebern, sowie anderen privaten und öffentlichen Akteuren. Die einzelne Person wird demnach nicht nur berechenbarer. Sie muss auch damit rechnen, dass Entscheidungen ihres Gegenübers – egal, ob diese Vertragsabschlüsse, Kaufvorgänge oder zugestandene Chancen im Persönlichen betreffen – vermehrt auf bis dahin nicht zur Verfügung stehenden oder dem Gegenüber nicht zugänglichen Informationen über sie beruhen.

Während Unternehmen im klassischen Offline-Handel ihre Produkte und Dienstleistungen in der Regel zu vorbestimmten Preisen oder Preisbündeln an die Gesamtheit ihrer Kundinnen und Kunden verkaufen, eröffnen sich durch die Digitalisierung verstärkt Möglichkeiten, Angebote und Preise zu individualisieren. Für Kundinnen und Kunden kann dies einerseits bedeuten, dass sie ein bis dahin nicht dagewesenes Produkt erhalten, das vollständig auf ihre Wünsche und Bedürfnisse zugeschnitten ist. Andererseits kann bestimmten Kundinnen und Kunden ein Dienst aber auch verwehrt oder nur zu einem vergleichsweise sehr hohen Preis angeboten werden. Die Produkt- und Preisdifferenzierung wird durch Digitalisierung erheblich erleichtert. Gleichwohl ist zu berücksichtigen, dass auch in der herkömmlichen Offline-Welt, beispielsweise im Versicherungsmarkt, angebotene Produkte etwa nach Kundencharakteristika oder zu verschiedenen Preiskategorien differenziert werden.

Die Verbreitung datengetriebener Produkt- und Preisdifferenzierung in der Praxis und die davon ausgehenden Wohlfahrts- und Verteilungseffekte sind derzeit bisher noch wenig erforscht. Diese Kurzexpertise bereitet den vorhandenen Erkenntnisstand zu dieser Thematik auf und zeigt die sich daraus gegebenenfalls ergebenden sozialpolitischen Handlungserfordernisse oder Forschungsbedarfe auf. Dabei werden insbesondere die folgenden Fragestellungen adressiert:

- Auf welchen Voraussetzungen basiert die Umsetzung dynamischer und individueller Produkt- und Preisdifferenzierungen?
- In welchem Ausmaß finden diese Differenzierungen in der unternehmerischen Praxis Anwendung?
- Welche Verteilungseffekte können damit verbunden sein?

Ein Ausgangspunkt dieser Untersuchung ist unter anderem ein Arbeitspapier zu den Wohlfahrts- und Verteilungswirkungen personalisierter Preise und Produkte (Jentzsch, 2017). Die Autorin beschreibt darin theoretische Konzepte der Preis- und Produktdiskriminierung, Anknüpfungspunkte zum Thema Datenschutz sowie mögliche Verteilungseffekte. Auch wenn die genauen Konsequenzen je nach Fall unterschiedlich ausfallen, konstatiert sie der Preispersonalisierung in den meisten Fällen eine Erhöhung der sozialen Wohlfahrt insgesamt. Diese kann jedoch mit Verschiebungen und ungewollten Verteilungsergebnissen einhergehen. Bezüglich der Akzeptanz von personalisierten Preisen hält sie fest, dass Konsumentinnen und Konsumenten diese oftmals ablehnen, jedoch gerne Gebrauch davon machen, wenn es zu ihrem eigenen Nutzen ist. Empirische Untersuchungen, die eine großflächige Verbreitung von personalisierten Preisen feststellen, sind jedoch nicht verfügbar. Die vorliegende Kurzexpertise soll daher auch einen Überblick über neuere Arbeiten und in der Zwischenzeit veröffentlichte Untersuchungen geben.

2. *Preisdifferenzierung aus theoretischer Sicht*

Preisdifferenzierung (oder auch Preisdiskriminierung)¹ ist ein weitverbreitetes Phänomen und kann in der Praxis in vielfältiger Art und Weise beobachtet werden. Das Ziel von Preisdifferenzierung ist oftmals die Absicht, Preise zielgenau an verschiedene Verbraucherinnen und Verbraucher anzupassen, um dadurch unterschiedliche Zahlungsbereitschaften abschöpfen zu können.

Preisdifferenzierung ist kein neues Phänomen, aber es zeigt sich, dass das Thema in den vergangenen Jahren wieder verstärkt in den Fokus getreten ist. Durch technologische Fortschritte und die zunehmende Digitalisierung des Handels stehen Unternehmen Informationen in einem Ausmaß zur Verfügung, wie dies in der Vergangenheit nicht der Fall war (Big Data). Zudem können Unternehmen vorhandene Daten gezielter und systematischer auswerten.

Die theoretische Literatur hat gezeigt, dass das Potenzial zur Gewinnsteigerung durch Preisdifferenzierung sehr groß sein kann. So berechnet beispielsweise Shiller (2020), dass Netflix durch eine Personalisierung der Preissetzung (auf Basis der Internet-Browsing-Historie) seine Gewinne um bis zu 13 Prozent steigern könnte. Insbesondere wird gezeigt, dass das Gewinnsteigerungspotential durch diese Art der Personalisierung deutlich größer ist als bei einer Preisdifferenzierung aufgrund von demographischen Merkmalen. Inwieweit Preisdifferenzierung in digitalen Umgebungen verwendet wird, ist nicht abschließend geklärt. Die aktuell vorhandene Evidenz deutet darauf hin, dass Unternehmen eher zurückhaltend sind.

Verbraucherinnen und Verbraucher haben oftmals eine negative Einstellung gegenüber Preisdifferenzierung und betrachten diese als unfair (Xia et al., 2014). Dies gilt insbesondere dann, wenn die Personalisierung nicht entlang objektiver Gruppenmerkmale (zum Beispiel: Rabatte für Studierende) erfolgt – ein Aspekt, der in Jentzsch (2017) detailliert diskutiert wird. Auch in der Politik und der weiteren Öffentlichkeit wird das Thema der Personalisierung von Preisen, nicht zuletzt aus Gründen des Datenschutzes, kontrovers gesehen. Zudem ist Preisdifferenzierung nur dann durchsetzbar, wenn es keine Arbitragemöglichkeit gibt bzw. Verbraucherinnen und Verbraucher differenzierte Preise nicht umgehen können. Außerhalb des volkswirtschaftlichen Diskurses sind unter dem Begriff Diskriminierung rechtlich sanktionierte (entsprechend des Allgemeinen Gleichbehandlungsgesetzes) oder aus ethischen Gründen unerwünschte Ungleichbehandlungen zu verstehen. Eine zentrale Frage ist demnach, ob eine datengetriebene Preisdifferenzierung (oder Preisdiskriminierung) anhand von Kriterien (wie etwa Alter oder Geschlecht) erfolgt, die eine solche rechtlich sanktionierte oder aus ethischen Gründen unerwünschte Ungleichbehandlung impliziert.

Technologische Veränderungen sprechen dafür, dass auch die Umgehung der Personalisierung einfacher geworden ist. So bieten beispielsweise Suchmaschinen und Preisvergleichsportale Verbraucherinnen und Verbrauchern die Möglichkeit, sich über die angebotenen Preise einen besseren Überblick zu verschaffen und damit höhere Preise zu vermeiden. Auf der anderen Seite ist es durch die Digitalisierung für Verbraucherinnen und Verbraucher auch einfacher geworden, selbst zum Anbieter zu werden. Sie können dann die Arbitragemöglichkeiten, die durch Preisdifferenzierung entstehen, ausnutzen und Produkte auf digitalen Plattformen (zum Beispiel: ebay, amazon marketplace) weiterverkaufen und somit die Durchsetzung personalisierter Preise erschweren oder verhindern. Die verbesserte Informationslage von Verbraucherinnen und Verbrauchern sowie

¹ In der ökonomischen Fachliteratur (siehe etwa Jentzsch, 2017) – wie auch in diesem Bericht – werden die Begriffe Preisdifferenzierung und Preisdiskriminierung synonym verwendet. Insbesondere wird der Begriff Preisdiskriminierung wertneutral verwendet und impliziert keine Beurteilung aus einer rechtlichen (entsprechend des Allgemeinen Gleichbehandlungsgesetzes) oder ethischen Perspektive.

Preisdifferenzierung aus theoretischer Sicht

vereinfachte Möglichkeiten des Weiterkaufs könnten daher zur Zurückhaltung bzgl. der Preispersonalisierung im Online-Handel beitragen.

Im Folgenden wird ein Überblick über den aktuellen theoretischen Forschungsstand gegeben. Der Fokus liegt dabei auf Verteilungseffekten zwischen Verbraucherinnen und Verbrauchern auf der einen und Unternehmen auf der anderen Seite als auch auf Verteilungseffekten zwischen verschiedenen Verbrauchergruppen.

2.1 Formen der Preisdiskriminierung

Die ökonomische Literatur unterscheidet verschiedene Arten der Preisdiskriminierung in Abhängigkeit von den Informationen, die über Individuen zur Verfügung stehen. Die Literatur unterscheidet typischerweise zwischen drei Varianten (Tirole, 1988):

- **Preisdiskriminierung 1. Grades.** Diese Art der Preisdifferenzierung wird auch als perfekte Preisdifferenzierung bezeichnet und erlaubt es Unternehmen durch Personalisierung der Preise, die gesamte Zahlungsbereitschaft eines Kunden abzuschöpfen. Die Preisgestaltung ist also individualisiert und es wird von jeder Kundin oder jedem Kunden ein individualisierter Preis erhoben. In der Vergangenheit spielte diese Art der Preisdifferenzierung eine eher untergeordnete (und vor allem theoretische) Rolle, da die Informationsanforderungen sehr hoch und in der Praxis wohl nur selten erfüllt sind. Durch die zunehmende Digitalisierung und der damit einhergehenden verbesserten Informationslage könnte Preisdiskriminierung 1. Grades jedoch in Zukunft eine stärkere Bedeutung zukommen.
- **Preisdiskriminierung 2. Grades (endogene Sortierung).** Bei dieser Art der Preisgestaltung bieten Unternehmen verschiedene Tarife an und Kundinnen und Kunden sortieren sich selbst in diese Tarife ein. Diese Form der Preisdifferenzierung ist stark verbreitet und kann in der Praxis oft beobachtet werden. Beispiele hierfür sind Loyalitätsprogramme (zum Beispiel: Bahncard), Mengenrabatte oder auch das Anbieten verschiedener Produktvarianten.
- **Preisdiskriminierung 3. Grades (exogene Sortierung).** Im Gegensatz zu endogener Sortierung können Unternehmen in diesem Fall Kundinnen und Kunden aufgrund beobachtbarer Merkmale bestimmten Kundengruppen zuordnen und diesen dann unterschiedliche Tarife anbieten. Auch diese Form der Differenzierung ist weit verbreitet und Rabatte für bestimmte Kundengruppen (beispielsweise Rabatte für Senioren oder Studierende) fallen in diese Kategorie. Im Vergleich zur Preisdiskriminierung 1. Grades sind die Informationsanforderungen geringer, da die Preisgestaltung gruppenbezogen ist und nicht individualisiert. Je feiner die Sortierung in verschiedene Kundenkategorien jedoch erfolgt, umso mehr nähert sich die Preisdiskriminierung 3. Grades an perfekte Preisdiskriminierung an.

2.2 Wohlfahrts- und Verteilungsaspekte

Es gibt eine sehr umfangreiche theoretische Literatur zu Wohlfahrts- und Verteilungseffekten, die durch Preisdifferenzierung ausgelöst werden. Diese Literatur wird beispielsweise in den Überblicksartikeln von Armstrong (2006) und Stole (2007) dargestellt. Sie zeigt, dass Preisdiskriminierung sowohl Vorteile als auch Nachteile bietet. Der wichtigste positive Aspekt ist hier, dass Unternehmen durch Preisdifferenzierung zusätzliche Kundinnen und Kunden gewinnen können, ohne die Preise und Margen für bereits bediente Kundengruppen reduzieren zu müssen (Tirole, 1988). Ohne die Möglichkeit der Preisdifferenzierung könnten sich Unternehmen ausschließlich auf Kundengruppen mit einer hohen Zahlungsbereitschaft konzentrieren, sodass Kundengruppen mit einer geringeren Zahlungsbereitschaft nicht bedient werden würden. Preisdifferenzierung ermöglicht, diese Kundengruppen zu einem geringeren Preis zusätzlich zu bedienen. Durch die Ausweitung der bedienten Kundinnen und Kunden führt dieser Effekt zu einer Steigerung der gesamtwirtschaftlichen Wohlfahrt.

Im Extremfall kann diese Art der Preisdifferenzierung sogar zu einer Pareto-Verbesserung aller Beteiligten führen. Wenn die Preisdifferenzierung zu keiner Veränderung der Preise für Kunden mit einer hohen Zahlungsbereitschaft führt, sondern ausschließlich zu zusätzlichem Konsum, so stellen sich die Unternehmen sowie die neue Kundengruppe besser, während bisherige Konsumentinnen und Konsumenten unverändert dastehen.

Die Effekte durch Preisdiskriminierung hängen stark von der Wettbewerbssituation ab. Während ein Unternehmen im Monopol tendenziell seinen Gewinn durch Preisdiskriminierung steigern kann, so ist dies in Wettbewerbssituationen nicht unbedingt der Fall. Die theoretische Literatur hat gezeigt, dass hier positive Wettbewerbseffekte mit Preisdifferenzierung verbunden sein können (Thisse und Vives, 1988; Corts, 1998). Wenn Unternehmen miteinander im Wettbewerb stehen, kann die Möglichkeit zur Personalisierung den Wettbewerb um Verbraucherinnen und Verbraucher verstärken, und zwar in dem Sinne, dass alle Unternehmen gezwungen sind, den Preis (im Vergleich zu Einheitspreisen) zu senken. Dies führt dann zu geringeren Gewinnen für alle Unternehmen.

Aus Sicht der Unternehmen entsteht also die Situation eines Gefangenendilemmas. Aus einer individuellen Perspektive hat jedes Unternehmen den Anreiz, Preise zu personalisieren. Wenn alle Unternehmen jedoch Preise personalisieren, führt dies zu dem - aus Unternehmenssicht - unerwünschten Ergebnis, dass die Gewinne aller beteiligten Unternehmen sinken. Konsumentinnen und Konsumenten profitieren vom gesunkenen Preisniveau. Wenn durch die gesunkenen Preise mehr Verbraucherinnen und Verbraucher bedient werden, führt Preisdifferenzierung hier auch zu einer Erhöhung der Gesamtwohlfahrt.

Auf der anderen Seite können für Konsumentinnen und Konsumenten auch negative Effekte mit Preisdiskriminierung einhergehen. Insbesondere kann Preisdiskriminierung zu starken Verteilungseffekten führen, da die zu zahlenden Preise für einzelne Verbrauchergruppen stark ansteigen können. Solche Effekte sind in der Regel negativ zu bewerten, wenn es sich dabei um vulnerable Verbrauchergruppen handelt. Die Gefahr solcher Verteilungseffekte besteht insbesondere, wenn Unternehmen Preisdifferenzierung nicht nach Präferenzen oder Zahlungsbereitschaft vornehmen, sondern nach Naivität (Heidhues und Köszegi, 2017). Dieser Aspekt wird in Abschnitt 4 genauer betrachtet.

Preisdiskriminierung kann unter Umständen auch zu ineffizient verzerrten Qualitätsniveaus führen. Die theoretische Literatur zeigt, dass, um verschiedene Verbrauchergruppen zu segmentieren, Unternehmen einen Anreiz haben können, zu geringe Qualitätsniveaus anzubieten (Deneckere und McAfee, 1996). Zum Beispiel könnten Unternehmen die Qualität von Produkten für Verbraucherinnen und Verbraucher mit einer geringen Zahlungsbereitschaft übermäßig absenken. Dies erlaubt den Unternehmen, Produkte mit einer höheren Qualität zu höheren Preisen an Verbrauchergruppen mit einer höheren Zahlungsbereitschaft zu verkaufen, ohne dass diese

Preisdifferenzierung aus theoretischer Sicht

Verbrauchergruppen einen Anreiz hätten, das Produkt mit einer geringeren Qualität zu erwerben. Dies ist eine Form von Preisdifferenzierung 2. Grades, bei der sich Verbraucher selbst in die verschiedenen Tarife – hier die unterschiedlichen Qualitätsniveaus - sortieren. In diesem Fall kann dies zu gesamtwirtschaftlichen Wohlfahrtsverlusten beitragen, da einzelnen Verbrauchergruppen übermäßig geringe Qualitätsniveaus angeboten werden.

2.3 Fazit

Preisdiskriminierung kann aus gesamtgesellschaftlicher Perspektive sowohl Vorteile als auch Nachteile bieten. Mögliche Vorteile sind positive Wohlfahrtseffekte durch zusätzlich bediente Verbrauchergruppen als auch durch eine Intensivierung des Wettbewerbs zwischen Unternehmen. Negative Effekte sind mögliche starke Verteilungseffekte durch Preissteigerungen für einzelne Verbrauchergruppen (insbesondere vulnerable Verbrauchergruppen) sowie eine mögliche höhere Belastung für Verbraucherinnen und Verbraucher zugunsten von Unternehmen. Um Märkte effektiv zu segmentieren, können Unternehmen auch einen Anreiz haben, eine zu geringe Produktqualität anzubieten.

3. Personalisierung, Daten und Privatsphäre

Die Möglichkeit Preise effektiv zu personalisieren, erfordert genaue Kenntnisse und Daten über Verbrauchercharakteristika. Die Personalisierung von Preisen steht damit Aspekten des Datenschutzes und dem Schutz der Privatsphäre oftmals entgegen (Acquisti et al., 2016). Darüber hinaus erfordert die Personalisierung von Preisen die technischen Fähigkeiten, vorhandene Daten gezielt auszuwerten und verwertbar zu machen. In beiden Bereichen sind die technologischen Möglichkeiten in den letzten Jahren stark vorangeschritten. Auf der Grundlage theoretischer Literatur werden die damit einhergehenden Einsatzmöglichkeiten im Folgenden insbesondere im Hinblick auf die Verteilungseffekte durch Preisdifferenzierung genauer betrachtet.

3.1 Personalisierung und Privatsphäre

Die neuere Literatur zeigt, dass Preisdiskriminierung selbst in Monopolmärkten nicht notwendigerweise nachteilig für Verbraucherinnen und Verbraucher sein muss, wenn Informationen nicht nur genutzt werden können, um Preise zu personalisieren, sondern auch um Interessierten passende Produktvarianten zu empfehlen bzw. Produkte zu individualisieren (siehe etwa Ichihashi, 2020).

Dazu betrachtet Ichihashi (2020) einen Markt, in dem ein Monopolist verschiedene Produktvarianten anbietet. Da die Produkte komplex sind, kann der Verbraucher nicht die optimale Produktvariante identifizieren. Persönliche Daten können vom Monopolisten sowohl zur Preisdiskriminierung als auch zur Identifikation der passenden Produktvariante genutzt werden. Verbraucherinnen und Verbraucher können hingegen beeinflussen, in welchem Ausmaß das Unternehmen persönliche Daten verwenden kann. In der Praxis können Internetnutzerinnen und -nutzer beispielsweise Cookies ablehnen oder löschen, um dem Unternehmen keine oder zumindest weniger Daten zur Verfügung zu stellen. Wenn Daten ausschließlich zur Identifikation der passenden Produktvariante (aber nicht zur Personalisierung von Preisen) genutzt werden, haben Verbraucherinnen und Verbraucher einen Anreiz, dem Unternehmen persönliche Daten zur Verfügung zu stellen, da dies eine gute Produktempfehlung mit sich bringt. Allerdings sind die vom Monopolisten geforderten Preise in dieser Konstellation in der Regel hoch, da das Unternehmen passende Produkte anbietet und die entsprechende Rente abschöpfen kann. Im Gegensatz dazu haben Konsumentinnen und Konsumenten allerdings einen Anreiz, Daten zurückzuhalten, wenn auch Preise personalisiert werden können. Mit weniger Information kann das Unternehmen nur weniger passende Produktempfehlungen aussprechen und damit auch niedrigere Preise ansetzen. Es zeigt sich, dass dieser Effekt dazu führen kann, dass Verbraucherinnen und Verbraucher trotz des geringeren Produktfits von Preisdiskriminierung profitieren können. Dieser Effekt kann auch eine Erklärung dafür bieten, dass Unternehmen in der Praxis Preisdiskriminierung in vielen Märkten nur relativ zögerlich einsetzen.

Wie bereits oben angesprochen kann Preisdifferenzierung zu verstärktem Wettbewerb führen und damit Unternehmensgewinne negativ und Verbraucherrenten positiv beeinflussen (Thisse und Vives, 1988). Neuere Ansätze zeigen jedoch, dass dieser Effekt stark von der Informationsqualität abhängt. In einem Modellansatz, in dem Verbraucherinnen und Verbraucher hinsichtlich mehrerer Dimensionen differenziert sind (beispielsweise nach Ort und Zahlungsbereitschaft), zeigt Clavara Braulin (2020), dass Preisdifferenzierung auch im Wettbewerb zu höheren Unternehmensgewinnen führen kann, wenn Unternehmen Preise nicht vollständig personalisieren können. Das kann ein Hinweis darauf sein, dass Initiativen, die die Privatsphäre von Verbraucherinnen und Verbrauchern stärken, schädliche Effekte für diese in Form von höheren Preisen haben können. Dies trifft zu, wenn Unternehmen in der Ausgangssituation bereits sehr gut informiert sind. Auf der anderen Seite kann mehr Privatsphäre vorteilhaft sein, wenn Unternehmen nur sehr unvollkommene Informationen über Konsumentinnen und Konsumenten besitzen wie die Analyse von Baye und Sapi (2019) aufzeigt.

3.2 Personalisierung und Preisalgorithmen

Fortschritte in der Entwicklung und Verwendung von künstlicher Intelligenz ermöglichen es Unternehmen, zunehmend Preissetzungsentscheidungen an Algorithmen zu delegieren. In diesem Zusammenhang wird intensiv diskutiert, ob die Verwendung selbstlernender Algorithmen zu kollusiven Marktergebnissen und damit zu Nachteilen für Verbraucherinnen und Verbraucher führen kann. Daran schliesst auch die Frage an, ob dies veränderte Wettbewerbsregeln erforderlich macht (Schwalbe, 2018; Miklos-Thal und Tucker, 2019; Calvano et al. 2020b).

In einer sehr umfangreichen Simulationsstudie zeigen Calvano et al. (2020a), dass selbstlernende Algorithmen tatsächlich zu kollusiven Preisen führen können. Dabei betrachten die Autoren eine Vielzahl von verschiedenen Marktconstellationen (u. a. Variation der Anzahl der konkurrierenden Unternehmen, Produktdifferenzierung, Marktasymmetrien). Da die Studie jedoch einen sehr langen Zeithorizont betrachtet, ist nicht klar, inwieweit sich die Ergebnisse auf Märkte übertragen lassen, die sich in ständigem Wandel befinden.

Moderne Verfahren der Datenauswertung verbunden mit der Verwendung von Preisalgorithmen können zudem die Möglichkeiten, Preise effektiv zu personalisieren, stark verbessern (Gupta und Pathak, 2014; Beneke und Mackenrodt, 2020). Die Ergebnisse in der theoretischen Literatur sind uneinheitlich und zeigen, dass verbesserte Möglichkeiten der Preisdiskriminierung sowohl zu mehr als auch zu weniger Kollusion führen können.

So zeigen Peiseler et al. (2020) einen nicht-monotonen Zusammenhang zwischen der Präzision verfügbarer Informationen und der Möglichkeit kollusiver Marktergebnisse, d. h. ob bessere Preisalgorithmen zu mehr oder weniger Kollusion führen, ist nicht klar. Können die Algorithmen bereits sehr gut verschiedene Verbrauchertypen unterscheiden, dann kann eine weitere Verbesserung des Algorithmus die Koordination von Preisen mit anderen Anbietern erschweren. Wenn aber der verwendete Algorithmus zunächst unpräzise funktioniert, dann führt eine Verbesserung des Algorithmus zu verbesserten Koordinationsmöglichkeiten und damit auch zu Nachteilen für Verbraucherinnen und Verbrauchern in der Form von erhöhten Preisen.

3.3 Fazit

Die Auswertung der theoretischen Literatur zeigt, dass es einen Trade-off zwischen Privatsphäre und Preis- und Produktpersonalisierung gibt. Personalisierung kann aber positiv für Verbraucherinnen und Verbraucher sein, wenn Unternehmen Informationen nichtausschließlich zur Personalisierung von Preisen, sondern auch zur Personalisierung von Produktvarianten nutzen. Die theoretische Literatur verweist zudem auf einen uneinheitlichen Zusammenhang zwischen verbesserter Identifikation von verschiedenen Verbrauchergruppen und dem Preisniveau. Verbesserte Möglichkeiten der Preisdiskriminierung können sowohl zu einem höheren als auch zu einem niedrigeren Preisniveau führen, wenn Unternehmen im Wettbewerb miteinander stehen oder wenn diese die Möglichkeit haben, Preise zu koordinieren.

4. **Preisdiskriminierung und begrenzt-rationale Verbraucherinnen und Verbraucher**

Bisher wurden klassische Ansätze der Preisdifferenzierung dargestellt. Hierbei setzen Unternehmen unterschiedliche Preise für ein Produkt gemäß unterschiedlicher Präferenzen und unterschiedlicher Zahlungsbereitschaften der Konsumentinnen und Konsumenten. Im Folgenden sollen die ökonomischen Auswirkungen auf der Grundlage der theoretischen Literatur dargestellt werden, wenn Unternehmen hinsichtlich anderer Charakteristika Preise differenzieren können. Wir betrachten insbesondere Situationen, in denen Unternehmen hinsichtlich der „Naivität“ oder begrenzt-rationalem Verhalten von Verbraucherinnen und Verbrauchern unterschiedliche Preise oder Produkt- und Vertragsvarianten anbieten können. Ausgangspunkt für die Betrachtungen ist eine relativ neue verhaltensökonomische Literatur, die sich mit den Auswirkungen von begrenzt-rationalem Verbraucherverhalten auf Marktergebnisse beschäftigt.²

Auch hier - wie bei der klassischen, präferenz-basierten Preisdiskriminierung - sind verschiedene Arten der Preisdiskriminierung zu unterscheiden (Heidhues und Köszegi, 2018). So können Unternehmen „selbst-sortierende“ Verträge anbieten (Preisdiskriminierung 2. Grades), sodass sich „naive“ und besser informierte Verbraucherinnen und Verbraucher in verschiedene Verträge selbst sortieren. Wenn Unternehmen die „Naivität“ von Verbrauchergruppen direkt beobachten und unterscheiden können, liegt eine Preisdiskriminierung 3. Grades vor. Beide Varianten sind relevant und werden im Folgenden betrachtet.

4.1 **Verdeckte Gebühren**

Es gibt inzwischen eine sehr umfangreiche Literatur zu begrenzt-rationalem Verbraucherverhalten und zu der Frage, inwieweit Wettbewerb zwischen Unternehmen zur unterschiedlichen Behandlung von „naiven“ und besser informierten Verbraucherinnen und Verbrauchern führen kann. In der theoretischen Literatur wird dieser Fragestellung oft im Zusammenhang mit verdeckten Gebührenkomponenten oder sogenannten Add-On-Produkten nachgegangen (siehe etwa Gabaix und Laibson, 2006; Armstrong und Vickers, 2012). In der Praxis kann dies beispielsweise der Markt für Bankprodukte sein mit einem Girokonto als Basisprodukt und Überziehungskrediten als Add-On-Produkt, über dessen Konditionen ein Teil der Konsumentinnen und Konsumenten nur unzureichend informiert ist.

Gabaix und Laibson (2006) untersuchen ein Modell mit begrenzter Aufmerksamkeit, in dem ein Teil der Konsumentinnen und Konsumenten sich zusätzlicher Add-on-Kosten nicht bewusst ist. Informierte Verbraucherinnen und Verbraucher erkennen dies und können das Add-on-Produkt umgehen. Es zeigt sich, dass solche Verbraucherstrukturen zu einer schiefen Preissetzung führen können: Auf der einen Seite kann dies sehr hohe Add-on-Preise herbeiführen, auf der anderen Seite jedoch sind die Preise für das Basisprodukt gering, da Unternehmen gerade über diese Preiskomponente konkurrieren, um uninformierte Konsumenten für sich zu gewinnen. Diese Preissetzung hat starke Verteilungswirkungen: Besser informierte Verbraucherinnen und Verbraucher profitieren von dem günstigen Basispreis, während die schlechter informierte Verbrauchergruppe zusätzlich durch hohe Preise für das Add-on-Produkt belastet wird. Aus Unternehmensperspektive ist die uninformierte Kundengruppe sehr profitabel, da diese das teure Add-on-Produkt erwirbt

² Aktuelle Überblicksartikel in diesem Bereich sind Grubb (2015) und Heidhues und Köszegi (2018).

während die informierte Verbrauchergruppe oft subventioniert wird, da diese lediglich das günstige Basisprodukt erwirbt.

Das Problem kann sich noch dadurch verschärfen, dass Unternehmen keinen Anreiz haben, Konsumenten über die Existenz des Add-on-Produktes zu informieren (Gabaix und Laibson, 2006). In diesem Rahmen untersuchen Kosfeld und Schüwer (2017) eine Situation, in der Unternehmen Preisdiskriminierung betreiben können. Die Autoren zeigen, dass Maßnahmen des Verbraucherschutzes (zum Beispiel Informationskampagnen) die Anreize für Unternehmen, Preise zu differenzieren, noch verstärken können.

4.2 Verdeckte Komponenten und Regulierung

In vielen Märkte werden nicht alle Preiskomponenten von Verbraucherinnen und Verbrauchern bei der Vertragsauswahl gleichermaßen berücksichtigt. Fischer et al. (2020) betrachten einen Modellansatz, in dem alle Konsumentinnen und Konsumenten einen fixen Grundpreis berücksichtigen, aber einige von ihnen einen zusätzlichen variablen Preis (pro Einheit) übersehen. Die Autoren sehen den Markt für Mobilfunk und (internationales) Roaming als Anwendungsbeispiel für diesen Modellrahmen (vor der Abschaffung der Roaming-Gebühren in der EU im Jahr 2017). Während Verbraucherinnen und Verbraucher typischerweise über monatliche Grundpreise gut informiert sind, so zeigt empirische Evidenz, dass viele Verbraucherinnen und Verbraucher über Roaming-Gebühren nur unzureichend informiert sind.³

In einer solchen Situation können Unternehmen Kundengruppen durch das Angebot verschiedener Vertragsvarianten segmentieren. Informierte und uninformierte Verbraucherinnen und Verbraucher sortieren sich selbst in diese Verträge ein (Preisdiskriminierung 2. Grades). Informierte Personen wählen den optimalen Vertrag, der durch einen hohen Grundpreis, aber einen niedrigeren, variablen Preis charakterisiert ist. Uninformierte Verbraucher wählen dagegen einen ineffizienten Vertrag mit sehr hohem variablen Preis (der bei der Vertragsauswahl übersehen wird) sowie einem niedrigen Grundpreis (Lockangebot). Im Gesamtergebnis zeigt sich - wie auch schon zuvor diskutiert -, dass durch diese Art der Vertragsgestaltung Preisdiskriminierung starke Verteilungseffekte entfaltet und schlechter informierte Individuen schlechtere Vertragskonditionen erhalten.

In diesem Ansatz betrachten Fischer et al. (2020) die Abschaffung der linearen Preiskomponenten. Im Anwendungsbeispiel entspricht dies der Abschaffung von Roaming-Gebühren innerhalb der EU (wie im Jahre 2017 implementiert). Dies kann als ein Verbot von Preisdiskriminierung verstanden werden, da Anbieter nicht mehr entlang dieser Dimension differenzieren können. Es zeigt sich auch hier, dass ein Verbot von Preisdiskriminierung positive wie auch negative Effekte auslösen kann. Die Autoren zeigen, dass ein Verbot der Preisdiskriminierung die Gesamtrente aller Verbraucherinnen und Verbraucher gemeinsam erhöhen kann, wenn das ursprüngliche Informationsdefizit sehr groß war, jedoch tendenziell negative Effekte hat, wenn das ursprüngliche Informationsdefizit eher klein war. Unabhängig davon ist das Verbot der Preisdiskriminierung immer vorteilhaft für schlecht-informierte Individuen.

³ Vgl. Oxera (2014), „A connected continent? Eliminating excessive roaming charges in the EU“.

Wenn Unternehmen direkte Informationen über die Naivität von Konsumentinnen und Konsumenten haben, können Sie diesen gezielt unterschiedliche Verträge anbieten, d. h. die Personalisierung erfolgt nach „Naivität“ (Preisdiskriminierung 3. Grades). Die ökonomische Literatur hierzu ist bisher relativ spärlich. Eine wichtige Ausnahme ist die Arbeit von Heidhues und Köszegi (2017), die eine Situation betrachtet, in der Unternehmen ein Basisprodukt sowie ein dazugehöriges Zusatzprodukt anbieten. Einige Verbraucherinnen und Verbraucher nehmen das Zusatzprodukt stark in Anspruch, andere nur wenig. In diesem Rahmen untersuchen Heidhues und Köszegi (2017) die Unterschiede zwischen Preisdiskriminierung nach Präferenzen und Preisdiskriminierung nach Naivität.

Heidhues und Köszegi (2017) zeigen, dass - wenn der Grund für die Heterogenität in unterschiedlichen Präferenzen liegt - Preisdiskriminierung zu tendenziell positiven Wohlfahrtseffekten führen kann. Dem entgegengesetzt ist der Fall, wenn eine hohe Nachfrage nach dem Zusatzprodukt nicht in den Präferenzen begründet ist, sondern aufgrund einer falschen Einschätzung erfolgt. Die könnte zum Beispiel der Fall sein, wenn uninformierte Verbraucherinnen und Verbraucher den Preis des Zusatzproduktes unterschätzen und dieses daher übermäßig in Anspruch nehmen. Es zeigt sich, dass die Wohlfahrtseffekte tendenziell negativ sind, wenn ein Unternehmen die Möglichkeit hat entlang dieser „Naivität“ zu differenzieren. Dies ist darauf zurückzuführen, dass bei Differenzierung das Unternehmen einen Anreiz hat, den Preis für das Zusatzprodukt ineffizient nach oben zu verzerren. Die Verteilungseffekte sind auch hier sehr advers, d. h. uninformierte Individuen tragen den Großteil der Wohlfahrtsverluste.

4.3 Suchkosten und heterogene Verbraucherinnen und Verbraucher

In der Praxis sind auch Situationen relevant, in denen Verbraucherinnen und Verbraucher sich in ihrer Informationslage über verschiedene Anbieter unterscheiden. Eine Kundengruppe betrachtet nur das Angebot eines Anbieters, während eine andere Kundengruppe die Angebote verschiedener Anbieter vergleicht und dann das beste Angebot wählt (etwa, wenn alle Anbieter homogene Produkte verkaufen, den Anbieter mit dem niedrigsten Preis). In anderen Worten, die eine Kundengruppe ist loyal und nicht preis-sensitiv, während die andere Kundengruppe als sehr preis-sensitiv zu charakterisieren ist.

In der Praxis können solche heterogenen Kundengruppen aus einer Vielzahl von Gründen resultieren. Die eine Gruppe kann aus Offline-Konsumentinnen und -Konsumenten bestehen, die lediglich einen lokalen Anbieter beachten, während die andere Gruppe aus Online-Nutzerinnen und -Nutzern besteht, die den besten Anbieter mithilfe von Suchmaschinen und Preisvergleichsportalen ermitteln. Loyalität oder die Existenz von „trägen“ Verbraucherinnen und Verbrauchern könnte ein weiterer Grund für die Heterogenität sein. So gibt es beispielsweise umfangreiche Evidenz in Energiemärkten, dass viele Verbraucherinnen und Verbraucher nur selten Anbieter vergleichen oder eine Wechselabsicht haben (Wilson und Waddams Price, 2010). Eine andere Möglichkeit ist, dass nur ein Teil der Personen in der Lage ist, verschiedene Angebote umfassend und versiert zu vergleichen. Dies kann insbesondere bei komplexen Produkten wie Finanzmarkt- oder Versicherungsprodukten der Fall sein (Carlin, 2009; Gu und Wenzel, 2014).

Armstrong und Vickers (2019) betrachten die Auswirkungen von Preisdiskriminierung für den Fall, dass alle Konsumentinnen und Konsumenten identische Präferenzen haben und sich lediglich in ihrem Informationsstatus unterscheiden. Sie zeigen, dass Preisdiskriminierung auch hier zu Verteilungseffekten zwischen den heterogenen Gruppen führt. Während die vergleichende Kundengruppe besser gestellt wird, führt Preisdiskriminierung zu höheren Preisen für nicht-vergleichende Kundengruppen. Diese Umverteilung kann adverse Effekte insbesondere dann haben, wenn diese Kunden vulnerable Verbraucherinnen und Verbraucher sind und beispielsweise über

wenig Einkommen verfügen. Armstrong und Vickers (2019) zeigen zudem, dass Verbraucherinnen und Verbraucher insgesamt durch Preisdiskriminierung verlieren können, wenn die Unternehmen symmetrisch in der Größe der nicht-vergleichenden Kundengruppe sind. Wenn die Unternehmen sehr asymmetrisch sind, d. h. dass einige Unternehmen nur wenige nicht-vergleichende Kundinnen und Kunden und andere Unternehmen eine große Anzahl solcher Kunden bedienen, dann ist es auch möglich, dass die gesamte Rente der Verbraucherinnen und Verbraucher steigt.

Mauring (2020) betrachtet einen verwandten Modellansatz, in dem Verbraucherinnen und Verbraucher sich hinsichtlich ihrer Suchkosten (d. h., Kosten, die anfallen, um die Angebote verschiedener Anbieter vergleichen zu können) unterscheiden. Auch hier zeigt sich, dass es starke Verteilungseffekte gibt und Individuen mit hohen Suchkosten durch höhere Preise belastet werden können.

4.4 Fazit

Auf der Basis der theoretischen Literatur ist die Preisdiskriminierung nach Naivität (oder begrenzt-rationalem Verhalten) im Unterschied zu Preisdiskriminierung nach Präferenzen und Zahlungsbereitschaft kritischer zu betrachten. Verteilungseffekte sind tendenziell stärker und können vulnerable Verbrauchergruppen in einem stärkeren Maß belasten. Erste empirische Evidenz weist daraufhin, dass Unternehmen Informationen über die „Versiertheit“ von ihren Kunden durchaus verwenden. Beispielsweise finden Ru und Schoar (2016), dass Kreditkartenunternehmen weniger versierten Kunden schlechtere Vertragsbedingungen anbieten. Auch liegt Evidenz dazu vor, dass einkommensschwächere, vulnerable Verbrauchergruppen oftmals höhere Preise zahlen. So berichten Davies et al. (2016), dass einkommensschwächere Verbraucherinnen und Verbraucher in Großbritannien tendenziell höhere Preise für Produkte und Dienstleistungen der Grundversorgung (wie etwa der Energieversorgung) zahlen.⁴ Im Zuge der Digitalisierung und der zunehmenden Verfügbarkeit von sehr detaillierten Daten auf Verbraucherebene könnte Preisdifferenzierung nach Naivität und Informationslage in Zukunft mehr Bedeutung zukommen, mit entsprechend negativen Auswirkungen für vulnerable Verbrauchergruppen.

⁴ Davies et al. (2016) berichten, dass durch erhöhte Preise, einkommensschwächere Verbraucherinnen und Verbraucher im Schnitt jährlich zusätzlich 490 GBP für Grunddienstleistungen zahlen. Die Autoren bezeichnen diesen Betrag als eine „Poverty Premium“. Ein Großteil dieser Prämie entfällt dabei auf die Energieversorgung. Entsprechende Berechnungen für Deutschland sind uns nicht bekannt.

5. *Dissemination und Auswirkungen individueller und dynamischer Preissetzung*

Überlegungen und Methoden zur Preisgestaltung auf Basis von ergänzenden persönlichen Informationen und dynamischen Anpassungen im Zeitverlauf sind bei Weitem nicht mehr ausschließlich theoretischer Natur, sondern haben Einzug in die Praxis und Preisstrategien von Unternehmen gehalten. Für diese Entwicklung und das gestiegene Interesse spricht zudem, dass in einem aktuellen Referentenentwurf⁵ eine Informationspflicht über auf automatisierten Entscheidungen basierende Preise angedacht ist und das Bundesamt für Justiz zu Beginn des vergangenen Jahres ein Forschungsvorhaben zum Thema „Empirie zu personalisierten Preisen im E-Commerce“ vergeben hat. Auch aus Verbraucherschutzrechtlicher Perspektive werden aktuelle Entwicklungen regelmäßig betrachtet (Dautzenberg et al., 2018a; Dautzenberg et al., 2018b).

Im Folgenden wird ein Überblick über den derzeitigen empirischen Literaturstand zur Verbreitung und Anwendung von personalisierten und dynamischen Preissetzungen vor dem Hintergrund der Digitalisierung dargelegt. Auch wenn Änderungen des Gesetzes über die Preisstatistik (PreisStatG) Anfang 2020 einige Datenerhebungen für Auswertungen des Statistischen Bundesamtes mit sich gebracht haben, unterliegen Anbieter bekanntlich keiner allgemeinen Verpflichtung zur Mitteilung von Preisänderungen oder regelmäßigen Bekanntgabe ihrer Preissetzungsstrategien. Daher musste für die hier betrachteten Studien oftmals auf Feldexperimente oder mit Hilfe von Webscraping eigens erhobene Daten zurückgegriffen werden. Besonderer Fokus der Arbeit liegt neben regulären digitalen Plattformen auf neuen Möglichkeiten im Bereich der Kreditvergabe sowie aktuellen Entwicklungen im Versicherungsmarkt.

5.1 *Individuelle und dynamische Preissetzung auf Online-Plattformen*

Die zunehmende Verfügbarkeit von Daten mit Informationen über Individuen sowie Fortschritte bei Analyse- und Prognosemethoden eröffnen Online-Anbietern aus verschiedenen Branchen Möglichkeiten zur Preisdifferenzierung. So können Preise stärker als bisher an Personencharakteristika oder im zeitlichen Verlauf an Schwankungen in Nachfrage und Kosten angepasst werden. Bei der individuellen Preisgestaltung entscheidende Kriterien können u. a. der geographische Standort, demographische und soziale Faktoren, die Verwendung bestimmter Endgeräte und Betriebssysteme oder auch Historien im eigenen, virtuellen Suchverhalten sein.

Anders als bei der individuellen Preisgestaltung erfolgt die dynamische Variante für alle Nutzerinnen und Nutzer parallel und ohne zwischen diesen zu unterscheiden (Blaudow und Burg, 2018; Blaudow und Seeger, 2019).⁶ Eine dynamische Komponente der Preisgestaltung kann sich zum Beispiel in einer höheren Frequenz vom Anbieter oder Intermediär festgesetzter Preise widerspiegeln. Im Extremfall führt dies zum sogenannten Real-Time-Pricing („Spot Pricing“), welches dem unmittelbaren Ausgleich von Angebot und Nachfrage dient und beispielsweise bei den Fahrdienstvermittlungsintermediären UBER oder Lyft Anwendung findet (Spann und Skiera, 2020).

⁵ Ein aktueller „Entwurf eines Gesetzes zur Änderung des Bürgerlichen Gesetzbuchs und des Einführungsgesetzes zum Bürgerlichen Gesetzbuche in Umsetzung der EU-Richtlinie zur besseren Durchsetzung und Modernisierung der Verbraucherschutzvorschriften der Union“ sieht „die Einführung einer Informationspflicht bei Personalisierung des Preises aufgrund automatisierter Entscheidungsfindung“ vor. Vgl. https://www.bmfv.de/SharedDocs/Gesetzgebungsverfahren/Dokumente/RefE_BereitstellungdigitalerInhalte_2.pdf;jsessionid=06484A8438A7F0B51BC4D0AC39F78B6C.2_cid324?__blob=publicationFile&v=2 [zuletzt aufgerufen am 16. November 2020].

⁶ Dies gilt zumindest, solange beide Preisstrategien nicht miteinander verbunden werden.

5.1.1 Individuelle Preisgestaltung

Bisherige Studien zur Existenz von Preisunterschieden, die auf individuen-spezifische, technische oder standortbezogene Gründe zurückführbar sind, untersuchen in der Regel E-Commerce-Plattformen aus den Bereichen Tourismus (Flugtickets, Hotels) oder allgemein Retail-Plattformen. Zusammenfassend finden die Autorinnen und Autoren vereinzelt Indizien für die Anwendung entsprechender Preissetzungsmechanismen, auf die überwiegende Mehrheit der betrachteten Plattformen scheint dies aber keineswegs zuzutreffen. Mikians et al. (2012) finden bei der Analyse von rund 200 Webseiten mit verschiedenen Produktkategorien keine Preisunterschiede, die auf Unterschiede in der technischen Ausstattung zurückzuführen waren. Hingegen zeigten sich teils bedeutende Unterschiede – von bis zu 166 Prozent – aufgrund des geographischen Standorts. In einigen Fällen führten zudem speziell programmierte Suchhistorien zu Preisabweichungen, die von scheinbar wohlhabenderen Nutzerinnen und Nutzern höhere Preise forderten. In einer Folgestudie, die besonderen Fokus auf die bereits identifizierten Webseiten mit Preisdifferenzierung legt, bestätigen Mikians et al. (2013) ihr Ergebnis standortabhängiger Preise sowie Unterschiede dahingehend, ob die Person eingeloggt ist oder nicht. Ein vergleichbares Resultat weisen Hannak et al. (2014) aus; sie zeigen, dass einige Webseiten der Hotelbranche Konsumentinnen und Konsumenten mit Nutzeraccount geringere Preise anbieten. Bei allgemeinen Online-Händlern finden sie anekdotische Evidenz von Preisunterschieden nach dem jeweiligen Endgerät, wobei von Nutzerinnen und Nutzern, die die Webseite über ein mobiles Endgerät aufsuchen, niedrigere Preise verlangt werden.

Gegen eine systematische und umfassende Verbreitung individueller Preissetzungen sprechen wiederum Analysen zum Markt für Flugtickets, die keinerlei Hinweise auf differenzierte Preise nach personenbezogenen Charakteristika finden (Constantinides und Dierckx, 2014; Vissers et al., 2014). Wie im folgenden Abschnitt näher beleuchtet, weist dieser Markt jedoch komplexe Preisstrukturen hinsichtlich zeitlicher Faktoren auf. Schleusener und Hosell (2015) untersuchen digitale Plattformen diverser Branchen hinsichtlich potenzieller Preisdiskriminierung. Während die überwiegende Zahl hiervon nicht betroffen ist, ergeben sich für den sehr selektiven hochpreisigen Tourismussektor entsprechende Hinweise. Dabei müssen Nutzerinnen und Nutzer mit einem Suchprofil, das auf hochpreisige und luxuriöse Produkte und Dienstleistungen ausgerichtet ist, genauso wie solche mit einem Endgerät des Unternehmens Apple höhere Preise zahlen als ihre jeweilige Vergleichsgruppe.

Neuere Studien betonen den Einfluss von Standortinformationen auf die Preisgestaltungen (Rose und Rahmen, 2015; Iordanou et al., 2017; Hupperich et al., 2018). Zur Umsetzung dieser Analysen wird in der Regel der Zugriff über bestimmte Server und IP-Adressen, die nicht mit der eigenen übereinstimmen, imitiert und somit die Möglichkeit eröffnet, Webseiten technisch betrachtet aus anderen Ländern heraus zu besuchen. Iordanou et al. (2017) verweisen dabei auf Preisabweichungen von bis zu 700 Prozent. Verbleibende Preisunterschiede können sie nicht auf spezifische Kriterien zurückführen und begründen diese vornehmlich durch sogenanntes A/B-Testing. Dieses dient vielmehr dem Eruiere von Preiselastizitäten auf Nachfrageseite, indem die Webseite zufällig ausgewählten Gruppen differierende Beträge anzeigt.

Zuletzt wurde eine Untersuchung veröffentlicht, die Fragen zur Verwendung personalisierter Preisgestaltungen im deutschen Markt und, bei Vorliegen, dafür relevanten Kriterien nachgegangen ist (Seidenschwarz et al., 2021). Die Studie berücksichtigte 15 E-Commerce-Anbieter und fünf Vergleichsportale. Ähnlich zu den oben zitierten Studien konnte diese auf Grundlage der durchgeführten statistischen Analysen keine systematische personalisierte Preisgestaltung finden. Die statistische Belastbarkeit der Ergebnisse versuchten die Autoren über eine entsprechend große Stichprobe, einen Beobachtungszeitraum von drei Monaten sowie diverse Variationen in Endgeräten, Betriebssystemen, Browsern und Datenschutzeinstellungen zu gewährleisten.

Die vorigen Beschreibungen zusammenfassend belegen empirische Arbeiten der vergangenen Jahre, dass Potenziale der individuellen Preisgestaltung durch digitale Plattformen technisch zunehmend umsetzbar sind und teils auch angewendet werden. Einige Branchen scheinen hiervon stärker betroffen zu sein als andere. Von einem weit verbreiteten Standard kann jedoch weiterhin nicht die Rede sein. Dies mag unter bestimmten Gesichtspunkten überraschend wirken, da Unternehmen ihren Profit in einigen Situationen nach theoretischen Erkenntnissen steigern könnten. Maßgebliche Gründe, die einer Preisdiskriminierung entgegenstehen, sind ethischer, rechtlicher, technischer oder auch wirtschaftlicher Natur. So wird das entsprechende Vorgehen von der Mehrheit der Bevölkerung als unethisch betrachtet. Zudem sind die Datenspeicherung und der Dateneinsatz von personenbezogenen Informationen spätestens seit Einführung der Datenschutzgrundverordnung im Jahr 2018 stärker reglementiert und die Umsetzung individueller Preissetzung erfordert zusätzliche technische Fähigkeiten und Methoden auf Seiten der Anbieter.

Während detaillierte Wohlfahrts- und Verteilungseffekte von individueller Preisdiskriminierung auf Online-Plattformen bislang eher unerforscht sind, geben neuere Studien Hinweise auf mögliche Auswirkungen. Shiller (2020) geht beispielsweise der Frage nach, inwieweit umfangreiche Webbrowser-Historien von Netflix-Nutzerinnen und -Nutzern geeigneter für die Ermittlung von Reservationspreisen und den Einsatz von gezielter Werbung (Ad Targeting) sind als herkömmliche demographische Daten. Hierbei kommt er zu dem Schluss, dass sich der Gewinn eines Unternehmens durch erstere um rund 13 Prozent steigern lässt, bei Rückgriff auf rein demographische Informationen lediglich um rund 0,25 Prozent. Waldfogel (2020) schätzt den weltweiten Effekt von länderbezogenen Preismechanismen auf Spotify mit Hilfe eines kalibrierten Logit Modells auf einen Umsatzzuwachs von rund 6 Prozent, während die Konsumentenrente um rund 1 Prozent abnehme.

5.1.2 Dynamische Preisgestaltung

Neben der Preissetzung unter Berücksichtigung individueller Zahlungsbereitschaften und Charakteristika haben sich auch die Möglichkeiten der dynamischen, d. h. sich im Zeitablauf veränderten, Preise deutlich ausgeweitet. Während das hochfrequentierte und manuelle Austauschen von Preisschildern in Ladengeschäften äußerst aufwendig und kostenintensiv erscheint, ist eine veränderte Preisanzeige auf digitalen Plattformen nur einen Klick entfernt. Potenzielle Gründe, die Anreize für stetige Preisanpassungen bieten, sind das momentgenaue Austarieren von Angebot und Nachfrage, veränderte (Opportunitäts-)kosten oder Differenzierungen zwischen verschiedenen Nutzergruppen. Im deutschen Online-Handel sind dynamische Preisanpassungen zunehmend verbreitet. Laut einer Befragung von Händlern aus dem Jahr 2017 schätzen 52 Prozent der befragten 63 Unternehmen dynamische Preismechanismen als sehr relevant für ihr Geschäft ein (Wenk-Fischer und Zirbes, 2017). Dautzenberg et al. (2018b) weisen differenzierte Ergebnisse zur dynamischen Preisgestaltung bei 16 untersuchten Online-Händlern in Deutschland aus. Auch Hansen (2020) analysiert die Häufigkeit und zeitliche Ausgestaltung von Preisänderungen bei Onlinehändlern mit dem Ziel, die Methode des Web-Scraping optimal auf die notwendige Erhebung von Preisen im Rahmen der deutschen Verbraucherpreisstatistik anzupassen. Er kommt dabei u. a. zur Erkenntnis,

dass dynamische Preissetzungen an Wochenenden verglichen mit den Arbeitstagen Montag bis Freitag seltener auftreten.

In der weiteren empirischen Literatur zeigen Escobari et al. (2019), dass sich Preise für Flugtickets auch im Laufe eines Tages stark verändern können. Der durchschnittliche Höchstbetrag wird dabei am frühen Nachmittag, der niedrigste am Abend erreicht. Auch im zeitlichen Verlauf bis zum entsprechenden Reisetag ermitteln sie mit der Zeit tagsüber höhere Preise, während diese abends geringer ausfallen. Als mögliches Szenario, das für diese Entwicklung ausschlaggebend ist, nennen sie die Unterscheidung zwischen Geschäftsreisenden und Privatreisenden. Ersteren wird allgemein eine geringere Preissensitivität und überwiegende Buchungsaktivität tagsüber zugeschrieben. Grundsätzlich zeigen diverse Studien eine dynamische Preissetzung im Markt für Flugtickets, die durch digitalisierte Vertriebswege intensiviert werden konnte (Alderighi et al., 2016; Bilotkach et al., 2015; Borenstein und Rose, 1994; Gerardi und Shapiro, 2009). Jedoch finden sich an anderer Stelle auch Resultate, die zwar im Zeitverlauf unterschiedliche Preise belegen, die Theorie intertemporaler Preisdiskriminierung mit ansteigenden Beträgen jedoch widerlegen. Sud-on (2019) untersucht hierzu Daten zu 5.900 Flügen und erhält dabei Preise, die systematisch niedriger sind, je näher das Reisedatum rückt. Generell sind die theoretischen Aussagen zu intertemporalen Preisentwicklungen nicht eindeutig. Einige betonen eher fallende Preistendenzen, da früh buchenden Personen eine geringere Preiselastizität zugeschrieben wird und ein Angebotsüberschuss zum Ende hin vermieden werden soll. Auf der anderen Seite finden sich Argumentationen von steigenden Buchungspreisen kurz vor dem Reisedatum, da es sich hierbei häufig um kurzfristige und wenig flexible Buchungen handelt, sodass auch von einem U-förmigen Verlauf ausgegangen werden kann (Gaggero und Piga, 2011).

Auch Hotel- und Unterkunftsplattformen wurden im Zusammenhang dynamischer Preisdiskriminierung eingehend studiert. Auf Basis umfangreicher Datensätze untersuchen Melis und Piga (2017) das allgemeine Preissetzungsverhalten von Hotels, die auf Online-Reisevermittler zurückgreifen. Ihrer Einschätzung nach liegen heterogene Preisstrategien im Markt vor. Während Einheitspreise in der Regel weiter verbreitet sind – insbesondere bei Hotels mit maximal drei Sternen –, greifen qualitativ höherwertige Hotels häufiger auf dynamische Preismodelle zurück. Möhring et al. (2019) analysieren im Rahmen von Fallstudien bedeutender Intermediäre den derzeitigen Status-Quo von Preissystemen von Hotelbuchungsplattformen und stellen hier ebenfalls dynamische Preisanpassungen fest.

Eine der zentralen Plattformen im Tourismus- und Beherbergungssektor der letzten Jahre ist Airbnb; hierbei handelt es sich um eine Plattform, auf der Privatpersonen Zimmer oder auch gesamte Wohnungen zur zeitlich befristeten Überlassung anbieten können. Gibbs et al. (2018) analysieren das Preissetzungsverhalten von Gastgeberinnen und -gebern in Kanada und bezeichnen dynamische Preissetzung dort eher als eine Ausnahme. Die Wahrscheinlichkeit, dass Inserate dynamisch gemanagt werden, fällt jedoch höher aus, wenn es sich um professionelle Anbieter oder ganze Wohnungen handelt. Leoni und Nilsson (2020) zeigen ebenfalls Evidenz für im Zeitverlauf ansteigende Preise – entsprechend der oben angesprochenen Theorie monoton steigender, intertemporaler Preisveränderungen – auf Airbnb. Sie folgern auf Basis eines ökonometrischen Modells jedoch negative Auswirkungen dieses Verhaltens auf die Umsatzgenerierung der Anbieterinnen und Anbieter.

5.1.3 Verbraucherperspektive und -meinungen

Der Verzicht auf personalisierte Preise auf Anbieterseite mag auch auf eine Ablehnung dieser Praktiken durch die Verbraucherinnen und Verbraucher und daraus potenziell resultierende Nachfragerückgänge zurückzuführen sein. Fassnacht und Unterhuber (2016) beschreiben drei Studien, die die Akzeptanz von Preisunterschieden verschiedener Verkaufskanäle untersuchen. Hier zeigt sich, dass Konsumentinnen und Konsumenten Differenzen, die sich in höheren Preisen vor Ort als online äußern, nicht akzeptieren; im umgekehrten Fall ist die Akzeptanz deutlich höher. Insgesamt scheint die Annahme von Preisdifferenzen vom Ausmaß der Differenz sowie dem jeweiligen Produkttyp abhängig zu sein.

Townley et al. (2017) führen verschiedene Formen der Preisdifferenzierung auf, die allgemein als sozial akzeptabel angesehen werden. Hierzu zählen Preisnachlässe für bestimmte individuelle Gruppen (Preisdiskriminierung dritten Grades), mengenabhängige Preisnachlässe (Preisdiskriminierung zweiten Grades), Preisnachlässe für besonders loyale oder aber neue Konsumentinnen und Konsumenten sowie zeitabhängige Veränderungen im Sinne von Peak-Pricing. Andere Studien betonen die eher skeptische Einschätzung von Verbraucherinnen und Verbrauchern gegenüber automatisierten und algorithmenbasierten Entscheidungen (Owatt und Schankin, 2018; Grzymek und Puntschuh, 2019).

Das nicht vollkommen konsistente Bild der Nutzerreaktionen setzt sich auch bei Hermes et al. (2020) fort. Eine Umfrage der Autoren unter 1693 Individuen in Dänemark, Frankreich, Deutschland, dem Vereinigten Königreich und den USA zu Praktiken von Google legt nahe, dass die Befragten grundsätzlich Unmut über das Verwenden von individuellen und persönlichen Informationen zu Monetarisierungs- und Differenzierungszwecken verspüren; von der weiteren Nutzung der Dienste hält sie dies jedoch nicht ab. Dieser scheinbare Widerspruch wird in der Literatur unter dem Begriff „Privatsphäre-Paradoxon“ (engl. Privacy Paradox) diskutiert (Acquisti et al., 2016; Norberg et al., 2007).

Makris et al. (2016) plädieren aufgrund von Informationsasymmetrien zu Ungunsten der Verbraucherinnen und Verbraucher beispielsweise für den Einsatz technischer Systeme, in ihrem Fall sogenannter Privacy-ABCs, die den Konsumentinnen und Konsumenten die vollständige Kontrolle über ihre Daten zurückgeben. Ein andere Möglichkeit, um die Machtverhältnisse zwischen Diensteanbietern und den Verbraucherinnen und Verbrauchern besser auszubalancieren, ist die Einschaltung von Datentreuhändern. Datentreuhänder nehmen als unabhängige Instanz die kollektive Vertretung von Nutzerinteressen gegenüber den Diensteanbietern wahr, dürfen aber kein darüber hinausgehendes Verwertungsinteresse an den ihnen überlassenen Daten ausüben (Kühling et al., 2020).

5.1.4 Fazit

Individuelle und zeitdynamische Preissetzungsmethoden nehmen zunehmend Einzug auf digitalen Plattformen, auch wenn die wenigsten Studien bisher eine allumfassende Verbreitung konstatieren. In einigen Wirtschaftsbereichen sind Nutzerinnen und Nutzer sich verändernden Preisen stärker ausgesetzt als in anderen und dynamische Preissetzungen treten häufiger auf als individualisierte. Für Deutschland bestätigen dies auch Analysen von 16 deutschen Online-Händlern (Dautzenberg et al., 2018a; Dautzenberg et al., 2018b).

Es ist wichtig zu betonen, dass die Motive zum Auswerten von individuellen Informationen und zeitlichen Veränderungen divers sind. Nicht immer ist das Aufweichen der Konsumentenrente unter uniformen Preisen das primäre Ziel, sondern auch flexible Kostenparameter auf Anbieterseite können ausschlaggebend sein.

Nichtsdestotrotz ist auch zukünftig anzuraten, die systematische Auswertung von personenbezogenen und sensitiven Daten zum Zwecke der Preisanpassungen fortwährend zu beobachten. Dabei wäre darauf zu achten, ob verschiedene Preissetzungsstrategien einzelne Nutzergruppen stärker belasten als andere, zum Beispiel wenn diese weniger informiert oder älter sind oder niedrigen Einkommensklassen angehören. So können ältere Personengruppen weniger vertraut mit digitalen Technologien und Verkaufsplattformen und damit weniger sensibilisiert für dynamische oder auch individualisierte Preisänderungen sein.

Eine Preisdifferenzierung nach Höhe des Einkommens könnte über die Verbindung von Transaktionsdaten und Informationen zu gruppenspezifischen, typischen Warenkörben im Rahmen der harmonisierten Verbraucherpreisindizes aufgedeckt werden. Entsprechende Preise zu individuellen Transaktionen müssten hierfür online oder im Rahmen von Teilnehmerstudien erhoben werden. Ähnliches gilt für Preisunterschiede nach Ethnien (u. a. Fisman und Luca, 2016; Edelman et al., 2017; Cui et al., 2020) oder Regionen als entscheidende Kriterien. Abschließend sei an dieser Stelle zu betonen, dass neben der Ermittlung einzelner Faktoren auch das Bewusstsein auf Verbraucherseite von Bedeutung ist. Hierfür könnte eine gesteigerte und unter Umständen verpflichtende Transparenz sowie eine Offenlegung des Ausmaßes von Datenzugriffen und -verwendungen durch die Anbieterseiten eine geeignete Grundlage darstellen.

5.2 Individualisierung der Kreditvergabe

Bei der Kreditvergabe oder Credit Scorings haben die Beurteilung der Bonität möglicher Kreditnehmerinnen und Kreditnehmer sowie auf das einzelne Individuum angepasste Produkte zu entsprechenden Preisen bereits eine lange Historie. Während in vorindustriellen Perioden und zu Zeiten intensiver Beziehungen zwischen Verbraucherinnen und Verbrauchern und Bankangestellten oftmals die persönliche Intuition für die Entscheidung zur Kreditbewilligung als ausreichend erachtet wurde, erfolgte im Laufe der Zeit der Rückgriff auf eine Vielzahl weiterer Entscheidungskriterien. Angefangen bei Informationen zu reinen ökonomischen Faktoren wurden mit der Zeit mit Hilfe umfassender Daten ex ante objektive und verlässliche sogenannte Credit Scores erstellt. Diese dienen der Zuordnung zu Bonitätsklassen und der Ermittlung von Ausfallwahrscheinlichkeiten. Bei diesem Vorgehen sind rechtliche Vorschriften bzgl. der Datenübermittlung sowie der Auswahl der betrachteten Kriterien zu berücksichtigen (Schröder und Jaeger, 2014).

Bereits vor der zunehmenden Verbreitung von digitalen Mechanismen und der Verwendung von Big Data bestand hierbei eine mögliche Gefahr in der bewussten oder unbewussten Diskriminierung bestimmter Gruppen. Die klassischen Diskriminierungstheorien basieren dabei meist auf sogenannter Taste-based Diskriminierung (Becker 1957) oder statistischer Diskriminierung (Arrow 1973, Phelps 1972). Während erstere auf eine individuelle Abneigung und Vorurteile zurückzuführen ist, beschreibt statistische Diskriminierung eine auf Basis der vorliegenden Informationen und im Sinne der Profitmaximierung rationale Benachteiligung bestimmter Gruppen, die u. a. durch eine Selektion innerhalb der zugrundeliegenden Daten oder auch bestehende Informationsasymmetrien auftreten kann. Henderson et al. (2015) kommen bei der allgemeinen Betrachtung von Kreditwürdigkeiten von Startups beispielsweise zu dem Resultat, dass bei Einbeziehen von Firmen- und Humankapitalmerkmalen weiße Inhaberinnen und Inhaber bei der Bestimmung von Credit Scores sowie Kreditlinien gegenüber solchen afro-amerikanischer, lateinamerikanischer oder asiatischer Herkunft im Vorteil sind. Gleiches zeigt sich bei Kreditlinien in der Gegenüberstellung von Männern versus Frauen.

Die Ausweitung der Digitalisierung auf diesen Markt bringt in gleich dreifacher Hinsicht neue Chancen und Veränderungen mit sich: Erstens entstehen wie auch in anderen Sektoren vollständig neue Geschäftsmodelle und Märkte, die sich die Neuerungen der Digitalisierung zunutze machen.

Zweitens können für die Ermittlung von Credit Scores – auch auf bereits bestehenden Datenquellen – deutlich komplexere und für größere Datenmengen geeignete Tools angewendet werden. Und schließlich wird der Zugriff auf bisher nicht verfügbare Daten als weitere Grundlage für die Einschätzung der Kreditwürdigkeit ermöglicht. Im Folgenden sollen entsprechende Beiträge aus der empirischen Literatur zu den verschiedenen Perspektiven näher beleuchtet werden.

5.2.1 Neue Märkte und Geschäftsmodelle

Im Banken- und Finanzsektor haben sich in den letzten Jahren so genannte „Fintechs“⁷ entwickelt. Auch wenn es bislang keine offizielle, eindeutige Definition hierfür gibt, werden darunter im Allgemeinen junge Unternehmen verstanden, die ihr Angebot auf spezialisierte und kundenorientierte Finanzdienstleistungen fokussieren und dabei technologiebasierte Systeme anwenden (BaFin, o. J.). In diesem Kontext analysieren Bartlett et al. (2018) das Vorliegen von ethnisch begründeter Diskriminierung bei traditionellen Kreditgebern im Vergleich zu Fintechs. Zwar kommen sie insgesamt ähnlich wie Henderson et al. (2015) zu dem Ergebnis, dass bei Betrachtung derjenigen, die einen Kredit erhalten, Afro- und Hispanischamerikanerinnen und -amerikaner eine höhere Zinslast zu tragen haben als die Vergleichsgruppe; jedoch trifft dieses Ergebnis in ihrer Analyse sowohl auf die traditionellen als auch auf Fintech-Unternehmen zu.

Neben dem Zugriff auf technologiebasierte Systeme und Werkzeuge für die an sich traditionelle Vorgehensweise sind auch durch den Bedeutungsgewinn der Plattformökonomie neue Märkte und Geschäftsmodelle für die Kreditvergaben entstanden. Ein Beispiel hierfür sind Online Peer-to-Peer-Markets (P2P). Anders als im klassischen Sinne sind die Kreditgeber hierbei nicht Banken oder andere etablierte Finanzdienstleister, sondern vielmehr Individuen oder Gruppen von Einzelpersonen. Die Plattform dient als Intermediär, der Nachfragerinnen und Nachfrager auf der einen mit Anbieterinnen und Anbietern auf der anderen Seite zusammenführt. Vor diesem Hintergrund sind Chen et al. (2016) der Frage nachgegangen, ob im privaten Onlinemarkt für Kredite Hinweise auf Diskriminierung hinsichtlich des Geschlechts vorliegen. Unter Zuhilfenahme von Daten einer der größten chinesischen P2P-Kreditmärkte finden sie sowohl Indizien für eine profitorientierte statistische Diskriminierung als auch eine als taste-based zu charakterisierende. Von besonderer Bedeutung ist dabei, dass diese in unterschiedliche Richtungen wirken. Während Frauen grundsätzlich eher Erfolg haben, einen Kredit zu erhalten, müssen sie auf der anderen Seite höhere Zinszahlungen tragen, die nicht durch ihre Ausfallwahrscheinlichkeiten oder andere Faktoren erklärbar sind. Hier führen zusätzliche geschlechtsbezogene Informationen demnach zu einer Benachteiligung ausgewählter Gruppen.

Zuletzt sei die Ausweitung von Kreditwürdigkeitsbeurteilungen aufgrund der Verbreitung technischer Geräte zu erwähnen. Während nach Angaben der Weltbank über zwei Milliarden Menschen weltweit über kein eigenes Bankkonto verfügen, kann die Kreditvergabe zunehmend auch über das Smartphone angeboten werden. So können auf diesem Wege übermittelte Informationen für die ökonomische Einschätzung der individuellen Situation herangezogen werden (Björkegren und Grissen, 2018).

5.2.2 Anwendung von Big Data-Methoden

Auch wenn die Entstehung neuer Märkte und Geschäftsmodelle ein zentrales Ergebnis der Digitalisierung im Bank- und Finanzsektor ist, stehen die obigen Ergebnisse nur begrenzt in direktem Zusammenhang zu den Potenzialen und Risiken möglicher Differenzierung, die größere

⁷ Der Begriff Fintechs kombiniert dabei „Financial Services“ und „Technology“.

Datenmengen mit sich bringen. Doch gerade diese Datenmengen gestatten den Einsatz neuester technologischer und statistischer Methoden, um bei der Vorhersage von Kreditwürdigkeiten Einsatz zu finden. Die Frage, welche Auswirkungen sie im Vergleich zu traditionelleren Methoden auf Differenzierungs- und Verteilungsfragen haben, wurde in der jüngeren Literatur sukzessive aufgegriffen.

Fuster et al. (2020) analysieren Informationen zu 10 Millionen Hypotheken in den USA im Zeitraum von 2009 bis 2013 und haben hierfür Zugriff auf diverse Charakteristika sowohl bezüglich des eigentlichen Produkts als auch des involvierten Individuums. Grundsätzlich bescheinigen sie dem Machine Learning-Ansatz eine höhere Effizienz und präzisere Ergebnisse bei der Schätzung von Ausfallwahrscheinlichkeiten. Darüber hinaus finden sie insgesamt eine leicht erhöhte Akzeptanzrate, d. h. bei Anwendung der Machine Learning-Methode wird mehr Individuen ein Kredit zugesagt. Nichtsdestotrotz erstreckt sich dieses Ergebnis nicht auf alle Nachfragegruppen in gleichem Maße und die Streuung der Ausfallwahrscheinlichkeiten nimmt eher zu. Während potenzielle Darlehensnehmerinnen und -nehmer von Majoritäten, wie weiße Nicht-Hispanoamerikanerinnen und -amerikaner, überwiegend von den neuen Methoden profitieren und geringere Ausfallwahrscheinlichkeiten zugeschrieben bekommen, ist dies nicht im gleichen Maße für Minderheitsgruppen der Fall. Die Folge sind größere Abweichungen sowohl über unterschiedliche Gruppen hinweg als auch innerhalb dieser.

Auch Orwat (2020) führt verschiedene Beispiele von Diskriminierungsrisiken bei der Verwendung von Algorithmen zur Kreditvergabe auf. So wurde einem männlichen Antragsteller eine Kreditverlängerung allein aufgrund seiner Charakteristika hinsichtlich Geschlecht, Muttersprache, Alter und Wohnort ohne weitergehende Einzelfallprüfung verwehrt. Von einem eingeschalteten Gericht wurden diese Merkmale als nicht akzeptable Entscheidungskriterien und das Verfahren als nicht zulässig eingestuft.

Weitere Arbeiten zeigen sowohl Vor- als auch Nachteile bei der Anwendung moderner statistischer Methoden in diesem Feld und weisen auf unfaire Diskriminierung als ein drängendes Problem hin. So sieht Philippon (2019) im vermehrten Einsatz von großen Datensätzen zur Bestimmung der Kreditwürdigkeit eine Chance, nicht-statistische Diskriminierung aufgrund von negativen Vorurteilen zu reduzieren. Im Gegensatz dazu betonen Milone (2019) und Favaretto et al. (2019) die empirischen Erkenntnisse zur Benachteiligung unterrepräsentierter Gruppen. Diese liegt vorwiegend darin begründet, dass die Vorhersage für Kategorien ohne lange und umfangreiche Datenhistorien zum Teil auf nicht-repräsentativen Stichproben basiert und dadurch schlechter ausfällt.

5.2.3 Berücksichtigung neuer Datenquellen

So wie im vorangegangenen Abschnitt beschrieben wurde, dass Produkt- und Preissetzungen gegenwärtig auch auf Suchhistorien oder weiteren persönlichen Daten basieren können, finden sich auch beim Credit Scoring Studien, die das Hinzuziehen bislang ungenutzter Informationen und deren Auswirkungen untersuchen. Dabei geht es weniger darum, die tatsächliche Verbreitung zu beziffern und den gesamten Markt abzubilden, was aufgrund der Vielzahl großer und kleiner Kreditgeber vermutlich auch schwierig sein dürfte, sondern vielmehr um potenzielle Auswirkungen einer solchen Ausweitung der Datengrundlage. Pope und Sydnor (2011) widmen sich der Frage, inwiefern Profilbilder auf einer P2P-Kreditmarkt-Plattform zur Beurteilung genutzt werden und in diesem Zuge Anhaltspunkt für Diskriminierung sind. Dabei kommen sie zu dem Ergebnis, dass Schwarze mit einer um 25 bis 35 Prozent geringeren Wahrscheinlichkeit eine Kreditbewilligung erhalten als Personen der Vergleichsgruppe mit ähnlichem Kreditprofil. Frauen oder Individuen mit militärischem Engagement hingegen werden eher bevorzugt behandelt. Die Autoren betonen, dass dieses Ergebnis insbesondere vor dem Hintergrund der Vielzahl an Informationen, die die Kreditgeber zur Verfügung haben und wider Erwarten weniger relevant für die finale Entscheidung zu sein scheinen, überraschend ist.

Berg et al. (2019) bewerten die Eignung bislang ungenutzter Daten bei der Erstellung von Credit Scores. Anhand von Daten zu rund 270.000 Käufen auf einer E-Commerce Plattform in Deutschland vergleichen sie die Einschätzung von zwei unabhängigen, privaten Kreditauskunfteien, auf die das Unternehmen standardmäßig zurückgreift, mit jener aus einem digitalen Fußabdruck. Letzterer vereint unter anderem Informationen zum technischen Gerät, Betriebssystem, Tracking-Einstellungen, dem E-Mail-Host und Charakteristika der E-Mail-Adresse. In ihrer Arbeit kommen sie zu dem Ergebnis, dass die zusätzlichen Daten für Kreditinstitutionen eine sinnvolle und effizienzsteigernde Ergänzung der traditionellen Informationen sind. Im Hinblick auf Verteilungsfragen schlussfolgern sie, dass sich die Kreditnehmerschaft durch die Berücksichtigung des digitalen Fußabdrucks in ihrer Größe nicht verändert, in ihrer Zusammensetzung hingegen schon. So haben Nachfragerinnen und Nachfrager mit eher schlechten Auskunftsergebnissen, aber einem guten digitalen Fußabdruck, vermehrt die Chance, einen Kredit zu erhalten. Auf der anderen Seite reduziert sich die Kreditnehmerschaft um jene mit mittleren Auskunftsergebnissen, aber nur schlechten digitalen Informationen.

5.2.4 Fazit

Die Digitalisierung und die Entstehung großer Datenmengen bieten die Möglichkeit, statistisch komplexere und grundsätzlich effizientere Methoden zur Bestimmung der Kreditwürdigkeit anzuwenden. Dabei können, insbesondere anhand des digitalen Fußabdrucks, bislang unberücksichtigte Informationen und solche, die nicht auf den ersten Blick mit der Kreditwürdigkeit assoziiert werden, von Nutzen sein, wie es auch eine auf Deutschland bezogene Studie zeigt (Berg et al., 2019). Die Erweiterung der Informationsbasis für die Bestimmung der Kreditwürdigkeit kann dazu beitragen, nicht-statistische Diskriminierung zu reduzieren und den Kreis potenzieller Kreditnehmerinnen und Kreditnehmer zu erweitern. Jedoch bezieht sich die Ausweitung des Nutzerkreises nicht unbedingt auf alle Nachfragegruppen in gleichem Maße. Zudem kann die Bewertung der Kreditwürdigkeit schlechter bzw. für potenzielle Kreditnehmerinnen und Kreditnehmer unvorteilhafter ausfallen, wenn digitale Datenhistorien auf nicht-repräsentativen Stichproben beruhen. Letzteres ist beispielsweise ein Erklärungsfaktor für die Evidenz, dass Minderheiten bei der Bewertung von Kreditausfallrisiken benachteiligt werden. Weitere Untersuchungen sollten darauf ausgerichtet sein festzustellen, wie gut digital erhobene Informationen zur Berechnung des Kreditausfallrisikos Charakteristika wie Alter, Geschlecht oder Migrationshintergrund approximieren, die einer fairen Vergabe von Krediten entgegenstehen.

Eine regelmäßige Begutachtung der Verwendung digitaler Fußabdrücke für das Credit Scoring könnte durch eine Kompetenzstelle für Algorithmen erfolgen. Jedoch müssten Algorithmen aufgrund ihres Selbstlernens immer wieder überprüft werden (siehe Kollack und Orwat 2020, S. 62ff.). Rechtliche Regularien könnten dahingehend angepasst werden, dass das Set an Daten und Charakteristika, die nicht zur Berechnung von Credit Scores herangezogen werden dürfen, erweitert wird (Philippon, 2019; Hurley und Adebayo, 2019).

5.3 Individualisierte Preissetzung im Versicherungsmarkt

5.3.1 Grundsätzliche Überlegungen und Einordnung

Versicherungsmärkte zeichnen sich seit jeher durch individuelle oder zumindest gruppenspezifische Preissetzungsmechanismen aus. Ob für Auto-, Berufsunfähigkeits-, Zusatzversicherungen oder viele andere: Versicherungsunternehmen setzen oftmals auf Informationen und demographische Daten wie beispielsweise Alter, Geschlecht⁸ oder Beruf, um das entsprechende Risikoprofil der Person abzuschätzen. Dennoch verbleibt stets eine gewisse Informationsasymmetrie zugunsten der versicherten Person. Dass die Versicherung nicht alle relevanten individuellen Risikofaktoren beobachten kann, kann mit adverser Selektion oder moralischem Risiko (engl. Moral Hazard) einhergehen. Beides ist ein Hemmnis auf dem Weg zu einem effizient funktionierenden Markt und kann langfristig zu Marktversagen führen (Akerlof, 1970; Arrow, 1963).

Im Fall von adverser Selektion kann die Versicherung das individuelle Risiko bestimmende Faktoren nicht vollständig beobachten und demnach nicht bei der Festlegung der Versicherungskonditionen berücksichtigen. Im Ergebnis können dann Versicherte mit höheren Risikoprofilen den Markt dominieren. Für Personen mit niedrigeren Risikoprofilen ist dagegen der auf Basis von unvollständiger Information kalkulierte Versicherungsbeitrag im Verhältnis zum individuellen Risiko zu teuer, so dass sie der Risikogemeinschaft fernbleiben. Im Fall von moralischem Risiko verhalten sich Versicherte nach Vertragsabschluss risikoaffiner, als es den Aufnahmekriterien in die Risikogemeinschaft bzw. den Beiträgen gemäß dem Risikoprofil ohne Mitgliedschaft in der Versichertengemeinschaft entspricht. Dies verteuert in der Dynamik die Versicherung, weshalb Personen mit niedrigeren Risikoprofilen aus der Gemeinschaft der Versicherten ausscheiden. In beiden Fällen bleibt zumindest ein Teil der Personen ohne Versicherung.

Durch bessere Verfügbarkeit und Kombination von Daten und darauf trainierte Algorithmen kann sich das Informationsproblem der Versicherer verringern. Sie ermöglichen zum einen, individuelle Faktoren genauer zu erfassen und auf dieser Basis dem einzelnen Risikoprofil angemessenere Beiträge zu kalkulieren, also Preisdifferenzierung zu betreiben, die adverser Selektion entgegen wirkt. Zum anderen lässt sich mit verbesserten Daten und Algorithmen genauer unterscheiden, inwieweit ein Schaden auf steuerbares Verhalten des Versicherten oder auf den nicht vermeidbaren Zufall zurückzuführen ist. Dies können Versicherungen nutzen, um wirksamere Maßnahmen gegen ein zu Lasten der Versichertengemeinschaft gehendes Verhalten einzelner Versicherter zu gestalten und damit moral hazard-Probleme zu begrenzen.

Somit könnte eine datenbasierte stärkere Ausdifferenzierung von Risikoprofilen bzw. der Versicherungskonditionen für bestimmte Risikountergruppen die Funktionalität der Risikogemeinschaft verbessern.⁹ Im Ergebnis können Risikountergruppen, die im Status quo infolge von Informationsasymmetrien nicht versichert sind, überhaupt erst eine Versicherung – oder eine günstigere Versicherung – erhalten.

Allerdings bringt eine unvollkommene Differenzierung der Vertragskonditionen innerhalb der Risikogemeinschaft mit sich, dass eine systematische Umverteilung von besseren Risiken zu schlechteren Risiken zustande kommt. Diese Umverteilung ist in bestimmten Bereichen

⁸ Einer Entscheidung des Europäischen Gerichtshof vom 01. März 2011 unter Verweis auf die Richtlinie 2004/113/EG folgend darf das Geschlecht für alle neuen Versicherungsverträge seit dem 21. Dezember 2012 kein Differenzierungskriterium mehr sein (Unisex-Tarife).

⁹ Selbst im Extremfall, dass für jeden Versicherten ein einzigartiges Risikoprofil bestimmt und somit perfekt auf den Einzelnen abgestimmte Vertragsbedingungen festgelegt werden könnten, kann die Versicherung eine bessere Absicherung bieten als die individuelle Vorsorge, soweit sie über die Versichertengemeinschaft hinweg die Unsicherheit durch rein zufällige Schäden ausgleichen kann.

gesellschaftlich erwünscht. Sie ist nicht zuletzt ein zentrales Kennzeichen der Gesetzlichen Sozialversicherungen, in denen Beitragssätze und Leistungsansprüche kaum nach dem individuellen Risikoprofil ausdifferenziert sind. Teilweise forcieren staatliche Regelungen eine systematische Umverteilung aber auch bei privaten Versicherungen, so etwa die Vorgabe von Unisex-Tarifen bei Riester-Rentenverträgen oder in der Privaten Krankenversicherung.

Wird nun durch eine breitere Datenbasis und leistungsfähigere Algorithmen im Vergleich zum Status quo eine stärkere Ausdifferenzierung der Versicherungskonditionen erreicht, verschwinden dadurch implizite Umverteilungen, die auf unvollständiger Information basieren. Hierdurch gibt es Gewinner und Verlierer. Von einer stärkeren Ausdifferenzierung der Versicherungskonditionen profitieren die Versicherten mit niedrigeren Risikoprofilen zu Lasten der Versicherten mit höheren Risikoprofilen, die zuvor zu günstigeren – nicht am individuellen Risiko gemessenen – Konditionen versichert waren. Es kann dabei sogar der Fall eintreten, dass die Risikoabsicherung für diejenigen mit höheren Risikoprofilen so teuer wird, dass diese sich die Versicherung nicht länger leisten können. Sofern die Stärke des zu versichernden individuellen Risikos mit wachsendem Einkommen systematisch abnimmt, nimmt damit die vertikale Ungleichheit im Vergleich zur Ausgangssituation mit schwächerer Differenzierung der Risikountergruppen zu. Dieser Verteilungseffekt kann gesellschaftlich unerwünscht sein. Ein Ansatzpunkt, ihm entgegenzuwirken, ohne die ursächliche und unter dem Gesichtspunkt der Effizienz des Versicherungssystems vorteilhafte Differenzierung der Versicherungskonditionen anzutasten, wäre eine partielle Beteiligung der öffentlichen Hand an den risikoäquivalenten Versicherungskosten der mit Nachteilen konfrontierten Risikountergruppe.

Eine daten- und algorithmenbasierte wachsende Differenzierung von Versicherungskonditionen kann auch unerwünschte Effekte im Hinblick auf die horizontale Verteilung mit sich bringen. So können die zur Differenzierung der Risikountergruppen von den Versicherungen verwendeten Algorithmen fehlerhaft sein. Zudem könnten Personen mit de facto identischen Risikofaktoren nur deshalb unterschiedliche Vertragskonditionen erhalten, weil unterschiedlich vollständige oder genaue Daten über sie vorliegen, zum Beispiel infolge unterschiedlicher Nutzung des Internets. Sofern die Versicherungen Kundinnen und Kunden, über die weniger Daten vorliegen, systematisch höheren Risikogruppen zuordnen, sind diese einem erhöhten Druck ausgesetzt, ihre privaten Daten zu teilen.

Schließlich kann sich ein dynamisches Absicherungsproblem einstellen. Mit jeder Verbesserung der Informationsbasis durch bessere Daten und Algorithmen ergeben sich für die Versicherungen neue optimale Aufteilungen der Risikountergruppen – und damit Veränderungen der Versicherungskonditionen für den einzelnen Versicherten bis hin zur Möglichkeit, sich den Versicherungsschutz nicht mehr leisten zu können. Eine Absicherung dieses speziellen Risikos innerhalb der Versichertengemeinschaft würde langfristige, wechselseitig bindende Verträge über die Zugehörigkeit zu dieser Gemeinschaft erfordern. Dies würde bei privatwirtschaftlichen Versicherungen erhebliche Regulierungen voraussetzen, während diese Voraussetzung über den impliziten Gesellschaftsvertrag in den Sozialversicherungen erfüllt ist.

5.3.2 Stand der Literatur

Die bisherige konzeptionelle wie empirische Literatur widmet sich insbesondere Fragen der Risikoklassifizierung, Akzeptanz, Datensicherheit und möglicher Diskriminierung. Branchen, die besondere Beachtung erfahren, sind jene von Kfz-Versicherungen oder auch Krankenversicherungen. Die genaue Verbreitung von individualisierten Versicherungsprämien und Big Data-Anwendungen im Versicherungsmarkt ist schwierig abzuschätzen. Gewisse Hinweise liefern vereinzelte eher qualitative Untersuchungen, denen zufolge sich der Großteil der Versicherer noch am Anfang von Big Data und Advanced Analytics-Anwendungen befindet (Mäder, 2017). Arisov et al. (2019) bieten beispielhafte Erfahrungsberichte zu Anwendungen in Versicherungsmärkten der Schweiz.

Bei Kfz-Versicherungen können Interessierte vermehrt auf sogenannte Telematik-Tarife – auch Pay-how-you-Drive genannt – zurückgreifen. Der Begriff Telematik setzt sich dabei aus „Tele(kommunikation)“ und „(Infor)matik“ zusammen. Die Angebote zeichnen sich dadurch aus, dass Versicherungsunternehmen auf detaillierte und hochfrequente Daten zum Fahrverhalten der Versicherten zurückgreifen. Diese werden mit Hilfe einer im Auto installierten Telematik-Box oder auch entsprechenden Apps gesammelt und anschließend ausgewertet. Rücksichtsvoll und risikoavers fahrende Versicherte werden mit Nachlässen bei ihrer Versicherungsprämie belohnt.¹⁰ Cather (2020) beleuchtet näher, wie und in welchem Ausmaß Telematik-Systeme in Kfz-Versicherungen die Effizienz von Risikoklassifizierungen erhöhen können und mit welchen Herausforderungen sie einhergehen. Dabei kann insbesondere der Wettbewerb zwischen Versicherungsunternehmen kritisch sein, wenn innovative Einrichtungen mit Telematik-Strukturen nahezu alle Versicherten mit niedrigem Risikoprofil an sich binden. Bei den nicht-innovativen oder in dieser Hinsicht langsameren Versicherern erhöht sich hingegen der Anteil von Hochrisikoprofilen deutlich. Reimers und Shiller (2018) finden darüber hinaus eine deutliche Reduktion in der Wahrscheinlichkeit eines schweren Verkehrsunfalls bei Telematikanwenderinnen und -anwendern. Insbesondere jüngere Personen scheinen Telematik-Modellen gegenüber aufgeschlossen zu sein (Kraft und Hering, 2017; Sonderegger und Hartmann, 2015).

Im Kontext von Gesundheitssystemen und Krankenversicherungen dienen umfangreiche, zusätzliche Informationen heutzutage (noch) nicht der Anpassung individueller Versicherungsraten von Vertragsbeginn an. Nichtsdestotrotz werden von einigen Institutionen Rückerstattungen und Entschädigungen im Rahmen von Bonusprogrammen o. Ä. bereits seit Längerem geboten (Blöß, 2004). Diese kommen vornehmlich jenen zugute, die sich, gemessen an den Kriterien der jeweiligen Programme, gesund verhalten und hierüber Daten übermitteln. Bei der Datenübermittlung können neben Anwendungen auf dem Smartphone auch sogenannte Wearables eine Rolle spielen, die eine vielschichtige „Vermessung“ und Kontrolle ermöglichen.¹¹

In diesem Zusammenhang bislang ungeklärte Fragen sind zum Beispiel (Becher, 2016; Spender et al., 2019): Gibt es eine unmittelbare kausale Auswirkung von alltäglichen Verhaltensweisen auf Krankheitsbilder? Können Risikowahrscheinlichkeiten allein auf Basis der Daten von Wearables in adäquater Weise bestimmt werden? Welcher Umgang ist mit Personen ohne technische Tools zur Selbstvermessung anzuraten? Welche Gefahren des Betrugs sind zu beachten? Wie kann trotz Individualisierungstendenzen eine freiwillige und unabhängige Entscheidung über die Weitergabe der eigenen Daten gewährleistet werden?

McCrea und Farrell (2018) liefern mit ihrer Arbeit erste Hinweise und Bedingungen zum Einsatz neu generierter Daten in der direkten Risikobewertung und Beitragsbemessung für Versicherungsunternehmen. Mit Hilfe eines empirisch getesteten Modells kommen die Autoren zu dem Ergebnis, dass Patienteninformationen, die über Wearables ermittelt werden, zur Berechnung von Sterblichkeitswahrscheinlichkeiten gut geeignet sind. Ziel ihrer Analyse war dabei jedoch weniger einen einwandfreien kausalen Zusammenhang zu belegen, sondern vielmehr aufzuzeigen, dass Versicherungsunternehmen von der Nutzung weiterer, auf technologischen Komponenten basierender Daten profitieren können. Gleichmaßen weisen sie auf die Schwierigkeiten von Ungenauigkeiten und fälschlichen Angaben hin.

Böning et al. (2019) gehen der Frage nach, inwieweit die verbesserte Informationslage über eigene Gesundheitsaspekte, die durch digitale Anwendungen wie Apps oder oben genannte Wearables

¹⁰ Vgl. dazu <https://www.verbraucherzentrale.de/wissen/geld-versicherungen/weitere-versicherungen/telematikversicherung-geld-sparen-moeglich-aber-es-gibt-kehrseiten-38399> [zuletzt aufgerufen am 20. November 2020].

¹¹ Vgl. dazu u. a. <https://www.munichre.com/us-life/en/perspectives/wearables/wearables-the-future-is-now-wearables-for-insurance-risk-asses.html> [zuletzt aufgerufen am 20. November 2020].

gefördert wird, die Solidaritätseinstellungen der Menschen mit Bezug auf das Gesundheitswesen beeinflusst. Die Relevanz für das Gesundheitswesen erwächst aus dem der Gesetzlichen Krankenversicherung in Deutschland zugrundeliegenden Solidarprinzip. Dieses beruht auf der Verbindung von Leistungsfähigkeits- und Bedarfsdeckungsprinzip, d. h. Beiträge der Versicherungspflichtigen richten sich nach ihrer Leistungsfähigkeit und Höhe der Arbeitseinkommen, alle Beteiligten haben jedoch gleichberechtigten Anspruch auf ihren Bedarf deckende (Standard)Leistungen.

Die zunehmenden Individualisierungstendenzen und damit zum Teil verbundene Belohnungen weichen diese grundlegenden Prinzipien in Teilen auf. Die bisherige Risikosolidarität und Umverteilung im Rahmen der Einkommenssolidarität würde nicht wie bisher funktionieren (Schmid et al., 2016). Die genauen Auswirkungen auf Verteilungsfragen und das Gesundheitssystem im Ganzen sind nicht eindeutig zu benennen, auch wenn im Falle von finanziellen Belohnungen für gesundes Verhalten von einer Schlechterstellung derjenigen auszugehen ist, die sich nicht an der Datenübermittlung beteiligen. Vielmehr sind hierfür verschiedene Faktoren von Bedeutung: So ist von entscheidender Relevanz, welche Bevölkerungsgruppen in überdurchschnittlichem Maße von den neuen technologischen Möglichkeiten Gebrauch machen und damit eher zu den Begünstigten zählen. Zu berücksichtigen wären beispielsweise Unterschiede nach Kategorien wie Einkommen, Alter, Regionalität oder IT-Affinität.

Diejenigen, die aus verschiedenen Gründen – besondere Betonung des Schutzes eigener Daten, mangelndes Interesse an Verhaltensänderung und gesundem Verhalten o. Ä. – nicht an entsprechenden Programmen teilnehmen, würden hingegen stärker belastet. Darüber hinaus wären Erkenntnisse über die Nutzung von digitalen Anwendungen durch Personen mit höheren Krankheitsrisiken im Vergleich zu gesünderen wichtig. Unter der Annahme, dass die Verwendung dieser Tools präventives Verhalten mit positiven Folgen auf die eigene Gesundheit fördert, könnten insbesondere bei Kranken vorteilhafte Auswirkungen auf das gesamte Gesundheitssystem entstehen.

Auch die Ausgestaltung von Belohnungszahlungen hat unterschiedliche Effekte auf Umverteilungsprozesse und die Tragfähigkeit des Gesamtsystems: Bei absoluten Beträgen profitieren Personen mit niedrigerem oder höherem Einkommen gleichermaßen, relativ gesehen erstere jedoch mehr. Diese Beträge müssten wiederum von der Gesamtheit der Versicherten in Form von höheren Beiträgen ausgeglichen werden. Im Falle von Belohnungszahlungen mit dem Einkommen als relativer Bezugsgröße würde das Gesamtsystem wiederum stärker unter einer hohen Anzahl wohlhabender Personen mit präventivem Gesundheitsverhalten leiden, da höhere Bedarfe der anschließenden Umverteilung und Beitragsanpassungen notwendig wären.

Einige Studien weisen ebenso in anderen Kontexten auf statistische Ungleichbehandlung im Gesundheitssektor hin. Obermeyer et al. (2019) zeigen, dass schwarzen Patientinnen und Patienten in den USA im Vergleich zu weißen erst bei einem fortgeschrittenen Krankheitszustand eine intensive medizinische Betreuung zuteil wurde. Hintergrund hierfür war ein Algorithmus, der bisher entstandene Kosten als Proxy für den Gesundheitsstatus einbezog. Dabei werden bislang geringe Kosten einer Person mit einem guten Gesundheitszustand assoziiert. Weil aber - bei gleicher Gesundheit - schwarzen Patientinnen und Patienten weniger Behandlungen zuteil werden, werden die geringen Kosten bei schwarzen Personen fälschlicherweise mit einem besseren Gesundheitszustand in Verbindung gebracht. Eine ähnliche statistische Ungenauigkeit beschreiben Caruana et al. (2015) bei der Prognose von Sterblichkeitsrisiken.

Schließlich wird in der Literatur von Möglichkeiten der Individualisierung gebäudebezogener Versicherungspolicen anhand von Smart-Home-Technologien berichtet. Ein etablierter Markt hierfür scheint aber noch nicht zu existieren (Arisov et al., 2019).

5.3.3 Fazit

Eine zunehmende Ausdifferenzierung und Individualisierung der Vertragskonditionen auf den Versicherungsmärkten birgt Chancen und Risiken. Einerseits können Fortschritte bei Datenverfügbarkeit und Analysemethoden die Funktionsfähigkeit von Risikogemeinschaften stärken bzw. für verbesserte und zielgruppengerechtere Angebote der Versicherungen sorgen. So lässt sich beobachten, dass Produktportfolios um Angebote ergänzt werden, bei denen Versicherte Rückzahlungen und Nachlässe erhalten, die auf detaillierten Individualdaten basieren. Inwieweit die theoretische Erwartung, dass Gruppen, die bislang infolge von Informationsmängeln gar nicht oder zu teuer versichert waren, von daten- und algorithmenbasiert individualisierten Versicherungskonditionen profitieren, gerechtfertigt ist, ist empirisch allerdings noch nicht ausreichend untersucht. Auch für Deutschland gibt es bisher keine Evidenz für eine systematische Ermittlung von personenbezogenen Versicherungsraten, die über etablierte Praktiken hinausgeht.

Andererseits geht eine stärkere Ausdifferenzierung der Versicherungskonditionen tendenziell zu Lasten der Versicherten mit höheren Risikoprofilen, die vorher relativ günstig versichert waren. Da implizit vorhandene Umverteilungen verschwinden, wenn die Versicherten für die Versicherungen transparenter werden, droht eine Zunahme der vertikalen Ungleichheit, der die öffentliche Hand ggf. mit einer finanziellen Förderung der Betroffenen entgegenwirken müsste. Darüber hinaus ist mit horizontalen Verteilungsproblemen zu rechnen, wenn die von den Versicherungen verwendeten Algorithmen fehlerhaft sind oder Personen nur deshalb nicht dieselben Vertragskonditionen erhalten, weil unterschiedlich gute Daten vorliegen. Der Druck auf die Versicherten, private Daten zu übermitteln, könnte zunehmen.

Diese potenziellen Problemlagen sind empirisch bisher nicht zu belegen, hätten aber erhebliche gesellschaftliche Tragweite. Von daher erfordert die weitere Entwicklung der daten- und algorithmenbasierten Differenzierung und Individualisierung von Versicherungskonditionen auf den Versicherungsmärkten aufmerksame Beobachtung.

6. Schlussfolgerungen

Bisher herrscht noch große Unsicherheit darüber, welche Wohlfahrts- und Verteilungseffekte eine zunehmend datengetriebene Preis- und Produktdifferenzierung auslösen wird. Theoretisch betrachtet können damit positive Folgen für die Verbraucherinnen und Verbraucher verbunden sein, etwa weil zusätzliche Verbrauchergruppen bedient werden können oder die Konkurrenz zwischen den Unternehmen belebt wird, sodass das allgemeine Preisniveau sinkt oder sich Vertragskonditionen verbessern. Es können sich aber auch negative Folgen einstellen. So können das Preisniveau steigen oder sich Vertragsbedingungen verschlechtern, sofern Unternehmen die Möglichkeit haben, sich untereinander zu koordinieren. Auch kann der Schutz der Privatsphäre leiden, weil der Druck auf die Verbraucherinnen und Verbraucher zunimmt, Informationen über sich offen zu legen, damit sie von einer Preis- und Produktpersonalisierung der Unternehmen überhaupt profitieren können.

Darüber hinaus ist mit gesellschaftlich unerwünschten Verteilungseffekten sowohl auf der vertikalen als auch auf der horizontalen Ebene zu rechnen. Sozialstaatliches Eingreifen könnte vor allem dann erforderlich werden, wenn Einkommensschwächere durch Preis- und Produktdifferenzierungen systematisch mehr Nachteile – in Form von höheren Preisen oder schlechterer Produktqualität – erleiden. Soweit bestimmte Personengruppen bei Nutzung daten- und algorithmengestützter Differenzierungen Benachteiligungen erfahren, die nicht auf für die jeweilige Transaktion objektiv relevanten persönlichen Merkmalen beruhen, sondern lediglich auf Unterschieden hinsichtlich Datenverfügbarkeit oder mangelhaften Algorithmen, können Markteingriffe notwendig werden, um ungerechtfertigten und diskriminierenden Ungleichbehandlungen zu begegnen.

Grundsätzlich lassen sich dynamische und individuelle Preis- und Produktdifferenzierungen unterscheiden. Dynamische Differenzierungen sind solche, bei denen sich Preise nach Tageszeit oder anderen über die Zeit hinweg veränderlichen Rahmenbedingungen verändern. Diese Differenzierungen können prinzipiell alle Verbraucherinnen und Verbraucher nutzen, sodass davon ausgehende Verteilungswirkungen tendenziell schwächer ausgeprägt sind. Sie ergeben sich primär daraus, dass bestimmte Gruppen, etwa aus Unwissen über die Veränderlichkeit der angebotenen Vertragsbedingungen oder wegen unterschiedlicher Möglichkeiten, die Preisschwankungen im Zeitablauf zu beobachten, die Differenzierungen im Ergebnis unterschiedlich gut zu ihrem Vorteil ausnutzen können. Ein einfacherer Zugang zu Informationen über dynamische Preis- und Produktdifferenzierungen, etwa durch neutrale Preisvergleichsportale, kann hier unerwünschten Verteilungswirkungen entgegen wirken. Solche Informationen könnte auch das Statistische Bundesamt zur Verfügung stellen, das zur Berechnung von Verbraucherpreisindizes dynamische Preisentwicklungen auf Online-Märkten mit Methoden des Webscraping systematisch verfolgt.

Kritischer ist eine individuelle Preis- und Produktdifferenzierung, die auf einzelnen von den Unternehmen beobachteten und mit statistischen Verfahren bewerteten persönlichen Daten der Verbraucherinnen und Verbraucher beruht. Dies kann für einzelne Verbraucherinnen und Verbraucher wegen bestimmter Merkmale, wie etwa Einkommen, Geschlecht oder Alter, zu systematisch schlechteren Konditionen führen, die nach gesellschaftlich akzeptierten Gleichbehandlungs- bzw. Antidiskriminierungsgrundsätzen unerwünscht sind. Besonders bedenklich erscheinen individuelle Preis- und Produktdifferenzierungen, die nur auf Naivität oder begrenzt-rationalem Verhalten der Verbraucherinnen und Verbraucher basieren. Da diese Faktoren ungleichmäßig in der Bevölkerung verteilt sind, werden vulnerable Gruppen – empirisch gesehen etwa Menschen mit schlechterem Bildungsstand – bei dieser Form der Differenzierung in der Tendenz systematisch stärker belastet.

Eine Offenlegung der für die individuelle Preis- und Produktdifferenzierung relevanten Merkmale sowie der statistischen Gewichtung dieser Merkmale könnte dazu beitragen, diese unerwünschten

Schlussfolgerungen

Differenzierungen besser zu erkennen. Allerdings können einzelne Verbraucherinnen und Verbraucher entsprechende Informationen kaum effizient verarbeiten und ihr Verhalten daran ausrichten. Auch der Wettbewerb zwischen den Unternehmen im Hinblick auf die verbraucherfreundlichste individuelle daten- und algorithmenbasierte Methode der Preis- und Produktdifferenzierung dürfte allein schon aus diesem Grund nur sehr eingeschränkt funktionieren. Ein anderer Ansatzpunkt wäre die Prüfung der zum Einsatz kommenden Daten und Algorithmen durch unabhängige öffentliche Stellen. Allerdings können solche Prüfungen relativ leicht an Grenzen stoßen, weil die von den Unternehmen eingesetzten Verfahren vielfach in hohem Grad veränderlich sind.

Aussagekräftige Evidenz zu den Folgen der zunehmenden daten- und algorithmenbasierten Preis- und Produktdifferenzierung auf der Ebene der Verbraucherinnen und Verbraucher liegen bislang kaum vor. Deswegen lässt sich derzeit nur schwer einschätzen, ob die Entwicklung per Saldo zu wirtschaftlichen Verbesserungen führt, wie sich diese Verbesserungen gegebenenfalls in der Bevölkerung verteilen, und wie sich mithin die individuelle und gesellschaftliche Wohlfahrt durch vermehrte Preis- und Produktdifferenzierung verändert. Bei entsprechenden empirischen Untersuchungen müssen die Entwicklungen auf einzelnen Märkten gesondert analysiert werden, da die Rahmenbedingungen für den Einsatz von Preis- und Produktdifferenzierungen ganz unterschiedlich sein können.

So zeigen Untersuchungen zur datengetriebenen Produkt- und Preisdifferenzierung auf digitalen Plattformen, dass sowohl individualisierte als auch zeitdynamische Preissetzungsmethoden durchaus eingesetzt werden. Allerdings spielen hierbei zeitveränderliche Preise offenbar derzeit noch eine deutlich größere Rolle als Preissetzungen, die an individuellen Merkmalen der Verbraucherinnen und Verbraucher anknüpfen. Dies könnte Verteilungseffekte begrenzen. Zudem gibt es Hinweise, dass die dynamische Preissetzung nicht nur dazu dient, bei den Kundinnen und Kunden einen Teil der Konsumentenrente abzuschöpfen; vielmehr können für die Preisschwankungen auf digitalen Plattformen auch veränderliche Kostenparameter auf der Unternehmensseite ausschlaggebend sein.

Im Kreditmarkt bieten die Digitalisierung und die Entstehung großer Datenmengen die Möglichkeit, statistisch komplexere und in der Regel effizientere Methoden zur Bestimmung der Kreditwürdigkeit anzuwenden. Dabei können auch bislang unberücksichtigte Informationen und solche, die nicht auf den ersten Blick mit der Kreditwürdigkeit assoziiert werden, von Nutzen sein. Die Erweiterung der Informationsbasis für die Bestimmung der Kreditwürdigkeit kann dazu beitragen nicht-statistische Diskriminierung zu reduzieren und den Kreis potenzieller Kreditnehmer zu erweitern. Jedoch bezieht sich diese Ausweitung des Nutzerkreises nicht unbedingt auf alle Nachfragegruppen in gleichem Maße. Zudem finden einige Studien auch Hinweise auf eine datengetriebene Diskriminierung beim Kreditzugang insbesondere von Minderheiten, die unter anderem auf eine relativ schlechtere Abbildung dieser Gruppen in den Daten zurückzuführen sein dürfte.

Die vorliegende Evidenz für die Versicherungsmärkte spricht dafür, dass bessere Daten und Analysemethoden dazu beitragen könnten, die Produktportfolios und Vertragsbedingungen zum Nutzen der Verbraucherinnen und Verbraucher zu erweitern, beispielsweise durch die verstärkte Gewährung von am persönlichen Verhalten anknüpfenden Schadensrabatten. In der Praxis ist bislang allerdings nicht erkennbar, dass die Versicherungsunternehmen individualisierte Versicherungskonditionen, insbesondere die Aufnahmebedingungen und die Höhe von Prämien, systematisch und direkt über das seit längerem übliche Maß hinaus ermitteln.

Jedoch ist angesichts der mit einer verstärkten Differenzierung verbundenen Potenziale, sich im Wettbewerb besser zu positionieren und an Profitabilität zu gewinnen, damit zu rechnen, dass der Status quo nicht anhalten wird – zumal auch einige Versichertengruppen, die von stärker individualisierten Versicherungskonditionen profitieren, einer Nutzung neuer datentechnischer Möglichkeiten gegenüber aufgeschlossen sein dürften. Dies zeigt etwa die offenbar vorhandene

Nachfrage nach Bonusprogrammen der Gesetzlichen Krankenversicherungen, die auf der Nutzung von Fitness-Trackern und Apps basieren.

Eine stärkere datenbasierte Ausdifferenzierung der Versicherungskonditionen bzw. von Risikountergruppen könnte – gerade im Bereich der Gesetzlichen Krankenversicherungen – allerdings zu Lasten der Versicherten mit höheren Risikoprofilen und geringerem Einkommen gehen, weilt bisher auch im Bereich privater Versicherungen auftretende systematische Umverteilungen innerhalb der Risikogemeinschaft wegfallen. Zudem könnte der Druck auf die Versicherten zunehmen, private Daten als Gegenleistung für in Aussicht gestellte bessere Versicherungskonditionen zu übermitteln, auch wenn sich diese Erwartung im Einzelfall nicht unbedingt realisiert. Inwieweit sich diese potenziellen Entwicklungen entfalten und sozial und gesellschaftlich unerwünschte Folgen haben, sollte aufmerksam beobachtet werden.

6.1 Forschungsbedarfe

Während eine dynamische Differenzierung von Verbraucherpreisen dank technischer und methodischer Fortschritte auch von der amtlichen Statistik inzwischen recht gut nachvollzogen und beurteilt werden kann, existiert mit Bezug auf die Nutzung und die Folgen individueller Preisdifferenzierung bislang wenig belastbare Evidenz. Angesichts der mit personalisierter Differenzierung potenziell verbundenen erheblichen verteilungspolitischen Problemlagen und Diskriminierungsgefahren sollte aber näher erforscht werden, wie verbreitet eine systematische Personalisierung von Preisen oder Produkten auf unterschiedlichen Märkten ist, nach welchen Kriterien diese Differenzierung von den Unternehmen vorgenommen wird, und inwieweit sie zu einer Benachteiligung bestimmter Personengruppen beiträgt, die gesellschaftlich unerwünscht ist oder sozialpolitischen Handlungsbedarf schafft.

Für weiterführende empirische Forschung zu dieser übergeordneten Thematik gibt es eine Reihe von Ansatzpunkten. Allerdings ist die Gewinnung besserer Evidenz mit ganz erheblichem Aufwand verbunden, weil auch für wissenschaftliche Zwecke normalerweise kein direkter Zugang zu den (pseudonymisierten) Daten und als Betriebsgeheimnisse geschützten Algorithmen der Unternehmen besteht. Die Unternehmen selbst haben naturgemäß wenig Interesse an neutralen Untersuchungen, die möglicherweise gesellschaftlich unerwünschte Nebenwirkungen ihrer Praxis offenlegen. Sofern die Pflichten zur Offenlegung von Datenbeständen der Unternehmen, etwa im Sinne einer Datenallmende, zumindest für die Wissenschaft nicht erweitert werden, muss die Forschung in diesem Bereich primär auf indirekte Messverfahren zurückgreifen. Dafür müssen oft zuerst umfangreiche Daten, insbesondere auf Ebene der Verbraucherinnen und Verbraucher erhoben werden.

Nachfolgend werden beispielhaft einige Forschungsthemen skizziert, die sich auf Basis neu zu gewinnender Daten im deutschen Kontext untersuchen ließen:

- Das novellierte Preisstatistikgesetz ermöglicht prinzipiell die wissenschaftliche Nutzung der inzwischen auch dynamisch im Internet von den Statistischen Ämtern erfassten Transaktionsdaten für die Berechnung von Verbraucherpreisindizes. Diese Daten könnten auf systematische Hinweise hin untersucht werden, inwieweit auf Märkten für verschiedene Güter eine Preisdifferenzierung verbreitet ist. Hinweise auf individualisierte Preisbildung ließen sich gewinnen, indem einerseits die automatisiert im Online-Handel erfasste Preisstreuung mit der Streuung der Verbraucherpreise (zu messen etwa anhand von der Marktforschung erfasster Scanner-Daten) für vergleichbare Güter auf Offline-Märkten verglichen wird. Andererseits müssten die per Webcrawling gemessenen Preisvariationen mit der Streuung der von Verbraucherinnen und Verbrauchern bei Internet-Transaktionen realisierten Preise verglichen werden. Dafür wäre es hilfreich, etwa in einer

Schlussfolgerungen

Verbrauchsstichprobe Informationen über Bezugsquellen – offline oder online – zu erfassen. Eine entsprechende Stichprobe sollte auch personenbezogene Merkmale erfassen, um Bewertungen vornehmen zu können, inwieweit bestimmte Gruppen von Verbraucherinnen und Verbrauchern bei Online-Käufen systematisch unterschiedlich behandelt werden.

- Auf Grundlage einer repräsentativen Verbrauchsstichprobe ließen sich auch bessere Einschätzungen dazu gewinnen, inwieweit Naivität oder fehlende Information von Verbraucherinnen und Verbraucherinnen eine übermäßige Abschöpfung von Konsumentenrenten durch die Unternehmen befördert. Dazu müsste eine Befragung von Personen zu ihrem Bewusstsein für mögliches Preisdifferenzierungsverhalten von Anbietern sowie zu ihrer Souveränität im Umgang damit mit einer systematischen Erfassung der von den Befragten akzeptierten Preise, insbesondere bei Online-Transaktionen, kombiniert werden.
- Es ist zu vermuten, dass Internet-Unternehmen auch technische Informationen wie die verwendeten Endgeräte, Standortdaten oder Browser-Historien als Proxys einsetzen, um Preis- und Produktdifferenzierung insbesondere in Konstellationen zu betreiben, in denen ihnen verlässliche direkte Informationen über die Identität des Kunden fehlen. Diese Art der Differenzierung könnte bestimmte Gruppen systematisch benachteiligen, bei denen die prädiktive Qualität der Proxys gering ist. Um zu identifizieren, welche Personenkreise davon potenziell negativ betroffen sind, wären Analysen zur Frage hilfreich, wie stark technische Informationen systematisch mit individuellen sozio-demografischen Merkmalen, aber auch mit den Präferenzen bzw. Zahlungsbereitschaften der Verbraucherinnen und Verbraucher für bestimmte Güter korrelieren. Hierfür müssten für eine repräsentative Stichprobe technische Nutzerdaten erfasst und mit umfassenden Befragungsdaten zu direkt personenbezogenen Merkmalen (sozio-demografischer Hintergrund, Zahlungsbereitschaften, etc.) verbunden werden.
- Im Hinblick auf individuelle Preisdifferenzierungen am Kreditmarkt erscheinen vor allem Fragen zur genauen Funktionsweise der angewandten Scoring-Methoden sowie zur Güte der in das Scoring zur Bewertung von individuellen Kreditausfallrisiken einfließenden Daten vordringlich. Diese Fragen, die sich nicht erst mit den Fortschritten bei der Datenverfügbarkeit stellen, lassen sich jedoch ohne Mitwirkung von für das Scoring verantwortlichen Unternehmen nur schwer untersuchen. Das Interesse der Unternehmen dürfte allerdings begrenzt sein, weil damit die Grundlagen ihres Geschäftsmodells berührt werden. Eine in der Aussagekraft beschränkte und zudem sehr aufwändige Alternative wäre eine großzählige repräsentative Erhebung auf der Ebene der Verbraucherinnen und Verbraucher zu realisierten Kreditvergabekonditionen und ggf. abgelehnten Kreditanträgen.

Durch Verknüpfung mit differenziert erfassten individuellen Merkmalen ließe sich erkennen, wie stark Merkmale der Person und ihres Haushalts, aber auch überindividuelle Faktoren (wie das Wohnumfeld) systematisch mit den Konditionen der Kreditgewährung korrelieren. Die festgestellten systematischen Zusammenhänge müssten zusätzlich mit den tatsächlichen gruppenspezifischen Kreditausfallrisiken verglichen werden. Mittels einer solchen Erhebung ließen sich auch Einschätzungen zu der spezifischen Frage gewinnen, ob Verbraucherinnen und Verbraucher, die durch ihr Nutzerverhalten im Internet mehr Datenspuren über sich hinterlassen, unter sonst gleichen Umständen systematisch andere Konditionen bei der Kreditvergabe erhalten als Personen, deren Datenabdruck kleiner ist.

- Im Hinblick auf die Versicherungsmärkte, auf denen personalisierte Vertragskonditionen derzeit wenig ausgeprägt sind, ist vor allem von Interesse, wie sehr Verbraucherinnen und Verbraucher dazu bereit sein könnten, in der – eventuell falschen – Erwartung günstigerer Versicherungsbedingungen auf den Schutz ihrer Privatsphäre zu verzichten und individuelle Daten zu übermitteln. Da Ansätze für einen direkten Tausch von Daten gegen

Versicherungsvorteile in der Praxis noch nicht sehr weit entwickelt sind und, wo vorhanden, von bestimmten Gruppen bevorzugt in Anspruch genommen werden dürften, erscheinen Beobachtungsstudien zu dieser Frage allerdings nur wenig geeignet. Eine bedenkenswerte Alternative wären experimentell angelegte Laborstudien, in denen unter kontrollierten Bedingungen der Grad der individuellen Datenteilungsbereitschaft bei unterschiedlichen Pay-offs in Form unterschiedlicher Versicherungskonditionen für unterschiedliche Bevölkerungsgruppen systematisch untersucht wird.

Dass diese beispielhaft skizzierten – oder andere für die Gewinnung handlungsorientierender Evidenz wesentliche – Themen aus der Wissenschaft heraus ohne Weiteres intensiv bearbeitet werden, erscheint wegen der erforderlichen erheblichen Investitionen in die Dateninfrastruktur momentan wenig wahrscheinlich. Um die sozialpolitisch orientierte Forschung in diesem Bereich anzuregen und machbare Forschungsthemen und -ansätze mit dem (in Relation zum Aufwand) besten erwarteten Ertrag an für die Politikgestaltung relevanten Erkenntnissen zu identifizieren, bietet es sich an, eine entsprechendes Forschungsprogramm mit wettbewerblichem Verfahren aufzulegen.

6.2 Handlungsbedarfe

Angesichts der noch spärlichen empirischen Erkenntnisse zur Verbreitung von Preis- und Produktdifferenzierungen und noch mehr zu den davon ausgehenden positiven oder negativen Folgen auf der Verbraucherebene stehen Aussagen zu konkreten Handlungsbedarfen derzeit auf einer schwachen Basis. Die Diskussion um sinnvolle Handlungsoptionen knüpft momentan eher an konzeptionelle Überlegungen an. Sie bezieht sich einerseits auf Maßnahmen gegen eine möglicherweise wachsende horizontale Ungleichheit bzw. zur Begrenzung der daten- und algorithmusbasierten Entscheidungssystemen inhärenten Diskriminierungspotenziale, andererseits auf einen angemessenen sozialen Schutz für vulnerable Gruppen, die besonders von verschlechterten Vertragskonditionen oder Produktqualitäten betroffen sein könnten.

Um Diskriminierungsrisiken entgegenzuwirken, wäre eine Transparenzpflicht für Unternehmen, das heißt, die Pflicht zur Information der Verbraucherinnen und Verbraucher über die Nutzung personalisierter Preis- oder Produktdifferenzierungen, eine möglich Maßnahme. Eine solche Transparenzpflicht kann unterschiedlich strenge Stufen beinhalten: von einer einfachen Kennzeichnungspflicht der Anwendung personalisierter Differenzierungen, über die Pflicht zur Information über die den Differenzierungen zugrunde liegenden Merkmale und Kriterien, bis hin zur vollständigen Offenlegung der eingesetzten Algorithmen. Jedoch erscheint die höchste Transparenzstufe kaum realisierbar, weil mit der Offenlegung der Algorithmen für Verbraucherinnen und Verbraucher schützenswerte Geschäftsgeheimnisse unmittelbar auch für Wettbewerber zugänglich würden. Zudem ist davon auszugehen, dass Verbraucherinnen und Verbraucher weder die nötige Kompetenz noch das Interesse haben, sich mit komplexen Algorithmen auseinanderzusetzen. Eine Alternative wäre die Einrichtung eines nationalen Kompetenzzentrums, das neue algorithmische Systeme im Rahmen eines verpflichtenden Zulassungsverfahrens prüft. Jedoch wären wegen der stetigen Anpassungen von (lernenden) Algorithmen nach der Erstzulassung in regelmäßigen Abständen weitere Prüfungen vorzunehmen. Der zu erwartende Vollzugsaufwand wäre somit erheblich. Ein andere Möglichkeit ist die Ausweitung des bestehenden Diskriminierungsschutzes¹², indem die Liste der personenbezogenen Merkmale, die nicht für daten- und algorithmusbasierte Preis- und Produktdifferenzierungen genutzt werden dürfen, verlängert wird. Um die Einhaltung der

¹² Das Allgemeine Gleichbehandlungsgesetz (AGG), die Persönlichkeitsrechte nach dem Grundgesetz sowie die Datenschutzgrundverordnung schließen Diskriminierung nach so genannten geschützten Merkmalen wie ethnische Herkunft, Geschlecht oder Gesundheitszustand grundsätzlich aus (Kolleck und Orwat 2020, S. 38 ff.).

Vorgaben zu gewährleisten, sind dann zumindest stichprobenartige Kontrollen erforderlich. Unternehmen müssten demnach zumindest partiell zur Offenlegung ihrer algorithmischen Systeme verpflichtet sein.

Eine direkte Beschränkung von Preis- und Produktdifferenzierungen, die an bestimmten beobachtbaren Merkmalen anknüpfen, wäre prinzipiell auch geeignet, den sozialen Ausgleich zu sichern, sofern zunehmende Differenzierungen zu schlechteren Vertragskonditionen oder Produktqualitäten für abgrenzbare vulnerable Gruppen führen und zu höherer vertikaler Ungleichheit beitragen. Allerdings schöpft dieser Ansatz die wirtschaftlichen Vorteile nicht aus, die mit einer stärkeren Ausdifferenzierung von Märkten auf Basis verbesserter Information zu erreichen sind, falls der Wettbewerb zwischen den Unternehmen gewährleistet ist.¹³ Unter dieser Voraussetzung ist daher die bevorzugte Alternative, Preis- und Produktdifferenzierungen zuzulassen und die Gruppen in der Bevölkerung, die in der Folge für sie nicht tragbare Nachteile erleiden, durch spezifische soziale Transfers zu kompensieren. Durch die Effizienzvorteile von Produkt- und Preisdifferenzierungen, sowie eventuell durch steigende Realeinkommen in den durch die Differenzierungen unmittelbar besser gestellten Teilen der Bevölkerung, entstehen die notwendigen finanziellen Spielräume für die öffentliche Hand, um diesen sozialen Ausgleich zu organisieren.

¹³ Bei unvollkommenem Wettbewerb, wie etwa einer Kollusion der Unternehmen zu Lasten der Verbraucherinnen und Verbraucher, wären prioritär Maßnahmen gegen diese Marktunvollkommenheit zu ergreifen.

Literaturverzeichnis

- Acquisti, A., Taylor, C., & Wagman, L. (2016). The economics of privacy. *Journal of Economic Literature*, 54(2), 442-92.
- Akerlof, G.A. (1970). The market for “lemons”: Quality uncertainty and the market mechanism. *Quarterly Journal of Economics*, 84(3), 488–500.
- Alderighi, M., Nicolini, M., & Piga, C. A. (2016). Targeting leisure and business passengers with unsegmented pricing. *Tourism Management*, 54, 502-512.
- Arisov, E., Becker, J. G., Erny, M., & Zeier Röschmann, A. (2019). Individualisierte Versicherungslösungen in einer digitalen Welt: eine Studie des Zentrums für Risk & Insurance.
- Armstrong, M. (2006). Recent Developments in the Economics of Price Discrimination, in *Advances in Economics and Econometrics: Theory and Applications*. Herausgeber Blundell, Newey, und Persson, vol. II. Cambridge University Press.
- Armstrong, M., & Vickers, J. (2012). Consumer protection and contingent charges. *Journal of Economic Literature*, 50(2), 477–493.
- Arrow, K.J. (1963). Uncertainty and the welfare economics of medical care. *The American Economic Review*, 53(5), 941–973.
- Arrow, K.J. (1973). The theory of discrimination. *Discrimination in Labor Markets*, 3(10), 3–33.
- Bartlett, R., Morse, A., Stanton, R., & Wallace, N. (2019). Consumer-lending discrimination in the FinTech era (No. w25943). National Bureau of Economic Research.
- Baye, I. & Sapi, G. (2019). Should mobile marketers collect data other than geo- location?. *Scandinavian Journal of Economics*, 121(2), 647–675.
- Becher, S. (2016). Wearables – a new chance for private insurance companies from the underwriting view. *Zeitschrift für die gesamte Versicherungswissenschaft*, 105(5), 563-565.
- Becker, G. (1957). *The Economics of Discrimination* Chicago: University of Chicago Press.
- Berg, T., Burg, V., Gombović, A., & Puri, M. (2020). On the rise of fintechs: Credit scoring using digital footprints. *The Review of Financial Studies*, 33(7), 2845-2897.
- Beneke, F. & Mackenrodt, M.-O. (2020). Remedies for algorithmic tacit collusion. *Journal of Antitrust Enforcement* (im Erscheinen).
- Bilotkach, V., Gaggero, A. A., & Piga, C. A. (2015). Airline pricing under different market conditions: Evidence from European low-cost carriers. *Tourism Management*, 47, 152-163.
- Björkegren, D., & Grissen, D. (2018). The potential of digital credit to bank the poor. In *AEA Papers and Proceedings*, 108, 68-71.
- Blaudow, C., & Burg, F. (2018). Dynamische Preissetzung als Herausforderung für die Verbraucherpreisstatistik. *Statistisches Bundesamt WISTA*, 2.
- Blaudow, C., & Seeger, D. (2019). Fortschritte beim Einsatz von Web Scraping in der amtlichen Verbraucherpreisstatistik – Ein Werkstattbericht. *Statistisches Bundesamt WISTA*, 4.
- Blöß, T. (2004). Bonusprogramme: Kassen wollen Prävention fördern. *Deutsches Ärzteblatt*, 101(7), A393-396.

Literaturverzeichnis

- 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. *WISO-Diskurs*, 13, 2019.
- Borenstein, S., & Rose, N. L. (1994). Competition and price dispersion in the US airline industry. *Journal of Political Economy*, 102(4), 653-683.
- Bundesanstalt für Finanzaufsicht (BaFin) (o. J.). Unternehmensgründer und Fintechs, URL: https://www.bafin.de/DE/Aufsicht/FinTech/fintech_node.html [zuletzt aufgerufen am 04. November 2020].
- Calvano, E., Calzolari, G., Denicolò, V. & Pastorello, S. (2020), Artificial Intelligence, Algorithmic Pricing and Collusion, *American Economic Review*, 110(10), 3267-97.
- Carlin, B. I. (2009). Strategic price complexity in retail financial markets. *Journal of Financial Economics*, 91(3), 278–287.
- Caruana, R., Lou, Y., Gehrke, J., Koch, P., Sturm, M., & Elhadad, N. (2015). Intelligible models for healthcare: Predicting pneumonia risk and hospital 30-day readmission. In *Proceedings of the 21th ACM SIGKDD international conference on knowledge discovery and data mining*. 1721-1730.
- Cather, D. A. (2020). Reconsidering insurance discrimination and adverse selection in an era of data analytics. *The Geneva Papers on Risk and Insurance-Issues and Practice*, 1-31.
- Chen, D., Li, X., & Lai, F. (2017). Gender discrimination in online peer-to-peer credit lending: Evidence from a lending platform in China. *Electronic Commerce Research*, 17(4), 553-583.
- Clavora Braulin, F. (2020). The effects of personal information on competition: Consumer privacy and partial price discrimination. Unveröffentlichtes Arbeitspapier.
- Constantinides, E., & Dierckx, R. H. (2014). Airline price discrimination: a practice of yield management or customer profiling?. In *Teoksessa Proceeding of EMAC Conference*, 1-6.
- Corts, K. (1998). Third-degree price discrimination in oligopoly: All-out competition and strategic commitment. *Rand Journal of Economics*, 29(2), 306–323.
- Cui, R., Li, J., Li, M., & Yu, L. (2020). Wholesale Price Discrimination in Global Sourcing. *Manufacturing & Service Operations Management*.
- Datenethikkommission der Bundesregierung (2019): Gutachten der Datenethikkommission. Berlin. https://datenethikkommission.de/wp-content/uploads/191128_DEK_Gutachten_bf_b.pdf
- Dautzenberg, K., Gaßmann, C., Groß, B., Müller, F., Neukamp, D., Schmidtke, L., & Bodenstein U. (2018a). Individualisierte Preisdifferenzierung im Deutschen Online-Handel. Eine Untersuchung der Verbraucherzentralen – November 2018.
- Dautzenberg, K., Gaßmann, C., Groß, B., Müller, F., Neukamp, D., & Bodenstein U. (2018b). Dynamische Preisdifferenzierung im Deutschen Online-Handel. Eine Untersuchung der Verbraucherzentralen – August 2018.
- Deneckere, R., & McAfee, P. (1996). Damaged goods. *Journal of Economics and Management Strategy*, 5(2), 149–174.
- Edelman, B., Luca, M., & Svirsky, D. (2017). Racial discrimination in the sharing economy: Evidence from a field experiment. *American Economic Journal: Applied Economics*, 9(2), 1-22.
- Escobari, D., Rupp, N. G., & Meskey, J. (2019). An analysis of dynamic price discrimination in airlines. *Southern Economic Journal*, 85(3), 639–662.

Literaturverzeichnis

- Fassnacht, M., & Unterhuber, S. (2016). Consumer response to online/offline price differentiation. *Journal of Retailing and Consumer Services*, 28, 137-148.
- Favaretto, M., De Clercq, E., & Elger, B. S. (2019). Big Data and discrimination: perils, promises and solutions. A systematic review. *Journal of Big Data*, 6(1), 12.
- Fischer, C., Rasch, A., & Wenzel, T. (2020). Complex pricing and consumer-side attention," Unveröffentlichtes Arbeitspapier.
- Fisman, R., & Luca, M. (2016). Fixing discrimination in online marketplaces.
- Fuster, A., Goldsmith-Pinkham, P., Ramadorai, T., & Walther, A. (2020). Predictably unequal? The effects of machine learning on credit markets. Working Paper.
- Gabaix, X., & Laibson, D. (2006). Shrouded attributes, consumer myopia, and information suppression in competitive markets. *Quarterly Journal of Economics*, 121(2), 505–540.
- Gaggero, A. A., & Piga, C. A. (2011). Airline market power and intertemporal price dispersion. *The Journal of Industrial Economics*, 59(4), 552-577.
- Gerardi, K. S., & Shapiro, A. H. (2009). Does competition reduce price dispersion? New evidence from the airline industry. *Journal of Political Economy*, 117(1), 1-37.
- Gerberding, M. J., & Wagner, G. (2019). Qualitätssicherung für „Predictive Analytics“ durch digitale Algorithmen. *Zeitschrift für Rechtspolitik*, 52(4), 116-119.
- Gibbs, C., Guttentag, D., Gretzel, U., Yao, L., & Morton, J. (2018). Use of dynamic pricing strategies by Airbnb hosts. *International Journal of Contemporary Hospitality Management*.
- Grubb, M. (2015). Failing to choose the best price: Theory, evidence, and policy. *Review of Industrial Organization*, 47(3), 303–340.
- Grzymek, V., & Puntschuh, M. (2019). Was Europa über Algorithmen weiß und denkt. Ergebnisse einer repräsentativen Bevölkerungsumfrage.
- Gu, Y. & Wenzel, T. (2014). Strategic obfuscation and consumer protection policy. *Journal of Industrial Economics*, 62(4), 632–660.
- Gupta, R., & Pathak, C. (2014). A machine learning framework for predicting purchase by online customers based on dynamic pricing. *Procedia Computer Science*, 36, 599–605.
- Gurun, U., Matvos, G. & Seru, A. (2016). Advertising expensive mortgages. *Journal of Finance*, 71(5), 2371-2416.
- Hannak, A., Soeller, G., Lazer, D., Mislove, A., & Wilson, C. (2014). Measuring price discrimination and steering on e-commerce web sites. In *Proceedings of the 2014 conference on internet measurement conference*, 305-318.
- Hansen, M. (2020). Dynamische Preissetzung im Onlinehandel: Zur langfristigen Anwendung von automatisierter Preiserhebung. *Statistisches Bundesamt WISTA*, 3.
- Heidhues, P. & Köszegi, B. (2017). Naivete-based price discrimination. *Quarterly Journal of Economics*, 132(2), 1019–1054.
- Heidhues, P. & Köszegi, B. (2018). Behavioral Industrial Organization. In *Handbook of Behavioral Economics*, Herausgeber D. Bernheim, S. DellaVigna, & D. Laibson, vol. 1, chap. 6, pp. 517–612.
- Henderson, L., Herring, C., Horton, H. D., & Thomas, M. (2015). Credit where credit is due? Race, gender, and discrimination in the credit scores of business startups. *The Review of Black Political Economy*, 42(4), 459-479.

Literaturverzeichnis

- Hermes, S., Clemons, E. K., Wittenzellner, D., Hein, A., Böhm, M., & Krcmar, H. (2020). Consumer attitudes towards firms that monetize personal information: A cluster analysis and regulatory implications. In PACIS.
- Hupperich, T., Tatang, D., Wilkop, N., & Holz, T. (2018). An empirical study on online price differentiation. In Proceedings of the Eighth ACM Conference on Data and Application Security and Privacy, 76-83.
- Hurley, M., & Adebayo, J. (2016). Credit scoring in the era of big data. Yale JL & Tech., 18, 148.
- Ichihashi, S. (2020). Online privacy and information disclosure by consumers. American Economic Review, 110(2), 569–595.
- Iordanou, C., Soriente, C., Sirivianos, M., & Laoutaris, N. (2017). Who is fiddling with prices? Building and deploying a watchdog service for e-commerce. In Proceedings of the Conference of the ACM Special Interest Group on Data Communication, 376-389.
- Jentzsch, N. (2017). Wohlfahrts- und Verteilungswirkungen personalisierter Preise und Produkte. Studie im Auftrag der Friedrich-Ebert-Stiftung.
- Kolleck, A., & Orwat, C. (2020). Mögliche Diskriminierung durch algorithmische Entscheidungssysteme und maschinelles Lernen – ein Überblick.
- Kosfeld, M. & Schüwer, U. (2017). Add-on pricing in retail financial markets and the fallacies of consumer education. Review of Finance, 21(3), 1189–1216.
- Kraft, M., & Hering, J. (2017). Potenziale von Telematik-Tarifen in der Kfz-Versicherung in Deutschland. Zeitschrift für die gesamte Versicherungswissenschaft, 106(5), 503–524.
- Kühling, J., Sackmann, F., & Schneider, H. (2020). Datenschutzrechtliche Dimensionen Datentreuhänder - Kurzexpertise. BMAS-Forschungsbericht 550. Berlin.
- Leoni, V., & Nilsson, J. O. W. (2020). Dynamic pricing and revenues of Airbnb listings: estimating heterogeneous causal effects, 92, Universitat de les Illes Balears, Departament d'Economía Aplicada.
- Mäder, P. (2017). Der smarte Versicherer. BearingPoint Institute Report, Ausgabe 004.
- Makris, C., Patikas, K., & Stamatiou, Y. C. (2016). Increasing trust towards ecommerce-privacy enhancing technologies against price discrimination. In International Conference on Web Information Systems and Technologies, 2, 25-31.
- Mauring, E. (2020). Sequential search with limited price discrimination. Unveröffentlichtes Arbeitspapier.
- McCrea, M., & Farrell, M. (2018). A conceptual model for pricing health and life insurance using wearable technology. Risk Management and Insurance Review, 21(3), 389-411.
- Melis, G., & Piga, C. A. (2017). Are all online hotel prices created dynamic? An empirical assessment. International Journal of Hospitality Management, 67, 163-173.
- Mikians, J., Gyarmati, L., Erramilli, V., & Laoutaris, N. (2012). Detecting price and search discrimination on the internet. In Proceedings of the 11th ACM workshop on hot topics in networks (pp. 79-84).
- Mikians, J., Gyarmati, L., Erramilli, V., & Laoutaris, N. (2013, December). Crowd-assisted search for price discrimination in e-commerce: First results. In Proceedings of the ninth ACM conference on emerging networking experiments and technologies, 1-6.

Literaturverzeichnis

- Miklos-Thal, J. & Tucker, C. (2019). Collusion by algorithm: Does better demand prediction facilitate coordination between sellers?. *Management Science*, 65, 1552–1561.
- Milone, M. (2019). Smart Lending. Working paper.
- Möhring, M., Keller, B., & Schmidt, R. (2019). Insights into Advanced Dynamic Pricing Systems at Hotel Booking Platforms. In *Information and Communication Technologies in Tourism 2019*, 265-277, Springer, Cham.
- Norberg, P. A., Horne, D. R., & Horne, D. A. (2007). The privacy paradox: Personal information disclosure intentions versus behaviors. *Journal of consumer affairs*, 41(1), 100-126.
- Obermeyer, Z., Powers, B., Vogeli, C., & Mullainathan, S. (2019). Dissecting racial bias in an algorithm used to manage the health of populations. *Science*, 366(6464), 447-453.
- Orwat, C. (2020). Diskriminierungsrisiken durch Verwendung von Algorithmen. Baden-Baden.
- Orwat, C., & Schankin, A. (2019). Attitudes towards big data practices and the institutional framework of privacy and data protection - A population survey. KIT Scientific Publishing, 7753.
- Peiseler, F. Rasch, A. & Shekar, S. (2020). Private information, price discrimination, and collusion. Unveröffentlichtes Arbeitspapier.
- Phelps, E. (1972). The statistical theory of racism and sexism. *American Economic Review*, 62(4), 659–61.
- Philippon, T. (2019). On fintech and financial inclusion. National Bureau of Economic Research. Working Paper No. W26330.
- Pope, D. G., & Sydnor, J. R. (2011). What’s in a picture? Evidence of discrimination from prosper.com. *Journal of Human Resources*, 46(1), 53-92.
- Reimers, I., & Shiller, B. (2018). Welfare implications of proprietary data collection: An application to telematics in auto insurance. Available at SSRN 3125049.
- Rose, M., & Rahman, M. (2015). Who’s paying more to tour these United States? Price differences in international travel bookings. *Technology Science*.
- Ru, H. & Schoar, A. (2016). Do credit card companies screen for behavioral biases? NBER Working Paper 22360, https://www.nber.org/system/files/working_papers/w22360/w22360.pdf
- Schleusener, M., & Hosell, S. (2015). Personalisierte Preisdifferenzierung im Online-Handel. Untersuchung und Ausarbeitung im Auftrag des Sachverständigenrats für Verbraucherfragen beim Bundesminister der Justiz und für Verbraucherschutz.
- Schmid, A., Siemsen, P., & Götze, R. (2016). Keeping an eye on IRIS: Risk and income solidarity in OECD healthcare systems. In *Welfare state transformations and inequality in OECD countries* (pp. 111-129). Palgrave Macmillan, London.
- Schröder M. & Taeger, J. (2014). Scoring im Fokus: Ökonomische Bedeutung und rechtliche Rahmenbedingungen im internationalen Vergleich, Oldenburg.
- Seidenschwarz, H., Faltermeier, J., Wierer, Q., Deichner, N., Wittman, G., Beer, A., & J. Schenkl (2021). Empirie zu personalisierten Preisen im E-Commerce, Regensburg.
- Shiller, B. R. (2020). Approximating purchase propensities and reservation prices from broad consumer tracking. *International Economic Review*, 61(2), 847-870.
- Sonderegger, T., & Hartmann, S. (2015). Akzeptanz von Telematik in der Motorfahrzeugversicherung. Eine Bedürfnisanalyse bei motorfahrzeughaltenden Privatpersonen in der Schweiz. Wiesbaden: Springer Gabler.

Literaturverzeichnis

- Spann, M., & Skiera, B. (2020). Dynamische Preisgestaltung in der digitalisierten Welt. *Schmalenbachs Zeitschrift für betriebswirtschaftliche Forschung*, 72(3), 321-342.
- Spender, A., Bullen, C., Altmann-Richer, L., Cripps, J., Duffy, R., Falkous, C., Farrell, M., Horn, T., Wigzell, J. & Yeap, W. (2019). Wearables and the internet of things: Considerations for the life and health insurance industry. *British Actuarial Journal*, 24(e22), 1-31.
- Stole, L. (2007). Price discrimination and competition. In: *Handbook of Industrial Organization* (Vol. 3), Herausgeber Armstrong, and Porter. Elsevier.
- Sud-on, P. (2019). Advance Booking: Price Discrimination of Air Ticket.
- Thisse, J.-F. & Vives, X. (1988). On the strategic choice of spatial price policy. *American Economic Review*, 78, 122-137.
- Tirole, J. (1988). *The Theory of Industrial Organization*. MIT Press.
- Townley, C., Morrison, E., & Yeung, K. (2017). Big data and personalized price discrimination in EU competition law. *Yearbook of European Law*, 36, 683-748.
- Vissers, T., Nikiforakis, N., Bielova, N., & Joosen, W. (2014). Crying wolf? On the price discrimination of online airline tickets.
- Waldfogel, J. (2020). The welfare effects of Spotify's cross-country price discrimination. *Review of Industrial Organization*, 1-21.
- Wenk-Fischer, C., & Zirbes, R. (2017). Die Wirtschaftslage im deutschen interaktiven Handel B2C 2016/2017. Eine Trendauswertung der aktuellen Online-Befragung.
- Wilson, C. & Waddams Price, C. (2010). Do consumers switch to the best supplier?. *Oxford Economic Papers*, 62, 647-668.
- Xia, L., Monroe, K. & Cox, J. (2004). The price is unfair! A conceptual framework of price fairness perceptions. *Journal of Marketing*, 68(4), 1-15.

Diese Publikation wird im Rahmen der Öffentlichkeitsarbeit des Bundesministeriums für Arbeit und Soziales kostenlos herausgegeben. Sie darf weder von Parteien noch von Wahlbewerbern oder Wahlhelfern während des Wahlkampfes zum Zwecke der Wahlwerbung verwendet werden. Dies gilt für Europa-, Bundestags-, Landtags- und Kommunalwahlen. Missbräuchlich ist insbesondere die Verteilung auf Wahlveranstaltungen, an Informationsständen der Parteien sowie das Einlegen, Aufdrucken oder Aufkleben parteipolitischer Informationen oder Werbemittel. Untersagt ist gleichfalls die Weitergabe an Dritte zum Zwecke der Wahlwerbung. Unabhängig davon, wann, auf welchem Weg und in welcher Anzahl diese Publikation dem Empfänger zugegangen ist, darf sie auch ohne zeitlichen Bezug zu einer bevorstehenden Wahl nicht in einer Weise verwendet werden, die als Parteinahme der Bundesregierung zugunsten einzelner politischer Gruppen verstanden werden könnte. Außerdem ist diese kostenlose Publikation - gleichgültig wann, auf welchem Weg und in welcher Anzahl diese Publikation dem Empfänger zugegangen ist - nicht zum Weiterverkauf bestimmt.

Erstellt im Auftrag des Bundesministeriums für Arbeit und Soziales.

Alle Rechte einschließlich der fotomechanischen Wiedergabe und des auszugsweisen Nachdrucks vorbehalten.