

9 Empfehlungssysteme als Datafizierungsmaschinen

Empfehlungssysteme sind zu allgegenwärtigen Mediatoren digitaler Räume geworden. Empfehlungssysteme selektieren, sortieren und bewerten Informationen, Angebote und Inhalte für Nutzerinnen. Vordergründig lösen sie das Problem des »information overload«, ein Überfluss an Wahlmöglichkeiten, der die Nutzerinnen zu überfordern und handlungsunfähig zu machen droht (Kapitel 9.1). Ein Blick auf die Geschichte der Segmentationspraktiken des Marketings zeigt, dass die Entwicklung von Beobachtungstechnologien eine immer weitere Ausdifferenzierung des Publikums erlauben: Während Empfehlungssysteme auf der Benutzeroberfläche das Übermaß an Dingen reduzieren, vervielfältigen sie im Hintergrund prospektive Relationen zwischen Nutzerinnen und Dingen in Form von »Interessen«, »Segmenten« oder Ähnlichem (Kapitel 9.2). Personalisierte Empfehlungssysteme verinnerlichen unsere drei Momente der Datafizierung. Sie zielen darauf ab, dauerhafte Beziehungen zwischen Nutzerinnen und Unternehmen zu etablieren. Die viel diskutierte »Personalisierung« besteht darin, Unternehmen und Nutzerinnen weiter miteinander zu verwickeln und gleichzeitig weitere Personendaten und prospektive Relationen zu produzieren. Empfehlungssysteme gehen über traditionelle Marketingtechniken hinaus, da sie den Fokus verschieben: Sie generieren nicht nur aus Personendaten ökonomische Beziehungen. Sie sind auch Datafizierungsmaschinen, die auf der Basis von Beziehungen wertvolle Daten produzieren (Kapitel 9.3).

9.1 Die Qual der Wahl

Empfehlungssysteme präsentieren sich den Nutzerinnen als hilfreiche und benevolente Technologien, die es einfacher machen, sich angesichts einer Fülle von Wahlmöglichkeiten zu entscheiden. Sie setzen sich als Intermediäre (Morris, 2015) zwischen das überbordende Angebot an Dingen und

die Nutzerin. Empfehlungssysteme selektieren und priorisieren für uns »Inhalte« und motivieren beziehungsweise »nudgen« (Thaler & Sunstein, 2009; Yeung, 2017) uns zu weiterem Konsum. Streaming-Plattformen wie Netflix, Amazon Prime Video oder Spotify, News-Aggregatoren wie Reddit, Google Newsfeed oder Blendle sowie soziale Netzwerke wie Facebook, Twitter, Instagram oder TikTok gestalten das Portal zu ihrer Welt mithilfe automatisierter Empfehlungsdienste. Welche Filme, Konsumartikel, potenzielle Liebespartnerinnen oder Werbungen uns online präsentiert werden, ist keineswegs zufällig. Auf Netflix kommen 80 Prozent der »stream time« über Empfehlungen zustande (Chong, 2020). Bei Youtube sind es 70 Prozent (Solsman, 2018). Das ist möglicherweise weniger durch die Macht der Empfehlungssysteme begründet als durch deren Allgegenwart. Xavier Amatriain (2013), von 2011 bis 2015 Teamleiter des Machine-Learning- und Recommender-Teams bei Netflix, schreibt über die Benutzeroberfläche von Netflix: »Everything is a Recommendation«. Zufällige (zum Beispiel alphabetische) oder rein chronologische Ordnungen existieren zwar, sind aber oftmals nur schwer auffindbar. Sie verbergen sich hinter den Standardeinstellungen einer Sortierung nach »persönlicher« oder »genereller« Relevanz (i.e. Hits).¹ »The ubiquity of [recommendation] systems [...] quietly structures every choice made online as a recommendation« (Cohn, 2019, S. 48).

Für welches Problem sind Empfehlungssysteme eine Lösung? Im Selbstverständnis der Computerwissenschaften oder in den Erklärungen von Plattform-Unternehmen adressieren Empfehlungssysteme das Problem des Überflusses und der Unordnung der digitalen Welt. Es gibt eine zu große Menge an wählbaren Dingen, die von einfachen Nutzerinnen und Konsumentinnen nicht mehr bewältigt werden könne. »Nur durch Begrenzung ist die Freiheit der Wahl überhaupt möglich [...] die Unübersichtlichkeit des Webs fordert geradezu Ordnungsstrukturen oder Hierarchien, die Signifikanz erzeugen« (Schröter, 2004, S. 117). Das Problem des »information overload« ist in der Literatur zu Empfehlungssystemen oftmals das

1 Angesichts der Allgegenwart von Empfehlungssystemen ist die Frage instruktiv, wo noch andere Ordnungsweisen verwendet werden. Ein kurzer Blick auf alternative Videostreamingportale wie Filmingo oder Mubi zeigt, dass die automatisierte Empfehlung keineswegs die einzige Möglichkeit wäre, Dinge für Nutzerinnen anzuordnen. Filmingo präsentiert zum Beispiel in der Kategorie »Director's Choice« Filmempfehlungen bekannter Regisseurinnen.

Ausgangsproblem, das von den vorgeschlagenen Systemen adressiert wird.² Das wird im »Recommender Systems Handbook« (Ricci et al., 2011) am Beispiel von Online-Shops illustriert:

The appearance and growth of online markets has had a considerable impact on the habits of consumers, providing them access to a greater variety of products and information on these goods. While this freedom of purchase has made online commerce into a multi-billion dollar industry, it also made it more difficult for consumers to select the products that best fit their needs. One of the main solutions proposed for this information overload problem are recommender systems, which provide automated and personalized suggestions of products to consumers. (Desrosiers & Karypis, 2011, S. 107)

»Information overload«, »choice overload«, »analysis paralysis« (Stanley & Clipsham 1997; für einen Überblick: Edmunds & Morris 2000) oder »information glut« (Andrejevic, 2013) erscheinen als zentrales Problem des Internets und der digitalen Ökonomie. Die Konfrontation mit unzähligen Möglichkeiten paralyse Nutzerinnen, so dass sie sich vor lauter Möglichkeiten gar nicht entscheiden könnten. Diese Problemdiagnose ist erstaunlich, gilt doch die Größe (und Qualität) des Angebotes vor allem als positiv: Nutzerinnen werden als Konsumentinnen imaginiert, deren Tätigkeit in einer freien Auswahl aus einer Reihe von Optionen besteht (Gabriel & Lang, 2015). Dholakia et al. (2019) sprechen gar von einer Ideologie der freien Wahl: »The availability and abundance of choice is seen as unequivocally good, and are readily conflated with the celebrated ideas of freedom and democracy« (Dholakia et al., 2019, S. 337). Streaminganbieter wie Spotify schließen daran an, wenn sie Zugang zu »Millionen Songs« beziehungsweise zu vollständigen oder zumindest riesigen Archiven versprechen.³ Die »proliferation of choice« wird

2 »Information overload« ist ein altes Phänomen, dessen Neuheit periodisch immer wieder festgestellt wird, wie ein kursorischer Blick in die Literatur zu »information overload« zeigt (Rosenberg, 2003; Edmunds & Morris, 2000; Levy, 2008). Der Ursprung des Phänomens lässt sich wahlweise im 13. Jahrhundert (Blair, 2003, 2011), zur Zeit der Erfindung des Buchdruckes 1450–1550 (Stalder, 2016), als Ursache (Noyes & Thomas, 1995) oder Resultat der industriellen Revolution (Levy 2008 referierend auf Beniger 1986), mit dem Aufkommen der Wissensgesellschaft (Machlup, 1972) und elektronischer Datenverarbeitung (vor seiner Zeit: Bush 1945; Bell 1999) oder doch erst mit der Verbreitung des Internets (Shenk, 1997; Andrejevic, 2013) lokalisieren.

3 Plattformen profitieren auch von Netzwerkeffekten: Je mehr Nutzerinnen auf Social-Media-Plattformen oder je mehr Songs oder Filme auf Streamingplattformen zu fin-

zwar gefeiert, stellt die Konsumenten aber auch vor Probleme: »The enormity of choices create formidable difficulties. Consumers find this enormity almost impossible to navigate and must rely on a number of resources to guide them« (Gabriel & Lang, 2015, S. 28). Die Frage ist also, wie aus Millionen Songs eine Playlist von 30 Songs wird, aus tausenden von Filmen einer ausgewählt werden kann, den ich heute Abend anschauen will. Iyengar & Lepper (2000) finden in Laborstudien Evidenz, dass sogar schon die Auswahl aus 30 gegenüber sechs Wahlmöglichkeiten zu »demotivation« führen können (für eine Übersicht zum Phänomen »choice overload« siehe Chernev et al. 2015).

Die Satire-Webseite The Onion greift dieses Dilemma in einem fiktiven Bericht über ein neues Netflix-Abonnement auf:

Streaming giant Netflix announced its new payment plan this week which offers users the option to just browse endlessly without watching any videos. According to CEO Reed Hastings: »For just 5 Dollars a month we're giving customers affordable access to Netflix's most popular function scrolling through our robust library of titles and posters without ever deciding on a single one. The new plan will allow users to add titles to their queue that they'll never watch and we'll still give users helpful recommendations for what else to browse«. (The Onion, 2014, k.S.)

Eine Studie von Eszter Hargittai et al. (2012) relativiert das Problem des »information overload«: »Only a scattered few participants expressed a sense of being overwhelmed by the volume of information or the type of media they encountered« (Hargittai et al., 2012, S. 171). Russell Neuman stellt lapidar fest: »It may be simply that the refined tools of digital search are keeping up with the digital information abundance« (Neuman, 2019, S. 204). Auch Hargittai et al. (2012) sehen »refined tools« wie Empfehlungssysteme als entschärfende Faktoren (siehe auch Edmunds & Morris 2000).⁴ Morris und Powers

den sind, umso besser. Die damit verbundene Tendenz zur Monopolbildung bedeutet, dass gleichzeitig Massen- und Nischenmarkt bedient werden muss.

- 4 Gleichzeitig ist auch anzumerken, dass die NutzerInnen selbst über Strategien verfügen, mit Überfluss umzugehen, zum Beispiel »Abstumpfung« (siehe analog Georg Simmel (1903) zur Blasiertheit der Großstädter). NutzerInnen zeigen beispielsweise gemäß Benway & Lane (1998) sogenannte »banner blindness«, i.e. die Tendenz, Bannerwerbung relativ gezielt zu ignorieren. Diese Art des Umgangs mit Onlineinhalten verweist aber auch auf weitere Strategien der Reduktion: zum Beispiel die kategoriale Unterscheidung von legitimen, »relevanten« Inhalten und Werbung beziehungsweise

bemerken, dass der Verweis auf (musikalischen) Überfluss mit Bemühungen verbunden ist, diesen überbordenden Strom der Musik zu kanalisieren und einzugrenzen:

discourse about constant, free-flowing and abundant access to all music all the time readily feeds into notions of control, curation and stemming the tide – a process carried out for us, expertly and discretely, by our service of choice. (Morris & Powers, 2015, S. 109)

Empfehlungssysteme sind oftmals von solchen Metaphern des Überflusses begleitet: Empfehlung erscheint als geeignete und notwendige Lösung dieses Problems. Jonathan Cohn (2019) beschreibt, wie die positive Erfahrung des Shoppens – »strolling through aisles and enjoying the variety and vastness of America's bounty and consumer choices« – durch die Erfindung automatisierter Empfehlungssysteme als ineffizient und als eine Last umdefiniert wurde.⁵ 1961 führte die Warenhauskette Neyman Marcus ein automatisches »gift advisory system« ein, das auf IBM-Technologie beruhte und den Kundinnen Fragen stellte, um ihre Präferenzen – oder die Präferenzen ihrer Ehemänner – zu eruieren. »Through these recommendations, making a choice was framed as a ›burden‹, while automated computer technologies became the solution« (Cohn, 2019, S. 2).

Die Redefinition von Überfluss als Problem legitimiert Empfehlungssysteme gegenüber den Nutzerinnen und rahmt digitale Überwachung und Datensammlung als »give-to-get« (Fourcade & Kluttz, 2020). Wenn Wählen angesichts des Übermaßes eine so mühselige Tätigkeit ist, stellen Nutzerinnen gerne ihre Verhaltensweisen und Meinungen bereit, um im Gegenzug (personalisierte) Empfehlungen zu erhalten und nicht in »clutter and confusion« (Vaidhyanathan, 2011) unterzugehen.

zwischen Ham und Spam. Gemäß Finn Brunton (2013, S. 48) lässt sich Spam als eine »violation of salience« beschreiben, »barraging everyone indiscriminately with their lame message« (Brunton, 2013, S. 201). Spam kann man problemlos ignorieren, wodurch schon mal ein großer Teil an Emails oder Werbeinhalten wegfällt.

- 5 Andrew Abbott (2014) beschreibt »redefinition« als Strategie, mit Überfluss umzugehen. Er führt als Beispiel Web-Surfing an, eine Praxis, in der die zufällige Ordnung der Dinge als positiv gedeutet wird: »A common example [of redefinition] is surfing the web or, to give the equivalent for an earlier generation, reading encyclopedias. To encounter a randomly ordered source and simply read through it is to wander arbitrarily through the enormous excess of knowledge, to choose randomness as positive good« (Abbott, 2014, S. 20).

9.2 Die Differenzierung des Publikums

Unternehmen propagieren Empfehlungssysteme als Vorteil für Nutzerinnen, um die richtigen Dinge schneller zu finden. Es geht aber keineswegs nur um die Sortierung und Priorisierung der Dinge. Wie ein kleiner historischer Abriss der Konsumentenbeobachtung zeigt, geht es aus der Perspektive der Unternehmen darum, Nutzerinnen zu sortieren. Das Grundproblem, das sowohl Marketing als auch Empfehlungssysteme adressieren, ist im Anschluss an Beniger ein Kontrollproblem. Es tritt auf, wenn Produktion und Konsum räumlich, zeitlich und sozial auseinandertreten. Marketing und verschiedene Hilfstechnologien der Kundenbeobachtung sollen die Lücke zwischen Konsumenten und Dingen schließen und Tauschverhältnisse repersonalisieren.

Das Kontrollproblem

James Beniger beschreibt die Entwicklung von Informationstechnologien als Reaktion auf eine Kontrollkrise. Die Industrialisierung im 19. Jahrhundert führt zu einer massiven Beschleunigung der Produktion und Verteilung von Gütern, die sich nicht mehr mit den bestehenden Mitteln kontrollieren ließ. Durkheim beschrieb dies als Übergang von segmentär differenzierten zu funktional differenzierten, »organischen« Gesellschaften:

The producer can no longer embrace the market in a glance, nor even in thought. He can no longer see limits, since it is, so to speak, limitless. Accordingly, production becomes unbridled and unregulated. (Durkheim 1893: 369–370; zitiert in Beniger 1986, S. 11)

Die Kontrollkrise besteht darin, dass Güter seit der Erfindung der Dampfmaschine nach Belieben hergestellt, transportiert und verschoben werden können, »with full speed of industrial production, night and day and under virtually any conditions« (Beniger, 1986, S. 12). Produktion, Verteilung und Konsum können nicht mit den bestehenden Mitteln unter Kontrolle gebracht werden, so dass es zu einer Reihe von »control revolutions« kommt: Bürokratie, Rationalisierung und die Erfindung von Informationstechnologien wie zum Beispiel Lochkarten (Driscoll, 2012), Telegrafie und Telefonie oder die »mass feedback«-Technologien der Marktforschung tauchen als Lösungen für die diversen Kontrollprobleme auf. Die Vervielfachung von Gütern ist mit einer Vervielfachung von Technologien zur Kontrolle ihrer Verteilung und Zirkulation gekoppelt: »[T]he very success of the late nineteenth century

in learning how to manage accelerated flows of goods seemed to be leading to a crisis of overproduction« (Levy, 2008, S. 508).

Die Herausbildung von Werbeindustrie und Marktforschung ist die Reaktion auf das Problem der Überproduktion. Diese wiederum schufen ihre eigenen Informationsgüter, um Bedürfnisse zu erzeugen, Märkte zu erschließen und um Wissen über Konsumenten und ihre Verhaltensweisen zu gewinnen (Beniger 1986, Kapitel 8; Turow 2003, 2008). Kommerzielle Überwachungstechnologien stellen gemäß Matthew Crain eine Antwort auf die Krise der Überproduktion dar. Über Marketing und die damit verbundene Beobachtung von Konsumentinnen werden Produktion und Konsum von physischen, aber auch medialen, Gütern aneinander gekoppelt: »Increasingly, engaging in consumer surveillance is simply the price of doing business for all commercial enterprises« (Crain, 2018, S. 98). Das bedeutet, dass bürokratische Technologien der Kontrolle in den Dienst der Überwachung von Konsumentinnen gestellt werden: »the industrial construction of audiences« (Turow & Draper, 2014) beziehungsweise verschiedene Formen von »manufacturing customers« (Zwick & Denegri Knott, 2009) basieren auf einer Beobachtung von Konsumentinnen, um Informationen über ihre Vorlieben, Interessen, Geschmäcker, etc. zu erzeugen, die von Unternehmen bedient werden können.⁶

Die Differenzierung des Massenpublikums

Eine gängige Periodisierung unterteilt die Geschichte des Marketings in vier Phasen (Tedlow 1996, kritisch: Berghoff et al. 2012). Fragmentierte, regional operierende Märkte wurden nach 1880 von »mass marketing« abgelöst, das nationale Märkte zusammenführte. Zwischen 1920 und 1980 folgte eine

6 Wie Levy feststellt, kommt es dabei zu einer »ironischen« Entwicklung: »the more information that is produced to manage and control other forms of production, distribution, and consumption, the greater the need to manage this new information as well« (Levy, 2008, S. 508). Amazon Reviews sind ein illustratives Beispiel für die Selbstverstärkung und Selbstreferenzialität des »information overload«-Problems. Trevor Pinch (2012) zeigt in einer Analyse von Amazons Reviewingsystem, wie Problem und Lösung des Overflows selbstverstärkend wirken. Weinberger (2007, S. 13) bringt es auf den Punkt, wenn er über die Fotoarchivierung und die Zugänglichkeit des Archivs schreibt: »however we solve the photo crisis, it will be adding more information to images, because the solution to the overabundance of information is more information«.

Phase der Segmentierung, welche Konsumentinnen nach Alter, Lebensstilen, Einkommen und anderen sozioökonomischen Variablen differenzierte. Seit 1980 differenzieren Marketer noch feiner: »hyper-segmentation« tendiert dazu, »each customer as a separate market« zu sehen (Holbrook & Hulbert, 2002, S. 716). Die Geschichte des Marketings ist so gesehen eine Fortschrittserzählung, wie Marketer lernen, Kundinnen und ihre Interessen, Präferenzen und Bedürfnisse immer detaillierter zu erfassen.

Wie Pridmore und Zwick (2011) darlegen, kam es Mitte des 20. Jahrhunderts zu einer Paradigmenverschiebung im Marketing: In den 1940er-Jahren war die Überwachung von Konsumentinnen »motivated by a company's intention to align consumer preferences for products and brands with what was being produced«. Ab den 1950er-Jahren setzte sich eine Orientierung an den Bedürfnissen der Kundinnen durch. Statt Konsumentinnen dazu zu bringen, bestimmte Produkte zu begehren, empfahlen Marketingfachleute nun, zu produzieren, was die Konsumentinnen sich wünschen (Pridmore & Zwick, 2011, S. 269). Turow verdeutlicht, was dieser Paradigmenwechsel von einem relativ homogen vorgestellten Massenpublikum – durch die Figur des Durchschnittskonsumenten repräsentiert – zu heterogenen Nischen bedeutet.

In der ersten Hälfte des 20. Jahrhunderts hielten Marketingabteilungen den Konsumentinnen das Bild einer typischen amerikanischen Familie als erstrebenswertes und nachzuzuhmendes Ideal vor: »Keeping up with the Joneses«, beschreibt die Versuche amerikanischer Marketer, Konsumentinnen Neid auf die besser gestellten Nachbarinnen einzutrüfeln und sie so zum Konsum anzuhalten. »Large numbers of Americans live a great life by getting the latest products that everybody wants – and you should too« (Turow, 2008, S. 17). Diese Orientierung an einem Idealbild der relativ wohlhabenden Kernfamilie »Jones« beinhaltet eine starke Homogenitätsannahme, die sich nicht nur im Marketing, sondern auch in den frühen Publikumsvorstellungen der Massenmedien finden. Diese setzten einen durchschnittlichen »universal receiver« (Fisher & Mehozay, 2019) voraus, der gleichermaßen als Orientierungspunkt für Konsumentinnen wie auch für Marketingaktivitäten diente.

Eine stärker differenzierende Wahrnehmung und Konstruktion von Konsumentinnengruppen löst diese Vorstellung des homogenen Massenpublikums mit seinen Durchschnittskonsumenten ab. »The notion of an average consumer has become fiction« (Gabriel & Lang, 2015, S. 231), wie Turow schreibt:

As the mass-oriented periodicals and network radio went down in flames, new target-oriented industries arose from the ashes. Magazines and radio stations that called out to specific audience categories—by gender, race, age, lifestyle tastes—became the norm. Many advertisers found these sorts of division useful. Increased competition was leading manufacturers to design ways to differentiate products so that smaller and smaller numbers of a product could be made and marketed profitably to certain segments of society. Spurred by the need to learn about the niches that might use the products, market research firms were coming up with new ways to differentiate parts of the population of interest to manufacturers, retailers and media. Items that seemed basic suddenly were changed to fit various lifestyles. (Turow, 2008, S. 38)

Der Durchschnittskonsument weicht einer heterogenen Multitude verschiedener Typen von Konsumentinnen, deren Verhaltensweisen und Konsumentscheidungen in zunehmendem Maß Objekte der Beobachtung werden. Wurden zu Beginn vor allem anonymisierte, statistische Bevölkerungs- und Marktforschungsdaten sowie Samplingstrategien genutzt – die keine Identifikation und Rückverbindung zu einzelnen Konsumentinnen erlaubten; »[i]n the mass media era, members of the audience have no individual existence« (Fisher & Mehozay, 2019, S. 1182) –, so fußt die hochauflösende Beobachtung von Kundinnen auf digitalen Kundendatenbanken (Zwick & Denegri Knott, 2009) und Kundentreueprogrammen (Pridmore, 2010; Coll, 2013, 2016). Diese können Informationen über jede Transaktion auf einzelne Konsumentinnen zurückführen. Die US-amerikanische Firma Acxiom, gab im Geschäftsbericht von 2014 an, über die Daten von weltweit 700 Millionen Menschen zu verfügen. Datenbroker wie Acxiom unterscheiden Konsumentinnen und ihre »Lebensstile« nach Hunderten von Variablen. In den USA hätten sie über 3000 »Verhaltenswahrscheinlichkeiten« für praktisch jede Amerikanerin ermittelt.

Acxiom's »Consumer Data Products Catalog« from 2011 lists hundreds of »data elements« which corporate clients can obtain about individuals or households to complete their customer databases. In addition to basic information such as name, age, gender, phone numbers, email addresses, education, occupation, children, income and credit card use, detailed records on housing and vehicle ownership are available. In the »geography and address« category, 25 different attributes are available, in the »ethnicity« category ten attributes – for example several »race codes«. In addition, data on voting party

and ›interests‹ such as ›dieting/weight loss‹, ›casino‹, ›gambling‹, ›lotteries‹ or ›smoking/tobacco‹ are available. Data on health ›needs‹ such as ›allergy related‹, ›arthritis/mobility‹, ›disabled individual in the household‹ and ›diabetic focus‹ is ›derived from purchases and self-reported sources‹. (Christl & Spiekermann, 2016, S. 95, Hervorhebungen entfernt)

Während Konsumentinnen zuvor im Sinne von »Populationen« (Ruppert, 2012) mit bestimmten durchschnittlichen Eigenschaften gedacht wurden, rückt mit der Möglichkeit der individuellen Rückverfolgbarkeit von Verhaltensweisen die individuelle Konsumentin in den Fokus – wenn auch als Teil differenzierbarer, provisorischer und relativer (kategorialer) Zugehörigkeiten (Lury & Day, 2019, S. 21). Zentral für die individuelle Rückverfolgbarkeit sind neue Datentypen wie Transaktions- (Lauer, 2020) und Verhaltensdaten (Seaver, 2018) sowie Infrastrukturen (Alaimo & Kallinikos, 2019; Kornberger et al., 2019). Richard Rogers (2009) benennt diesen Bruch als einen Übergang zu »post-demographics«. Anstelle einer an die soziologische Meinungs- und Umfrageforschung anschließenden Marktforschung, die traditionelle Kategorien zur kausalen Interpretation von Nutzerinnen verwendet, basieren post-demografische Methoden auf neuen Datenformen:

Demographers normally would analyze official records (births, deaths, marriages) and survey populations, with census taking being the most well known of those undertakings. Profilers, contrariwise, have users input data themselves in platforms that create and maintain social relations. They capture and make use of information from users of online platforms. (Rogers, 2009, S. 30)

Die Differenz von post-demografischen Methoden der Datengenerierung sieht Rogers (2009) vor allem darin, dass Nutzerinnen ihre Interessen selbst mitteilen. Diese Art der Mitteilung interpretiert Rogers tendenziell als explizite Mitteilung: Die Nutzerinnen füllen entsprechende Felder auf Profelseiten (i.e. Lieblingsbücher, -bands, -musikerinnen, etc.) aus, was dem Ausfüllen eines Fragebogens nahekommt. Obwohl Rogers Begriff der »post-demographics« intuitiv evident erscheint, ist die Verwandtschaft von demografischen und post-demografischen Vorgehensweisen bei ihm weitgehend erhalten: Die Art und Weise der Datenerzeugung orientiert sich an Abfragen von Interessen und Einstellungen sowie demografischen Variablen. Dennoch bleiben demografische Angaben relevant. Sie können nun aber auf andere Arten erzeugt werden, wie Cheney-Lippold (2017) zeigt (siehe

auch Kapitel 8). Kategorien wie das Geschlecht werden zu »measurable types«, die aus bestehenden Personendaten abgeleitet werden können. Es kann »gemessen« werden, wie stark die Verhaltensweisen einer Nutzerin, deren Geschlecht unbekannt ist, den Verhaltensweisen des »measurable type« »Frau« entsprechen. Die Übereinstimmung von gelebten Kategorien und algorithmischen Kategorien ist für Unternehmen irrelevant. Wichtiger ist, ob die Nutzerin sich in digitalen Infrastrukturen wie eine Frau verhält: »Google's gender is a gender of profitable convenience« (Cheney-Lippold, 2017, S. 7).⁷

Das bedeutet, dass Nutzerinnen nicht mehr über bekannte und benennbare Kategorien des Sozialen definiert sind: Die einzelne Nutzerin erscheint stattdessen in Relationen zu Dingen, die sie angeklickt, angesehen oder geteilt hat und in Korrelation zu anderen Nutzerinnen, die sich ähnlich wie sie verhalten. Welchen Kategorien Nutzerinnen tatsächlich angehören, wird dabei zunehmend unbedeutend – zumindest für die Maschine: »you don't need to know whether someone is male or female, queer or straight, you just need to know his or her patterns of purchases and find similar clusters« (Bowker, 2014, S. 1796). Im Werbebereich braucht es möglicherweise eine »Rückübersetzung« von algorithmischen Protokategorien, »in order to make the information intelligible for the [ad] buyer, since most buyers are used to thinking in terms of age, gender, income, education, etc.« (Bolin & Andersson Schwarz, 2015, S. 8).

Um Interessen, Kategorien oder Konsumneigungen berechnen zu können, braucht es »mehr« Daten, d.h. es müssen vermeintlich unbedeutende, aber weitaus öfter vorkommende, Verhaltensweisen wie »linking«, »viewing«, »following«, etc. mobilisiert werden, um statistisch belastbare Rückschlüsse ziehen zu können (Alaimo & Kallinikos, 2017, S. 184f.). Soziale Netzwerke und andere Plattformen sind nicht nur »post-demographic«, sondern auch »post-transactional« insofern sie nicht nur die eher seltenen Ereignisse einer ökonomischen Transaktion aufzeichnen und auswerten.⁸ Jo-

7 Wie David Graeber in seiner Kritik der Bürokratie formuliert, werden administrative Technologien zum Selbstzweck und Ziel der technologischen Entwicklung: Zum Beispiel lässt sich Social Media aus dieser Perspektive als eine effektivere Technologie »for the filling out of forms« (Graeber, 2015, S. 142) begreifen. Dank ihr müssen keine Häkchen mehr gesetzt werden, weil aus den sozialen, an andere Nutzerinnen adressierten, Verhaltensweisen auf kategoriale Zugehörigkeiten zurückgeschlossen werden kann.

8 Josh Lauer bemerkt in seiner Studie zu Transaktionsdaten, die über Kreditkartenzahlungen entstehen, dass die Entdeckung von Transaktionsdaten oftmals den Techgigan-

seph Konstan, eine zentrale Figur in der Entwicklung von Empfehlungssystemen, berichtet von der »Entdeckung« dieser Verhaltensdaten: aus jeglichen Online-Aktivitäten – Klicks, Views, Mausbewegungen, Scrolling, Sucheingaben, etc. – können Daten gemacht werden, die sich für Empfehlungssysteme nutzen lassen. Anfang der 1990-Jahre wurden solche Aktivitäten kaum als Daten verstanden und auch nicht aufgezeichnet: Sie verschwanden weitgehend ungenutzt (siehe auch: Zuboff 2018, vgl. das Zitat von Mary Modahl in: West 2017, S. 26).

[Konstan] noted that much of their work in the mid1990s was inspired by the idea that the economy was becoming more focused on the value of information. They saw that there was a great deal of online user activity (in the form of, among other things, clicks, reading habits, and preferences) that at that point was simply disappearing, and he and his colleagues felt it was a ›no-brainer‹ to make this information both valuable and useful for users and companies alike; recommendation systems helped make this ›information economy‹ possible. (Cohn, 2019, S. 44)

Diese Entdeckung, aus der »interaction« von Nutzerinnen und digitalen Objekten individuell rückverfolgbare Personendaten zu machen (Fisher & Mehozay, 2019, S. 1182), erlaubte eine immer hochauflösendere Beobachtung und eine damit verbundene Multiplikation der Differenzierungsmöglichkeiten:

The algorithmic episteme puts us in a completely different numerical universe, with possibly hundreds of variables and hundreds of values for each variable. To the extent that such data could be rendered in natural language (e.g. via a table), it would contain thousands upon thousands of rubrics, making it impossible to process. (Fisher & Mehozay, 2019, S. 1185)

Die statistische Beobachtung des Massenpublikums mithilfe sozialer Kategorien soll Nachfrage und Angebot koordinieren, wozu die Nutzerinnen in im-

ten, insbesondere Google, zugeschrieben wird. Transaktionsdaten seien aber schon viel früher als wertvolle Ressource erkannt worden: »The value of transactional data was recognized much earlier, not by Google, but by other capitalists—namely, credit-granting department stores during the 1920s and credit card companies during the 1970s and 1980s. Both retailers and banks mined their payment records for insight into the buying habits, interests, and future profitability of their customers. The history of payment cards thus reveals the deep roots of surveillance capitalism and efforts to transform data into capital« (Lauer 2020, S. 3, vgl. auch Dixon & Gellman 2014, S. 80).

mer feinere Kategorien eingeteilt werden. Radikalisiert durch die technologische Innovation von Kundendatenbanken lässt sich individuelles Konsumverhalten in Echtzeit registrieren. Abstrakte, durch Samplingverfahren generierte Publika, weichen individuellen Nutzerprofilen, die in Bezug auf ihre Ähnlichkeiten und Differenzen vermessen werden. Dabei werden relativ stabile, in ihrer Zahl überschaubare, soziale Kategorien tendenziell durch temporäre, nur noch von Maschinen verarbeitbaren, »patterns« ersetzt: Messbare Ähnlichkeits- und Differenzbeziehungen von Nutzerinnen werden zur Grundlage der Marktkoordination.

Die Erschließung nationaler oder globaler Märkte verunmöglichte, was historisch gesehen lange Zeit Usus war: der »personalisierte«, auf gegenseitiger Wahrnehmung und Kenntnis beruhende Austausch von Gütern und Dienstleistungen.⁹ Neue Personalisierungstechniken mit unpersönlichen Verfahren sollen diese Manko beheben (siehe Moor & Lury 2018 zur Preispersonalisierung).

9.3 Personalisierung

Markttausch und Personalisierung schließen sich in der Theorie aus: Märkte sind Plattformen, auf denen Angebot und Nachfrage anonym aufeinander treffen, um Ware gegen Geld tauschen. Zwischen Käuferin und Verkäuferin braucht weder vorher noch nachher eine Beziehung zu bestehen. Sie müssen idealerweise nichts voneinander wissen, außer dass die Käuferin über den verlangten Kaufpreis und die Verkäuferin über die gewünschte Ware verfügt. Die Beziehung besteht alleine im Tausch.

Wie die Geschichte der Kundenbeobachtung und des Marketings zeigt, sind Unternehmen aber stets bemüht, Wissen über ihre Kundinnen zu erzeugen, um langfristige Beziehungen beziehungsweise »customer relationships« aufzubauen und ökonomische Beziehungen zu »repersonalisieren« (Hart, 2001; Moor & Lury, 2018).

The shift towards ›relationships‹ as the crucial metaphor for understanding producer-consumer interactions has helped ensure a business strategy focused on developing and nurturing long-term relationships with profitable

9 »Records dating to biblical times show that merchants have adjusted the choice of merchandise, its price, and even the location for completing the sale based on an understanding of the particular shopper« (Turow, 2017, S. 135).

consumers in order to create a sustainable competitive advantage. These relationships are seen to help retain loyal and more profitable customers, making opportunities for up-selling and cross-selling easier and more effective. This requires personal information to be actively sought and compiled about both current and potential clients in order to establish corporate-consumer relationships that go beyond a single commercial transaction. (Pridmore, 2012, S. 323)

Im Anschluss an die vorigen Kapitel schlage ich vor, die Bedeutung »personalisierter« Empfehlung, die aus dem Marketing kommt, ernst zu nehmen und Personalisierung nicht so sehr als Singularisierung zu verstehen – das ist sie offensichtlich nicht, da das Individuum sich nur durch die Linse der anderen betrachten lässt (siehe Kapitel 8) –, sondern im Sinne von »good matches«: als Intimisierung oder Familiarisierung der Beziehung zwischen Unternehmen und Nutzerin, was in der Sprache des Marketings als ein Fokus auf »customer relationships« bezeichnet wird (Pridmore, 2012, 2013).¹⁰

Auf der Benutzeroberfläche, d.h. auf der Vorderbühne reduzieren Empfehlungssysteme den Überfluss an Informationen, Artikeln oder Angeboten und adressieren Nutzerinnen in ihrer Singularität: Filme, die dich interessieren könnten; Songs extra für dich; weil du diesen Artikel gelesen hast, könnte dich auch jener interessieren. Die für Nutzerinnen sichtbare Ordnung der Dinge ist »personalisiert« und stellt sich jeder Nutzerin auf (mehr

10 Dieser in den 1990er-Jahren aufkommende, durch »database-marketing« ermöglichte Fokus auf »customer relationships« ist verbunden mit einer zunehmenden Differenzierung der Kundschaft mit der Leitunterscheidung profitabel/unprofitabel. Eine Binsenwahrheit des Marketings besagt, dass 20 Prozent aller Kundinnen für 80 Prozent aller Umsätze verantwortlich sind (zudem gilt es als sehr viel schwieriger, eine Neukundin zu gewinnen als bestehende Kundinnen zu halten). Aber welche Kundinnen gehören zu diesen 20 Prozent, und wie können sie zur Rückkehr gebracht werden? Das ist die Grundlage für Targeting: Die Identifikation, Adressierung und Belohnung der besten Kundinnen mit dem höchsten »lifetime-value«. Das Mantra des Marketings kehrt Paretos Regel um: »Focus 80 percent of your efforts on the 20 percent of customers who provide 80 percent of your profit« (Turow, 2008, S. 6f.). Die Beobachtung der Kundschaft dient in diesem Sinne der Unterscheidung von profitablen und weniger profitablen Kundinnen, um den profitablen mehr Aufmerksamkeit zukommen zu lassen. Personalisierung im Sinne von Empfehlungssystemen generalisiert den »customer relationships«-Ansatz auf alle Nutzerinnen, nicht nur die vielversprechendsten.

oder weniger) unterschiedliche Weise dar.¹¹ Gemäß Netflix, Amazon oder Facebook sind für mich andere Dinge relevant als für andere.¹²

In Kapitel 9.1 habe ich dargestellt, dass automatisierte Empfehlungssysteme auf das Problem der Multiplikation von Konsumoptionen reagieren. Wie Chris Anderson bemerkt, lockert die Verlagerung von physischen Geschäften ins Internet eine ihrer zentralen Beschränkungen: Lohnte es sich für physische Geschäfte aufgrund von Raumknappheit nur dann, ein bestimmtes Produkt im Regal zu haben, wenn eine große Menge davon regelmäßig verkauft wird, können Webshops – und in noch gesteigertem Maß die Anbieter von rein digitalen Informationsgütern wie Musik, E-Books oder

-
- 11 Konnte die Personalisierung Ende der 1990er-Jahre noch als Gegenmittel zu einer nivellierenden Mono- oder Mainstreamkultur verstanden werden (z.B. Gladwell 1999; Negroponte 1996; Chayka 2019), ist Personalisierung aktuell vor allem Gegenstand der Kritik. Weil Empfehlungssysteme »personalisieren«, d.h. den Nutzerinnen unterschiedliche Dinge anzeigen, untergraben sie den demokratischen Diskurs und den gesellschaftlichen Zusammenhalt (Pariser, 2011; Sunstein, 2009, 2017) oder führen uns immer tiefer in den Kaninchenbau von Extremismus und Verschwörungstheorien (Tufekci, 2018). Die Funktion der Massenmedien, eine »shared social reality« herzustellen, werde angesichts weitgehender Ubiquität von Personalisierung erschwert (Just & Latzer 2017, S. 246, Turow 2010). Es lässt sich nicht mehr ohne Weiteres bestimmen, was als allgemein bekannt und anerkannt vorausgesetzt werden darf, da sich alle Internet-beziehungswise Plattformnutzerinnen in ihren eigenen »filter bubbles« und »Echokammern« wiederfinden. Zu einer Kritik der Filterblasen-Kritik siehe: Bruns 2019; Flaxman et al. 2016, polemisch: Unternährer 2020a. Da personalisierte Empfehlungssysteme zudem auf Personendaten angewiesen sind, gelten sie als Inbegriff von Überwachung und Privatsphäreverletzungen (Van Dijck, 2014; Mai, 2016; Zuboff, 2015), aber auch als Verstärker von bestehenden Vorurteilen und Ungleichheiten (siehe zum Beispiel: Noble 2018; Benjamin 2019; Cohn 2019).
- 12 Eine Reduktion von Überfluss geschieht im Fall von Empfehlungssystemen auf spezifische Weise. Während Journalistinnen oder andere menschliche Expertinnen spezifische Relevanzkriterien kennen, um den Strom an Dingen einzudämmen (siehe Zittrain 2006 zur Geschichte des »Online-Gatekeeping«), selektieren, sortieren und priorisieren Empfehlungssysteme nach eigenen »Kriterien« der Relevanz – nach der »Relevanz« von Personalisierungsalgorithmen. Menschliche Expertise als Lösung für die zeitgenössische Informationsflut scheint weniger wichtig zu werden. Relevanz wird nicht über Beurteilung, sondern über Berechnung bestimmt. Relevant ist, was die Algorithmen automatisierter Empfehlungssysteme als relevant postulieren. »Relevanz« ist tendenziell nicht mehr etwas, das allgemeingültig ist, sondern erst in Relation zur einzelnen, spezifischen Nutzerin entsteht (Kant 2020, S. 36, Van Couvering 2007; Just & Latzer 2017).

Videos – eine weitaus größere Menge an Dingen feilhalten (siehe auch Weinberger 2007). Anderson appelliert an digitale Unternehmen, sich dies zunutze zu machen, indem sie weniger auf »Hits« und mehr auf den »long tail« fokussieren sollten, d.h. auf jene Dinge, die selten verkauft werden, von denen es aber eine sehr große Menge gibt, sofern der Katalog »tief« genug ist:

What's really amazing about the Long Tail is the sheer size of it. Combine enough nonhits on the Long Tail and you've got a market bigger than the hits. [...] If the Amazon statistics are any guide, the market for books that are not even sold in the average [physical] bookstore is larger than the market for those that are. (Anderson, 2004)

Andersons Schlussfolgerung ist: Weg von den Hits, hin zu den obskuren, aber doch von einzelnen nachgefragten, »misses«. Weg von Massenmärkten, hin zu Abertausenden von Nischenmärkten. Er legt den Unternehmen der digitalen Ökonomie also nahe, möglichst vollständige Kataloge bereitzustellen (siehe Amazon für Bücher, Spotify für Musik) um alle auch noch so esoterischen Interessen bedienen zu können.¹³

Die Frage ist, wie Angebot und Nachfrage in diesem Überfluss an Angeboten zusammen kommen. Oder: Wie lassen sich Nutzerinnen und Dinge verbinden? Um jemandem statt den neuesten Tarantino Kassenschlager einen obskuren Film des polnischen Independent Cinema vorzuschlagen, braucht es Informationen über Nutzerinnen und ihre Vorlieben. Anderson schlägt vor: »Use recommendations to drive demand down the Long Tail« (Anderson, 2004).

Empfehlungssysteme bieten sich als Matching-Mechanismen an, »determining which content will be prioritized for which user« (Andrejevic, 2013, S. 199). Sie schalten sich als neue Intermediäre, sogenannte »infomediaries«, zwischen Konsumentinnen und Produzentinnen und vermitteln (kulturelle) Produkte (Morris, 2015). Dabei handelt es sich aber nicht um eine einfache Weitergabe, sondern um eine möglichst passgenaue Adressierung spezifischer Segmente oder einzelner Konsumentinnen. Auf der Hinterbühne der

13 Zwei Softwareingenieure eines großen Schweizer Webshops erklärten mir in einem Interview, dass Popularität für Empfehlungssysteme ein Problem darstelle, da immer wieder die gleichen, populären Dinge angezeigt würden. Ihr Ziel sei aber, die Nutzerinnen mit personalisierten Empfehlungen in den »Long Tail« ihres Warenkatalogs zu bringen.

Herstellung von Empfehlungen haben wir es weder mit einer Vereinzelung noch mit einer Reduktion zu tun, sondern mit dem Knüpfen von Relationen. Es geht nicht um die individuelle Nutzerin, sondern um die Beziehung zwischen der Nutzerin und Dingen und die Beziehung zwischen der Nutzerin und dem Unternehmen. Personalisierung ist so gesehen eine komplexe Verdichtung von Relationen zwischen verschiedenen beteiligten Einheiten, die auf die Etablierung von (langfristigen) ökonomischen Beziehungen zielt.

Wie ich in Kapitel 6 dargelegt habe, besteht eine erste Schwierigkeit darin, überhaupt Nutzerinnen auf die eigene Webseite, App oder Plattform zu locken. Oftmals braucht es dafür »inducement gifts«, welche die ökonomischen Beziehungen in Gang bringen. Sobald die Nutzerinnen beginnen, ihre Spuren zu hinterlassen, können ihre Verhaltensweisen (entweder gleichzeitig oder post-facto) zu Daten gemacht und verarbeitet werden. Über algorithmische Vergleiche werden Nutzerinnen und Dinge »relationiert« und prospektive Beziehungen abgeleitet. Diese Relationierung findet auf einer weitgehend formalen Ebene statt, indem die verschiedenen Einheiten durch Rechen- und Vergleichsoperationen zueinander in Beziehung gesetzt werden. Auf welche verschiedenen Arten und Weisen diese »Relationierung« stattfinden kann, zeige ich in Kapitel 10.

Der Clou von Empfehlungssystemen besteht darin, dass sie nicht nur Informationen über die Nutzerinnen benötigen, um ihre Vermittlungsfunktion zu erfüllen, sondern diese Informationen im Fall ihres Funktionierens auch produzieren. Personendaten sind sowohl Treibstoff als auch Produkt der Verwicklung von Nutzerinnen, Dingen und Unternehmen. Personalisierung wird dabei als »convenient« und »goodwill gesture« gerahmt, um das Tracking der Nutzerinnen als faire Gegenleistung für passende Angebote zu positionieren (Kant, 2020, S. 5).

Vom »customer relationship management« und den Kundentreueprogrammen der 1990er-Jahre zum Businessmodell der »personal information economy« (Elmer, 2004) findet eine Verschiebung statt. Plattformen und Data Broker schieben sich als Dritte zwischen Produzentinnen und Konsumentinnen. Der Fokus verschiebt sich darauf, Nutzerinnen in Datafizierungsinfrastrukturen zu verwickeln, um Personendaten beziehungsweise daraus abgeleitete »words« (Bermejo, 2009, S. 150), »Interessen« (Degeling, 2017) oder »Segmente« (Turow, 2003) zu produzieren, die dann von zahlenden Wer-

bekundinnen bedient werden können.¹⁴ Diese Verschiebung lässt sich am Beispiel von Googles Entwicklung illustrieren: Wie Shoshana Zuboff (2018) beschreibt, nutzte Google die von der Suchfunktion generierten Personendaten, um ihre Dienstleistungen zu verbessern und genauer auf die Bedürfnisse der Nutzerinnen eingehen zu können. Das »symbiotische« Verhältnis von Suche und Nutzerinnen, die gegenseitig voneinander lernen konnten, benennt Zuboff mit dem Begriff des »Verhaltenswert-Reinvestitionszyklus«, in dem alle von den Nutzerinnen hinterlassenen Daten in die Verbesserung des Produktes zugunsten der Nutzerinnen reinvestiert wird. Das war vor allem die Vision früher Entwickler von Empfehlungssystemen. Google machte daraus ein datenbasiertes Geschäftsmodell, wie Zuboff eingehend beschreibt: Das Nebenprodukt entwickelt sich zum Hauptprodukt und die Dienstleistungsrelationen zwischen Unternehmen und Kunden ändern sich grundlegend: Die Kunden sind nicht länger die Nutzerinnen, so Zuboff, sondern, im Fall der neu als Werbeplattformen ausgerichteten Unternehmen wie Google oder Facebook, die Werbetreibenden. Was zuvor »data exhaust« war, werde nun zu »behavioral surplus« und zur Grundlage von Profit, d.h. es werden mehr Daten erzeugt, als für die reine Verbesserung des Produkts »Suche« benötigt werden. Der Stellenwert von Personendaten verschiebt sich dabei unauffällig: Wurden Personendaten zuvor genutzt, um gute Beziehungen zu erhalten, werden nun »gute« Relationen von Personen und Dingen zum Generator weiterer Personendaten. Social-Media-Plattformen zeigen ihren Nutzerinnen Posts derjenigen Freundinnen, die sie mit größerer Wahrscheinlichkeit zu den datenförmigen Verhaltensweisen wie anklicken, liken oder teilen, etc. führen. Shoppingplattformen zeigen mir, was sich mir ähnliche Nutzerinnen auch angeschaut haben, um vielleicht doch noch das Produkt zu finden, das ich tatsächlich kaufen möchte. Indem Empfehlungssysteme ökonomische Beziehungen zwischen Unternehmen und Nutzerinnen auf Dauer stellen, erzeugen sie nicht nur neue, abgeleitete Relationen, sondern auch neue Aktivitäten, d.h. Verhaltensweisen, die wiederum zu Daten und zu neuem »engagement« umgewandelt werden können.

Wie Robert Bodle (2014) feststellt, basiert Personalisierung auf einem »algorithmically generated feedback loop«, in dem aus vergangenen Verhaltens-

14 Bei Earlybird läuft die Produktion von Interessen über eine »Taxonomie der Interessen«: Jedem Deal oder Wettbewerb wird eine (oder mehrere) Kategorien zugeordnet. Indem Nutzerinnen Deals anklicken, liken oder an Wettbewerben teilnehmen, äußern sie ihr Interesse für eine Interessens-kategorie.

weisen der Nutzerinnen die Selektion passender Dinge abgeleitet wird. Personalisierte Empfehlungssysteme sind Datafizierungsmaschinen, die neue Relationen zwischen Nutzerinnen und Dingen herstellen *und aus den daraus motivierten Verhaltensweisen neue Daten produzieren*. Personendaten »are set up to multiply themselves« (Gerlitz & Helmond, 2013, S. 1360) in Rückkopplungsschleifen von »positive sentiment in which users are constantly prompted to like, enjoy, recommend and buy« (Gerlitz & Helmond, 2013, S. 1362). Während Empfehlungssysteme auf der Vorderbühne auf die Verknappung von Inhalten setzen, findet auf der (algorithmischen) Hinterbühne eine »Vervielfältigung kommunikativer Interessen« statt (Wehner, 2010, S. 18).¹⁵ Nicht die Nutzerinnen sind das Produkt von digitalen Plattformen, sondern aus deren Verhaltensdaten abgeleitete prospektive Relationen. In ihrer Idealform sind Empfehlungssysteme der Motor, der den Kreislauf von datengenerierenden Verhaltensweisen und verhaltensgenerierenden Daten am Laufen halten.

In den drei Momenten der Datafizierung werden Nutzerinnen dazu veranlasst, sich in digitale Infrastrukturen zu begeben, sie zu nutzen und dabei Personendaten in einer Form zu hinterlassen, die ihre Verhaltensweisen auf verschiedene Weisen vergleichbar und verwertbar machen. Aus diesen Daten leiten Unternehmen neue Relationen zu ähnlichen Nutzerinnen oder passenden Dingen ab, denen sie die Form von Empfehlungen geben – »Kunden, die diesen Artikel angesehen haben, haben auch angesehen« (Amazon.de), »Personen, die du kennen könntest: Du und Y haben 7 gemeinsame Freunde« (Facebook), »Because you liked/watched Bridgerton« (Netflix). Ein Ziel dieser Form des Marketings besteht darin, die Beziehung zwischen Nutzerin und Unternehmen am Laufen zu halten, indem der Katalog aller möglichen Dinge für die Nutzerinnen auf die (individuell) »passendsten« oder »relevantesten« Dinge reduziert wird (die sich möglicherweise im Long Tail des Katalogs befinden). Was »passt«, ist dabei aber immer relativ: Insbesondere für Werbepattformen ist es von Vorteil, für ihre Werbekundinnen möglichst viele »Interessen« beziehungsweise prospektive Relationen vorrätig zu halten. Ein »perfect match« ist weder wahrscheinlich noch das Ziel: »[Algorithms] make no claims to capture the truth, only to function« (Fisher & Mehozay 2019, S. 1186, siehe auch Van Couvering 2007). In diesem Sinne sind die beobachteten Individuen immer nur provisorisch, den Kategorien immer

15 Siehe auch Sadowski 2019 zum Imperativ der digitalen Ökonomie, aus Daten mehr Daten zu produzieren.

nur teilweise entsprechend (Lury & Day, 2019), immer bereit, anderen Kategorien teilweise zu entsprechen oder neue Interessen anzunehmen (siehe auch Kapitel 8). Empfehlungssysteme – verstanden als Momente der Datafizierung – erachte ich dementsprechend als zentrale Technologien, die nicht nur auf diese »neu erfundenen« Verhaltensdaten setzen und daraus neue Relationen erzeugen, sondern gleichzeitig prospektive Relationen zwischen Nutzerinnen und Dingen und neue Verhaltensdaten generieren.

Empfehlungssysteme reduzieren und produzieren Überfluss: Auf der Vorderbühne reduzieren sie das Angebot an »content« für Nutzerinnen auf ein Maß, das der Fortführung ihrer Aktivitäten möglichst entgegen kommt. Auf der Hinterbühne differenzieren Empfehlungssysteme ihre Nutzerinnen und produzieren »Interessen« in Form prospektiver Relationen, die genutzt werden, um darüber zu entscheiden, was einer Nutzerin als Nächstes angezeigt wird. Bei Erfolg kommt es zu einem Kreislauf von »engagement«: Daten (bzw. Verhaltensweisen) gegen Empfehlungen gegen Daten usw.

Im nächsten Kapitel widme ich mich der Frage, wie der Kreis beziehungsweise die Rückkopplungsschleife geschlossen wird: Wie verbinden verschiedene Typen von Empfehlungssystemen Nutzerinnen mit Dingen? Wie stellen Empfehlungssysteme Passungsverhältnisse zwischen Nutzerinnen und Dingen her? Dabei beschreibe ich vier Typen von Empfehlungssystemen und ihre Verfahren, wie sie Nutzerinnen von digitalen Dienstleistungen mit anderen Nutzerinnen und Dingen in Beziehung setzen.