

DataSkop



Algorithmische Empfehlungssysteme und Digitale Souveränität

Eine medienpädagogische Einführung

Emanuel Sarjevski
Bardo Herzig
Dolph Hielscher

Universität Paderborn



GEFÖRDERT VOM



INHALT

Einführung	4
1 Mediatisierung und Digitalisierung der Lebenswelt	6
1.1 Digitale Medien im Alltag.....	6
1.2 Algorithmische Entscheidungs- und Empfehlungssysteme	8
1.3 Big Data	9
2 Digitale Souveränität	13
2.1 Begriffsverständnis	13
2.2 Digitale Souveränität, Medienkompetenz und Medienbildung	14
2.3 Medienbildung auf Bundes- und Länderebene	16
3 Empfehlungssysteme	18
3.1 Definition und Zielsetzung.....	18
3.2 Empirische Forschung zur Nutzung algorithmischer Empfehlungssysteme in Deutschland	19
3.3 Filterverfahren bei Empfehlungssystemen.....	20
3.3.1 Überblick Filterverfahren	21
3.3.2 Kollaboratives Filtern.....	23
3.4 Maschinelles Lernen.....	27
4 Chancen und Herausforderungen der Nutzung von Empfehlungssystemen	34
4.1 Einflussbereiche der Mediennutzung.....	34
4.2 Anwendungsbereiche und Chancen der Nutzung von Empfehlungssystemen	36
4.3 Anwendungsbereiche und Herausforderungen der Nutzung von Empfehlungssystemen	38
5 YouTube	41
5.1 Geschichte, Aufbau und Struktur.....	41
5.2 Reichweite und Bedeutsamkeit	43
5.3 YouTube's Empfehlungssystem	44
5.4 Datenschutz	46
6 TikTok	49
6.1 Geschichte, Architektur und Funktionen	49
6.1 Geschäftsmodell, Nutzungsbedingungen & Jugendschutz und Datenschutz.....	50
6.2 Nutzer-innendemografie und Nutzungsweisen	51
6.3 TikTok's Empfehlungssystem.....	53
6.4 Chancen und Risiken.....	54
7 Ethik und Moral im Kontext digitaler Medien	56
7.1 Ethik und Moral.....	56



7.2 Nutzer-innen und Online-Plattformen als moralisch Handelnde	58
7.3 Ethik und Moral im Kontext digitaler Medien – ein Thema für den schulischen Unterricht?	61
8 Literatur	65

Einführung

Diese medienpädagogische Einführung¹ ist im Rahmen des Datenspendeprojekts *DataSkop* entstanden und dient als inhaltliche Basis zur Auseinandersetzung mit algorithmischen Empfehlungssystemen in der schulischen Medienbildung für alle Interessierten – z. B. Lehrkräfte, Studierende, Lehramtsanwärter:innen und Fortbildner:innen. Sie kann zudem als Begleitmaterial für Lernszenarien im schulischen Unterricht genutzt werden, die ebenfalls im Projekt *DataSkop* entwickelt wurden. Diese dienen der Befähigung junger Heranwachsender zu einem souveränen Umgang mit Daten und einem selbstbestimmten Handeln in digitalen Kontexten (vgl. KMK 2016). Bei diesen zu vermittelnden Kompetenzen geht es konkret z. B. um das sichere Agieren in digitalen Umgebungen, um die Kenntnis grundlegender Prinzipien und Funktionsweisen der digitalen Welt, um das Erkennen algorithmischer Strukturen in digitalen Anwendungen oder um den Schutz persönlicher Daten und der Privatsphäre (vgl. ebd., S. 17).

Der Erwerb solcher Kompetenzen ist vor dem Hintergrund einer zunehmend stärker werdenden Mediatisierung und Digitalisierung, die sich auf Alltag, Freizeit, Beruf, aber auch auf Erziehung und Bildung auswirken, von hoher Bedeutsamkeit. Viele digitale Medien aus der alltäglichen Nutzung werden in ihrer Funktion durch algorithmische Empfehlungssysteme unterstützt oder auch vollständig von diesen bestimmt. Bei Onlineplattformen, wie z. B. YouTube, Amazon, Instagram oder TikTok, finden algorithmische Empfehlungssysteme Verwendung, um den Nutzer:innen möglichst passgenau Produkte – z. B. Videos, Kaufartikel oder Nachrichten – zu empfehlen. Dabei treffen Empfehlungssysteme eine inhaltliche Vorauswahl aus einer größeren Gesamtmenge, um nützliche oder interessante Empfehlungen für Nutzende auszuspielen. Für eine adäquate Berücksichtigung der Interessen und Präferenzen der Nutzer:innen wird eine entsprechende Informationsgrundlage benötigt. Diese Informationen werden mithilfe verschiedener Analyse- bzw. Filterverfahren aus vielfältigen Daten gewonnen, die bei der Nutzung diverser Medienangebote, wie z. B. von YouTube, Amazon oder TikTok, entstehen. Die Funktionsweise dieser im Hintergrund laufenden algorithmischen Filterprozesse ist für Nutzende allerdings nicht sichtbar bzw. wird für diese nicht ausreichend offengelegt. Damit bleibt z. B. intransparent, inwieweit das Nutzer:innenverhalten Einfluss auf die Empfehlung hat oder auf welchen

Annahmen die Empfehlungsalgorithmen beruhen. Mögliche Folgen sind z. B. Einflussnahmen auf das Kauf- und Konsumverhalten oder auf die Rezeption von Informationen, die Nutzenden nicht bewusst sind. Insbesondere junge Menschen nutzen Dienste wie YouTube, Instagram oder TikTok in selbstverständlicher, intensiver und interaktiver Weise z. B. zu Unterhaltungs- oder Informationszwecken (vgl. MpFS 2021) und greifen damit auf Inhalte zu, die durch algorithmische Empfehlungssysteme verarbeitet und vorgeschlagen werden. Um vor dem Hintergrund intransparenter Algorithmen medienkompetent und digital souverän agieren zu können, sind spezifische Kompetenzen erforderlich, die es erlauben, Möglichkeiten der Sammlung, Auswertung und Verarbeitung von Daten zu durchschauen, hinsichtlich ihrer Folgen einzuschätzen und daraus Konsequenzen für das eigene Verhalten abzuleiten. Mit Bezug auf Empfehlungssysteme bedeutet dies, Merkmale und Erscheinungsformen von Empfehlungssystemen in verschiedenen Online-Kontexten sicher erkennen und beurteilen zu können. Ein übergeordnetes Lernziel ist dabei, ein Bewusstsein für die Bedeutsamkeit der Kenntnis von Empfehlungsprinzipien aus Perspektive der Nutzenden sowie aus Sicht der Plattformbetreibenden zu entwickeln. Hierzu gehört das Wissen, dass zur Verwirklichung von digitaler Souveränität des Individuums auch staatliche Behörden und (Software-)Unternehmen in der Verantwortung stehen, Rahmenbedingungen für transparente Empfehlungssysteme zu schaffen, die ein reflektiertes und souveränes Handeln des Individuums ermöglichen.

Die oben geschilderte Problematik ist Orientierungspunkt für die Gliederung der vorliegenden Einführung. Im **ersten Kapitel** werden Mediatisierungs- und Digitalisierungsprozesse und die damit zunehmende Nutzung und Bedeutung digitaler Medien in alltäglichen Zusammenhängen beleuchtet. Dabei werden die Grundfunktionen algorithmischer Entscheidungs- und Empfehlungssysteme im Alltag sowie deren Entscheidungs- und Empfehlungsgrundlage – die erzeugten Daten der Nutzenden – skizziert.

Im **zweiten Kapitel** wird nach einer Erläuterung des Konstrukts der digitalen Souveränität Bezug auf das hier vertretende Verständnis von Medienkompetenz und Medienbildung sowie deren Verortung im Konstrukt der digitalen Souveränität vorgenommen.

Das **dritte Kapitel** bietet einen Überblick über grundlegende Funktionen und verschiedene Filterprinzipien

¹ Bei Personenbezeichnungen und personenbezogenen Substantiven wird i.d.R. eine gendersensible Formulierung verwendet. Wo dies aus Gründen der besseren Lesbarkeit nicht geschieht und das generische Maskulinum verwendet wird, sind

gleichermaßen alle Geschlechter angesprochen. Die verkürzte Sprachform impliziert keine Benachteiligung anderer Geschlechter und ist allein auf redaktionelle Gründe zurückzuführen.



von Empfehlungssystemen sowie über Nutzungsweisen der Systeme. Neben der Darstellung klassischer Verfahren von Empfehlungssystemen wird auch auf maschinelle Lernverfahren eingegangen, die mittlerweile zu deutlich effizienteren und besseren Empfehlungen führen als statistische Verfahren.

Im **vierten Kapitel** folgt eine Diskussion zu Chancen und Herausforderungen der Nutzung von Empfehlungssystemen vor dem Hintergrund verschiedener Anwendungsbereiche. Dabei werden zunächst grundlegende Einflussbereiche der Mediennutzung skizziert, um innerhalb dieses Rahmens Chancen und Problemlagen verschiedener Medienangebote im Zusammenwirken mit algorithmischen Empfehlungssystemen darzustellen, die sowohl positive Einflüsse im Sinne von Chancen zeigen als auch Problemlagen, die sich nachteilig auf Individuum und Gesellschaft auswirken.

Im **fünften** und **sechsten Kapitel** werden die beiden Online-Dienste *YouTube* und *TikTok* vorgestellt, deren Empfehlungssysteme ein integrales Geschäftsmodell für das Wachstum und den wirtschaftlichen Erfolg der Plattformen bedeuten. Zudem werden die beiden Unternehmen u.a. hinsichtlich ihrer grundlegenden Nutzungsfunktionen, technischen Strukturen und beliebter Nutzungsweisen beleuchtet.

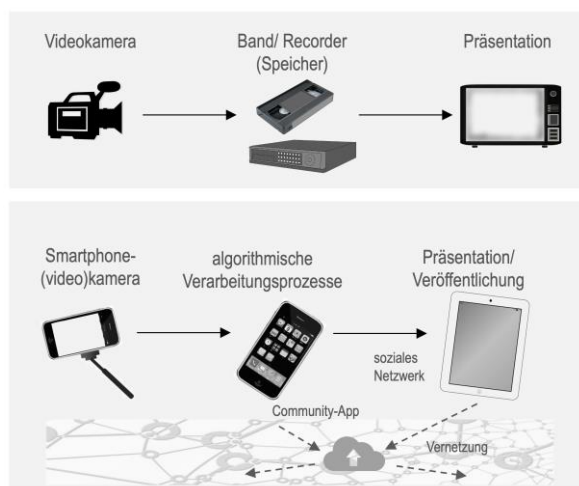
Das **siebte Kapitel** umfasst eine Darstellung zur Ethik und Moral im Kontext digitaler Medien. Dabei wird die Rolle der Nutzer:innen sowie die Rolle der Online-Unternehmen als moralische Handelnde in den Blick genommen. Zudem wird der Frage nachgegangen, ob sich die Bearbeitung ethischer und moralischer Fragestellungen im Kontext digitaler Medien auch für den schulischen Unterricht eignet. Das Kapitel endet mit der Skizzierung eines konkreten Fallbeispiels für die Auseinandersetzung wertebbezogener Fragestellungen im Unterricht.

1 Mediatisierung und Digitalisierung der Lebenswelt

1.1 Digitale Medien im Alltag

Schon lange sind Medien Bestandteil unserer Lebenswelt, im Zuge der Digitalisierung haben sie jedoch nicht nur an Reichweite und Umfang zugelegt, sondern auch qualitativ neue Dimensionen erreicht. Mit den Begriffen **Mediatisierung** und **Digitalisierung** werden gleichsam als Chiffren Veränderungen unserer Lebenswelt gekennzeichnet, die sich nicht nur in Alltag, Freizeit und Beruf auswirken, sondern auch erhebliche Konsequenzen für Erziehung und Bildung haben.

Exemplarisch lassen sich solche Veränderungen am Beispiel der Videographie nachzeichnen (vgl. Darst. 1.1). Während die Videographie anfänglich vorrangig im kommerziellen Bereich mit relativ hohem Aufwand an Technik (Kamera, Speicherkassetten, Bildschirm) zum Einsatz kam, wurde sie mit der Entwicklung von Videorekordern für den Heimbereich und analogen Kameras für eine breite Nutzer:innenschicht zugänglich und später mit digitalen Kameras zu einem Massenphänomen, in dessen Zuge sich nicht nur die Technik weiterentwickelte, sondern sich ein ganzes Mediensystem mit Firmen und Konzernen für die Entwicklung, die Produktion und die Verbreitung etablierte. Parallel entstand eine Fachcommunity mit Fachjournalen, Standards für videografisches Arbeiten usw.



Darstellung 1.1: Analoge und digitale Videographie

Mit den technischen Gegebenheiten veränderten die Menschen auch ihre sozialen Praktiken, d.h. sie eigneten sich die Videographie als Teil ihrer Alltagswelt an. Krotz (2001) bezeichnet einen solchen Prozess als **Mediatisierung**, in deren Verlauf sich „immer mehr immer komplexere mediale Kommunikationsformen [entwickeln], und Kommunikation [...] immer häufiger, in immer mehr Lebensbereichen und bezogen auf immer mehr Themen in Bezug auf Medien [stattfindet]“ (S. 33).

Die Entwicklung der – exemplarisch genannten – Videographie hat mit der **Digitalisierung** noch einmal einen Schub erhalten, der so grundlegend ist, dass er – wie auch bei anderen Medienarten – häufig auch als disruptiver Prozess bezeichnet wird:

- In *technischer* Hinsicht ist das Ergebnis des digitalen Aufnahmeprozesses sofort als Pixelmuster wahrnehmbar. Zudem ist es als solches auch be- und verarbeitbar bzw. spurlos manipulierbar, da auf jedes einzelne Pixel und dessen Farbwerte mit Hilfe von Software zugegriffen werden kann. Das Produkt – ehemals im analogen Fall ein Magnetband – ist zu einem abstrakten Datum geworden, das als Bitmuster in einer Datei auch unmittelbar distribuiert werden kann, sei es z. B. per Messenger an einzelne Personen oder über eine Social Media Plattform, wie YouTube oder TikTok, in einen Cloudspeicher. Damit wird das Video Teil einer vernetzten digitalen Infrastruktur, in der Daten gesammelt, verarbeitet, analysiert und prozessiert werden (vgl. Herzig, 2012, S. 139 ff.). Ein gravierender Unterschied zur analogen Videographie liegt darin, dass mit der Digitalisierung Algorithmen an der Produktion und Distribution von Aufnahmen beteiligt sind. Diese Algorithmen sind auch in der Lage, Entscheidungen zu treffen und damit in unmittelbarer Weise in Lebenszusammenhänge einzugreifen, beispielsweise bei der Erkennung und Verwertung von digital aufgenommenen Gesichtern und damit verbundenen Konsequenzen.

- In *kommunikativer* Hinsicht hat das ehemals privat genutzte Video nicht mehr ausschließlich die Funktion, Personen, Situationen oder Gegebenheiten als persönliche Erinnerung festzuhalten, sondern beispielsweise auch die Funktion, sich als Person selbst (teil-)öffentlich zu präsentieren und diese Präsentation zum Instrument der Identitätsarbeit zu machen, die in dem – ambivalenten – Spektrum der öffentlichen Kommentierung und Bewertung der Bilder stattfindet. Das Video hat – dank der Vernetzung der digitalen Infrastruktur – eine kommunikative Funktion in der Öffentlichkeit erhalten, die über einen rein dokumentarischen Charakter hinausgeht und in experimenteller Weise die Verortung des Ich in der Community auslotet und Teilhabe am eigenen Erleben für andere ermöglicht. Dies ist verbunden mit der Veränderung sozialer Praktiken, d.h. mit Verhaltensroutinen, die sich als Beziehung zwischen Subjekten und technischen Artefakten ausdrücken. So wird das Smartphone zum ständigen Begleiter und ermöglicht die ständige Inszenierung der eigenen Person und deren Bewertung. Welche sozialen Praktiken gesellschaftlich annehmbar sind, wird über spezifische kulturelle



Codes geregelt, z. B. spezifische ästhetische Vorstellungen (vgl. Reckwitz 2003).

- In *struktureller* Hinsicht hat sich die Videographie mit der Digitalisierung ebenfalls entscheidend verändert. Durch die Konvergenz technischer Medien und ihre Vernetzung fallen Produktion, Be- und Verarbeitung sowie Verbreitung des Produkts zusammen und können vom Nutzende mit Hilfe eines einzigen technischen Artefakts, z. B. dem Smartphone oder Tablet, umgesetzt werden. Dies ist allerdings nur möglich, weil sich die Infrastruktur vom Einzelmedium zur vernetzten digitalen Infrastruktur entwickelt hat, in der Internetkonzerne, Hardwareproduzenten ebenso wie Softwarehersteller eine dominante Rolle spielen und in der mediale Angebote nicht (mehr) nur durch institutionalisierte Anbieter gestaltet werden, sondern in erheblichem Umfang auch durch private Nutzer:innen und durch algorithmisch gesteuerte Verfahren. Parallel dazu haben sich neue Geschäftszweige entwickelt, z. B. die Analyse und Vermarktung der Daten, die bei der Nutzung von digitalen Medien und den damit verbundenen Infrastrukturen anfallen (vgl. z. B. Hecker et al. 2016).

Medienbegriff

Medien werden im Alltagssprachgebrauch häufig mit den technischen Artefakten – z. B. dem Handy oder dem Tablet –, mit konkreten Angeboten – z. B. dem Videofilm oder der Zeitung – oder mit Institutionen – z. B. dem Fernsehen oder der Presse – gleichgesetzt. Ein einheitlicher Medienbegriff besteht auch in der Wissenschaft nicht. Wir verstehen Medien hier als Mittler, durch die in kommunikativen Zusammenhängen Zeichen mit technischer Unterstützung aufgenommen bzw. erzeugt und verarbeitet, übertragen, gespeichert oder wiedergegeben werden und verfügbar sind (vgl. Tulodziecki/Herzig/Grafe 2019, S. 33). Mit diesem Verständnis sollen zum einen alle Formen der Kommunikation erfasst werden, bei denen Menschen technische Medien rezeptiv, produktiv und interaktiv einbeziehen; zum anderen umfasst der Begriff neben den technischen Geräten bzw. Einrichtungen zur Wiedergabe, Übertragung, Speicherung und Verarbeitung auch die dazugehörigen Materialien bzw. Software und deren funktionales Zusammenwirken bei der Kommunikation (vgl. ebd.). Nicht zuletzt macht der Hinweis auf die Zeichen darauf aufmerksam, dass die Bedeutungszuweisung dessen, was durch Medien präsentiert, verarbeitet usw. wird, eine Aufgabe der (kommunizierenden) Menschen ist.

Die am Beispiel der Videographie skizzierten Veränderungen lassen sich auf andere Lebensbereiche übertragen. Kitchin/Dodge (2011) haben mit ihrem Ansatz des „Code/Space“ auf die enge Verwobenheit von Software

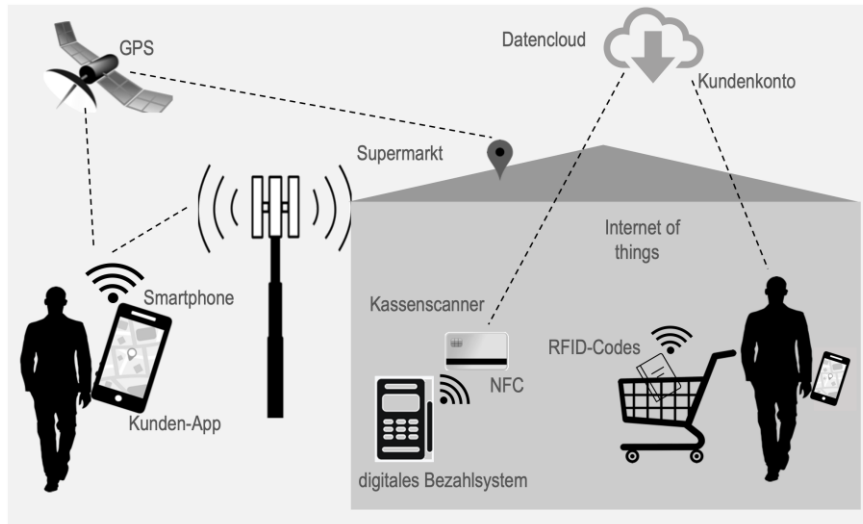
und Lebensraum verwiesen. Sie unterscheiden vier Bereiche, in denen Software in unser Alltagsleben eingebettet ist: in Form von Objekten (z. B. Bank- und Kreditkarten, digitale Endgeräte wie Smartphones), als Infrastruktur (z. B. Netzwerke für Kommunikation, Logistik, Versorgung, Finanzen), in Form von Prozessen (z. B. Banktransaktionen, Online-Bestellungen) und als Verbindung dieser Formen.

In einem Alltagsprozess wie dem Einkauf zeigen sich diese Ebenen (vgl. Darst. 1.2): Über sein Smartphone wird der Kunde über eine Kunden-App auf ein Sonderangebot aufmerksam gemacht und bekommt weitere Produkte empfohlen. Im Supermarkt lädt er die ausgewählten Waren in seinen Einkaufskorb, der automatisch den Warenwert erfasst; gleichzeitig wird über das angeschlossene Warenwirtschaftssystem mit Hilfe eines RFID-Codes am Artikel die Nachbestellung organisiert und der Kunde zahlt an der Kasse kontaktlos mit seinem Handy über ein entsprechendes Bezahlungssystem, das die Daten an die Hausbank des Kunden weiterleitet. Dabei löst er digital noch einen Bonusgutschein ein, der nach einer bestimmten Anzahl von Einkäufen auf dem Kundenkonto, das in einer Datencloud verwaltet wird, erscheint. Neben den für die Bezahlung notwendigen Daten werden während dieses Einkaufs weitere Daten generiert, die für weitere Zwecke genutzt werden können: Mit seinem Smartphone erzeugt der Kunde GPS-Daten, die seinen Standort preisgeben, die gekauften Produkte sind durch die digitale Bezahlung dem Kunden zurechenbar und werden in seinem Kundenkonto gespeichert, beim Bezahlvorgang wird das Endgerät registriert, über das Bonussystem kann das Kaufverhalten erfasst werden usw. Ein großer Teil dieser Prozesse läuft während des Einkaufsvorgangs im Hintergrund ab, sodass sie dem Kunden nicht bewusst sind oder auch gar nicht bewusst sein können: „[...] software often appears „automagical“ in nature in that it works in ways that are not clear and visible, and it produces complex outcomes that are not easily accounted for by people's everyday experience“ (Kitchin/Dodge 2011, S. 5).

Das skizzierte Beispiel dieses Alltagsvorgangs weist auf verschiedene Aspekte hin, die für Erziehung und Bildung bedeutsam sind:

- Aus der Perspektive der Nutzer:innen stellt sich die Frage, über welche Kenntnisse, Fähigkeiten und Fertigkeiten sie verfügen müssen, um sich in der digitalisierten Lebenswelt so zu bewegen, dass sie angemessene Entscheidungen in Bezug auf ihr Handeln und dessen Auswirkungen treffen können.
- Aus der Perspektive der Anbieter von digitalen Anwendungen ist danach zu fragen, inwieweit sie die Prozesse, die „hinter dem User-Interface“ (Bedienoberfläche, Benutzer:innenschnittstelle) ablaufen, den Nutzende durch die Gestaltung der technischen Artefakte überhaupt transparent machen.

- In grundsätzlicher Weise stellt sich angesichts der Komplexität von Informatiksystemen die Frage inwieweit sie überhaupt erklärbar und damit von den Nutzer:innen verstehbar sind.



Darstellung 1.2: Digitalisierung im Alltag

1.2 Algorithmische Entscheidungs- und Empfehlungssysteme

In vielen Alltagszusammenhängen sowie im beruflichen Kontext werden Handlungen und Prozesse durch Computer(-systeme) unterstützt oder auch vollständig übernommen (vgl. Abschn. 1.1). Dabei treffen solche Systeme bzw. die darin implementierten Algorithmen vielfältige Entscheidungen; sie werden daher auch als **algorithmische Entscheidungssysteme** (*ADM, automatic decision making systems*) bezeichnet (vgl. auch Zweig 2019).

Um diese einordnen zu können, ist zunächst der Begriff des **Algorithmus** zu klären. Darunter wird eine eindeutige Handlungsvorschrift im Sinne einer Abfolge von Schritten verstanden, ein mathematisch beschreibbares Problem zu lösen. Ausgangspunkt ist häufig ein lebensweltliches Problem, z. B. die Berechnung von optimalen Fahrtstrecken. Die Entscheidung, welche Fahrtstrecke zwischen Ort A und Ort B die kürzeste ist, kann ein Navigationssystem relativ einfach treffen. Dazu wird das Straßennetz in einem Modell (z. B. als Graph) abgebildet und dann eine Funktion definiert, die das zu lösende Problem mathematisch ausdrückt (und damit berechenbar macht) (vgl. Herzig 2012, S. 118 ff.). Der Algorithmus zur Berechnung der kürzesten Wege, seine Implementation in Software und die Ein- und Ausgabedaten können dann als algorithmisches System bezeichnet werden.

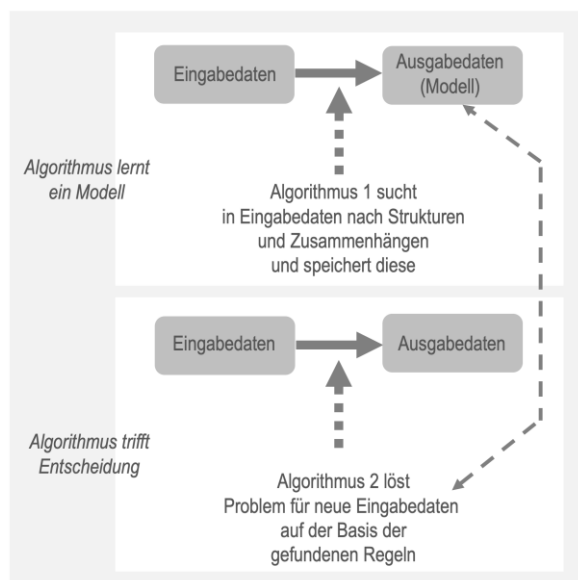
Im Vergleich zum Beispiel der Fahrtstreckeberechnung gibt es Probleme, deren Lösung nicht im Vorhinein durch ein Regelsystem bzw. eine mathematische

Funktion beschrieben werden können. Wenn beispielsweise ein Internetunternehmen für seine Kunden Empfehlungen für bestimmte Produkte aussprechen möchte, gibt es dafür kein festes Regelsystem, auf dessen Basis dieses Problem – welche Produkte dem Kunden gefallen würden – gelöst werden könnte. Daher werden Algorithmen eingesetzt, die aus dem bisherigen Verhalten der Kunden (Eingabe) ein statistisches Modell (Ausgabe) entwickeln, das dann zur Vorhersage genutzt werden kann, welche Produkte die Kunden wohl am ehesten mögen und damit kaufen werden. Solche Algorithmen lernen also aus Daten, mit denen sie trainiert werden (vgl. dazu die Ausführungen zum maschinellen Lernen in Abschnitt 3.3). Solche Systeme, die strenggenommen aus zwei Algorithmen – einem, der das Modell lernt und ein weiterer, der dieses auf neue Eingabedaten anwendet – bestehen (vgl. Zweig 2019, S. 4f.), werden zusammen mit ihrem Einsatzkontext auch als algorithmische Entscheidungssysteme bezeichnet (vgl. Darst. 1.3). Je nach Verwendungskontext werden Entscheidungen nicht vom algorithmischen System allein, sondern im Zusammenspiel mit Menschen getroffen.

Während bei klassischen Algorithmen die Regeln für die Problemlösung also bekannt sind, werden sie in komplexen Systemen algorithmischer Entscheidungsfindung erst noch gelernt. Wenn das statistische Modell gefunden ist, kann es genutzt werden, um daraus z. B. eine Produktempfehlung für Kunden zu berechnen. Wie gut eine solche Empfehlung – respektive das gelernte Modell – ist, hängt auch wesentlich davon ab, wie hoch die Qualität der zugrundeliegenden Daten ist (vgl.

Zweig 2019, S. 7). Schon daran zeigt sich, dass die algorithmische Entscheidungsfindung auch von menschlichen Entscheidungen beeinflusst wird. Allerdings liegt das Modell am Ende des Lernvorgangs häufig nicht als explizites Regelsystem vor, d.h. der Algorithmus hat etwas „gelernt“ und kann damit dann auch Problemstellungen lösen, aber wie die Lösung genau zustandekommt, ist im Detail nicht beschreibbar.

Eine wichtige Gruppe von algorithmischen Entscheidungssystemen stellen sogenannte **Empfehlungssysteme** (*recommender systems*) dar. Auf diese Systeme werden wir uns in der vorliegenden Handreichung konzentrieren.



Darstellung 1.3: Algorithmische Entscheidungssysteme

Algorithmische Entscheidungssysteme sind von Softwareentwicklern gestaltete Systeme. Ihre Nutzung erfolgt in der Regel über eine Benutzer:innenschnittstelle, das User-Interface. Dies kann beispielsweise die Webseite eines Onlineportals sein, über die Videos gesucht, ausgewählt und angesehen oder auch eingestellt werden können. Die Funktionen der zugrunde liegenden Algorithmen werden dem Nutzenden über die Webseite z. B. durch eine Eingabemaske mit entsprechenden Symbolen, Hinweistexten usw. deutlich gemacht. Was im Einzelnen passiert, bleibt den Anwendern aber häufig verborgen; das System stellt in vielerlei Hinsicht eine *black box* dar (vgl. Hustedt 2019). Dabei lassen sich zwei Fälle unterscheiden: Im einen Fall werden bewusst bestimmte Funktionen des Systems bzw. der Algorithmen nicht offengelegt; so könnten bestimmte Nutzer:innendaten – beispielsweise das Endgerät, mit dem jemand eine Webseite besucht oder die Verweildauer auf der Seite – ohne Wissen des Nutzenden erfasst werden. Im anderen Fall, speziell bei komplexen Systemen, sind die Regeln, nach denen das System Entscheidungen

trifft, im Detail nicht einmal den Entwicklern bekannt, weil sie vom System erst gelernt werden müssen (s.o.), aber anschließend auch nicht als explizites Regelsystem vorliegen. In diesem Fall kann nur offengelegt werden, dass es sich um ein solches komplexes Entscheidungssystem handelt. Beide Fälle machen darauf aufmerksam, dass in Bezug auf algorithmische Entscheidungssysteme sowohl eine große Verantwortung bei den Entwicklern liegt, aber auch die Nutzenden über bestimmte Voraussetzungen verfügen müssen, um angemessen mit solchen Systemen umgehen zu können. Solche Fähigkeiten werden z. B. mit dem Begriff der Medienkompetenz bezeichnet (vgl. Abschn. 2.2). Zudem wird deutlich, dass Algorithmen bzw. algorithmische Systeme immer in einem Kontext zu betrachten sind, denn das jeweilige System wird in der Regel auf Basis menschlicher Entscheidungen in einem bestimmten Kontext eingesetzt und seine Ergebnisse werden von Menschen interpretiert.

1.3 Big Data

Ein erster wichtiger Schritt im Zuge der Digitalisierung bestand darin, bestimmte Aufgaben in einem mathematischen Modell formal zu beschreiben und in Form von Algorithmen einer automatisierten maschinellen Bearbeitung zugänglich zu machen. Mit dem Aufbau des Internets, d.h. der Vernetzung von Computern und dem Austausch von Daten über standardisierte Verfahren als weiteren Schritt haben sich neue Formen von Kommunikation, von Wirtschaft und Handel sowie neue Möglichkeiten in den Bereichen Kultur, Politik, Wissenschaft und Bildung etabliert. Durch die intensive Nutzung der vernetzten digitalen Infrastruktur in Alltag, Freizeit und Beruf entstehen nahezu unvorstellbar große Mengen an Daten – sowohl als Ergebnis von Nutzungsprozessen als auch während der Nutzung von digitalen Medien bzw. Informatiksystemen. Mit diesen Daten macht die Entwicklung der Digitalisierung einen weiteren qualitativen Schritt, da die Daten selbst zu einer wertvollen Ressource geworden sind: sie enthalten Informationen, die in vielen Anwendungsbereichen bedeutsam sind. Mit dem Begriff *Big Data* lässt sich ganz allgemein die Fähigkeit beschreiben, riesige Datenmengen unterschiedlichster Art und Herkunft mit spezifischen Algorithmen zu analysieren bzw. zu verarbeiten (vgl. z. B. Levermann 2018, S. 31; Knorre et al. 2019, S. 6). So könnte mit Bezug auf das eingangs skizzierte Einkaufsszenario (vgl. Abschn. 1.1) mit Hilfe einer großen Menge von Daten über Produkte, die Kunden in einem Geschäft gekauft haben, eruiert werden, welche Produkte häufig zusammen im Warenkorb von Kunden auftauchen. Mit diesem Wissen könnten Kunden, die ein bestimmtes Produkt kaufen, ein anderes Produkt gezielt empfohlen werden, das sie bisher nicht



erworben haben, welches aber von anderen häufig mit diesem zusammen gekauft wird.

Eigenschaften von Big Data

Große Datenmengen werden als **Big Data** bezeichnet und hinsichtlich ihrer besonderen Eigenschaften häufig mit drei „Vs“ gekennzeichnet (vgl. z. B. Knorre/Müller-Peters/Wagner 2019, S. 6): volume, velocity, variety. Der Umfang (*volume*) der zur Verfügung stehenden bzw. beständig produzierten Daten wächst exponentiell, was zum einen mit der intensiven Nutzung von Informationssystemen zusammenhängt, zum anderen aber auch mit steigenden Speicherkapazitäten. Unmittelbar damit verbunden ist auch die Frage der Geschwindigkeit (*velocity*), mit der solche Daten erzeugt und verarbeitet werden. Sie ist so hoch, dass Daten inzwischen auch in Echtzeit ausgewertet werden können. Mit *variety* wird die Vielfalt der Daten, ihrer Formate und ihrer Quellen bezeichnet. Mitunter werden diese drei Eigenschaften um weitere Vs ergänzt, z. B. die Aussagekraft der Daten (*veracity*) oder ihr potentieller Wert (*value*). Sowohl die enormen Datenumfänge als auch die Unterschiedlichkeit der Daten lassen es nicht mehr zu, sie mit klassischen statistischen Ansätzen zu bearbeiten.

Das Phänomen Big Data wäre allerdings unzureichend beschrieben, wenn man sich allein auf die Daten konzentrieren würde. Da der eigentliche Wert von Big Data nicht in den Daten liegt, sondern „in den vielen Mustern, die sich daraus extrahieren lassen und die als Output generiert werden“ (Levermann 2018, S. 36), sind insbesondere die Analysemethoden als ein wichtiger Bestandteil von Big Data zu verstehen.

Arten und Quellen von Daten

Das sich aus den enormen Datenmengen ergebende ‚Datenuniversum‘ wird aus unterschiedlichen Quellen mit unterschiedlichen Arten von Daten gespeist. Eine Taxonomie der Vielfalt von Daten könnte nach verschiedenen Kriterien erstellt werden, z. B. nach ihrer Art (Bilder, Texte, Messwerte, Geodaten, ...), nach ihrem Ursprung (nutzer-innengeneriert oder systemgeneriert) oder nach dem Grad ihrer Aufbereitung (Rohdaten, veredelte Daten, ...). Wir nehmen hier eine Unterscheidung in **Inhaltsdaten**, **Prozessdaten** und **Sensordaten** vor, um die Vielfalt zu verdeutlichen (vgl. auch Gapski 2015, S. 67). **Inhaltsdaten** sind solche Daten, die vom Nutzenden (oder von digitalen Agenten wie Bots) erzeugt werden und bestimmte Kommunikationsinhalte z. B. in Form von Texten, Bildern, Audiosequenzen darstellen. Unter **Prozessdaten** fallen solche Daten, die im Verlaufe z. B. von Interaktions- und Kommunikationsprozessen entstehen. Dazu zählen Verbindungsdaten im Mobilfunk, Standortdaten, IP-Adressen und Informationen über besuchte Webseiten im Internet, Metadaten über Up- und Downloads, Fahrzeug- und Fahrtdaten im Auto, Daten über Kreditkartennutzung und

Bankgeschäfte usw. Solche Daten sind häufig indirekt durch die Nutzenden generiert, wobei – im Gegensatz zu den Inhaltsdaten – die Existenz und Speicherung dieser Daten nicht immer allen bewusst ist. Ein zentrales Medium für die Entstehung solcher Prozessdaten ist das Smartphone. Eine dritte Art von **Daten** wird von **Sensoren** geliefert. Solche Sensoren registrieren physikalische oder chemische Eigenschaften in ihrer Umwelt und erfassen diese als Messgröße (Daten). In einem Smartphone sind beispielsweise ein GPS-Sensor, ein Beschleunigungssensor, ein Lichtsensor, ein Gyroskop (zur Messung von Drehbewegungen), eine Kamera oder ein Mikrofon als Sensoren verbaut. Letztere spielen eine wichtige Rolle bei der Erzeugung von Inhaltsdaten (z. B. ein Selfie erstellen und auf eine social media Plattform einstellen), während andere Sensoren z. B. in einem Fitness-Tracker Vitaldaten aufzeichnen. Ein weiterer Anwendungsbereich für Sensoren findet sich im sogenannten Internet der Dinge. Hier erhalten physische Objekte eine eigene eindeutige Adresse und können mit anderen Objekten über das Internet kommunizieren, d.h. Daten austauschen. Dies kann z. B. in der Steuerung von Haushaltstechnik (Smart Home) oder in der Steuerung von Produktionsabläufen (Industrie 4.0) umgesetzt werden. Die Kategorisierung von Daten – auch wenn sie nicht in jedem Fall immer trennscharf ist – zeigt, dass in vielen Lebensbereichen Daten entstehen, an denen die Nutzer:innen aktiv oder passiv beteiligt sind und die ihnen mehr oder minder bewusst sein können, sowohl in Bezug auf ihre Existenz als auch im Hinblick auf ihre weitere Verwendung.

Eine im Kontext von Big Data wichtige Unterscheidung kann noch zwischen strukturierten und unstrukturierten Daten getroffen werden. Strukturierte Daten sind aufbereitet und nach bestimmten Kategorien sortiert, z. B. Meldedaten von Bürgern mit Name, Vorname, Geburtsdatum, Straße, Wohnort usw. Sie werden häufig in Datenbanken gespeichert, in denen Sie nach bestimmten Kriterien analysiert werden können. Unstrukturierte Daten enthalten Informationen, die (noch) nicht offenliegen, d.h. die Daten haben noch keine bestimmte Struktur oder Ordnung. Dazu gehören z. B. Bild- und Textdaten. So kann etwa eine Textdatei mit den von einem Nutzenden in einem bestimmten Zeitraum gelesenen und ggf. kommentierten Nachrichten in einem Onlineportal Informationen darüber enthalten, welche politische Richtung er vertritt. Diese sogenannten latenten Informationen (vgl. Knorre/Müller-Peters/Wagner 2019, S. 7) müssten aber erst durch Analyse der Daten explizit gemacht werden.

Analyse von Daten

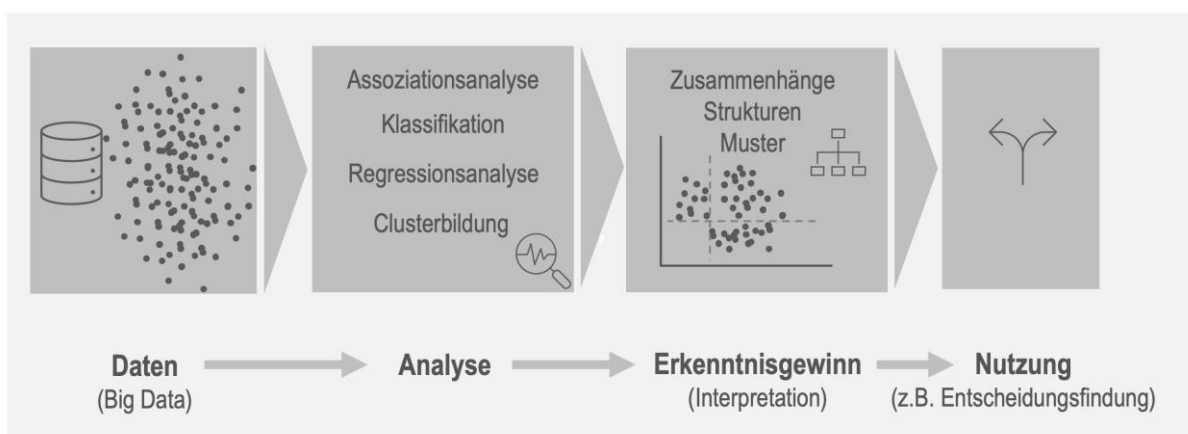
Wenn der eigentliche Wert von großen Datenmengen sich erst durch ihre Analyse erschließt, stellt sich die Frage, wonach in solchen Datenbeständen eigentlich gesucht wird. Im Kern lassen sich vier

Analysemethoden benennen, mit deren Hilfe Daten so ausgewertet werden können, dass ein zusätzlicher Erkenntnisgewinn entsteht, der dann in unterschiedlichen Kontexten genutzt werden kann (vgl. Alpaydin 2019, S. 4 ff.; Wierse/Riedel 2017, S. 51ff.; 88ff.; Romeike/Grillenberger 2015; vgl. Darst. 1.4).

- Ziel einer **Assoziationsanalyse** ist es, in den Daten Zusammenhänge bzw. Abhängigkeiten zu finden, die sich in Regeln ausdrücken lassen. Eine typische Anwendung ist eine Warenkorbanalyse, in der untersucht wird, welche Produkte Kunden zusammen gekauft haben. Dabei bestehen im Vorfeld keine Hypothesen zu spezifischen Zusammenhängen. Eine in einem Datensatz gefundene Regel könnte dann z. B. lauten „wenn Kunden Salzstangen erwerben, dann

kaufen sie in 32% der Fälle auch Erdnüsse“. Auf dieser Basis könnte empfohlen werden, die beiden Produkte im Supermarkt in räumlicher Nähe zueinander zu präsentieren.

- Mit der **Klassifikation** als Analyseverfahren werden die Daten anhand von Merkmalen vordefinierten Klassen zugeordnet. So kann beispielsweise mit einer großen Anzahl von Kundendaten geprüft werden, welche Merkmale diejenigen Kunden aufweisen, die bei der Rückzahlung ihres Kredits in Verzug geraten. Auf der Basis entsprechender Erkenntnisse kann dann bei Neukunden prognostiziert werden, ob sie ein hohes oder ein geringes Risiko für eine Bank darstellen.



Darstellung 1.4: Big-Data-Analysen

- Werden Daten anhand von Merkmalen nicht einer Klasse zugeordnet, sondern (kontinuierlichen) Zahlenwerten, spricht man von einer **Regression**. In einer Online-Autobörse könnte beispielsweise für bestimmte Fahrzeugmodelle der Zusammenhang zwischen Kilometerstand und Verkaufspreis analysiert werden. Ein Regressionsalgorithmus würde einen funktionalen Zusammenhang zwischen dem Kilometerstand und dem Preis berechnen, sodass auf dieser Basis für ein noch nicht angebotenes Fahrzeug der voraussichtlich zu erzielende Preis berechnet werden könnte.

- Wenn Daten vorliegen, für die noch keinerlei Annahmen über Strukturen oder Zusammenhänge bestehen, bietet sich eine **Clusteranalyse** mit dem Ziel an, Häufungen oder Gruppierungen in den Daten zu finden, d.h. Strukturen aufzudecken. So könnte die Analyse von Nutzungsdaten (z. B. Alter, angesehene Filme, Sehdauer pro Film) eines Streaming-Portals ergeben, dass sich drei Gruppen unterscheiden lassen: ältere Nutzer:innen, die längere Filme der Genres Spielfilm oder Dokumentation in der Regel vollständig ansehen, jüngere Nutzer:innen, die häufig kurze Videoclips aus

den Bereichen Musik oder Lifestyle streamen und Nutzer:innen mittleren Alters, die insbesondere Serien mittlerer Länge anschauen. Die Bedeutung, die diese Gruppen haben, muss letztlich von den Portalbetreibern erschlossen werden. So könnten die Nutzungsmuster Hinweise darauf geben, welche Art von Filmen einer bestimmten Personengruppe empfohlen werden kann.

Kausalität, Korrelation und Entscheidungsfindung

In der Analyse von großen Datenmengen werden durch die beschriebenen Verfahren Strukturen und Muster sowie funktionale Zusammenhänge gefunden. Dies bedeutet allerdings nicht, dass damit Kausalitäten erklärt würden. Die Zusammenhänge sind korrelativer, nicht kausaler Natur (mindestens nicht direkt). Dies bedeutet auch, dass Big Data-Analysen nicht theoriegeleitet sind, wohl aber verlässliche Vorhersagen liefern oder effektive Maßnahmen erlauben (vgl. Pietsch/Werneck 2017, S. 26 ff.). Als Grundlage für solche Maßnahmen oder für Entscheidungsfindungen können sie wichtige Erkenntnisse liefern (vgl. Darst. 1.4). In den Beispielen klang bereits an, wo solche Entscheidungsfindungen



auf der Basis von Big Data-Analysen eine Rolle spielen. Dabei kann es sich um Entscheidungen handeln, die für den Einzelnen nützlich und gewinnbringend sind, sie können aber auch zu Ausgrenzung, Diskriminierung, Benachteiligung oder Bevormundung führen. Anders ausgedrückt, können Big Data-Analysen als sogenannte Dual-Use-Technologie (Bunk/Goldschmidt 2016, zit. nach Knorre/Müller-Peters/Wagner 2019, S. 11) für unterschiedliche Zwecke eingesetzt werden. Beispiele finden sich in vielen Lebensbereichen:

- Im Finanzsektor kann durch Analyse von Kundendaten die Kreditwürdigkeit von Personen geschätzt werden. Die Kreditgeber kann dies vor Verlusten schützen, potenziell werden damit Einzelne aber auch von Kreditvergaben ausgeschlossen.
- Aus der Analyse von Bewerbungsdaten von Arbeitnehmerinnen und Arbeitnehmern kann auf die Wahrscheinlichkeit zukünftigen Berufserfolgs geschlossen werden; hier kann firmenseitig ggf. eine geringere Produktivität vermieden werden, andererseits werden aber einzelne Personen erst gar nicht zur Vorstellung eingeladen.
- Aus einer großen Anzahl von Krankheitsdaten kann auf bestimmte Merkmale geschlossen werden, die bestimmte Krankheiten oder Krankheitsverläufe zu prognostizieren helfen; was medizinisch im Sinne von Prävention und Früherkennung hilfreich ist, kann

individuell zu Stigmatisierung oder höheren Versicherungstarifen führen.

- Das Erlernen von Sprachmustern aus großen Mengen von Beispieldaten kann in Assistenzsystemen zur Erleichterung von Alltagshandlungen führen – z. B. die Steuerung von Computerfunktionen über Sprachbefehle –, birgt aber auch die Möglichkeit der Überwachung.
- Die Auswertung des Kauf- oder Informationsverhaltens vieler Kunden kann zu individuellen Produktempfehlungen für Kunden führen, gleichzeitig aber auch als Steuerungsinstrument für gewünschtes Kundenverhalten genutzt werden.

Die Liste von Beispielen ließe sich noch fortsetzen; sie zeigt, dass Big Data-Analysen keine Einzelfallanalysen sind, sondern dass – ggf. schwerwiegende – Entscheidungen als Schlussfolgerungen auf der Basis von Wahrscheinlichkeiten getroffen werden.

Angeichts der Bedeutung von algorithmischen Entscheidungssystemen und der Erhebung, Analyse und Auswertung von Daten in allen Lebensbereichen stellt sich die grundsätzliche Frage, welche Anforderungen sich daraus an die Gesellschaftsmitglieder ergeben, um auch weiterhin eine selbstbestimmte Lebensführung und gesellschaftliche Partizipation sicherstellen zu können. Diese Frage wird häufig unter dem Stichwort der digitalen Souveränität diskutiert.

2 Digitale Souveränität

2.1 Begriffsverständnis

Der Begriff der digitalen Souveränität hat in den letzten Jahren in der Diskussion um Chancen und Problemlagen von Digitalisierung als gesellschaftlicher Transformationsprozess und Megatrend viel Raum eingenommen (vgl. zur Übersicht z. B. Friedrichsen/Bisa 2016b). Als ursprünglich im staatstheoretischen Kontext verwendetes Konstrukt ist Souveränität im absolutistischen Sinne mit dem Gewalt- und Entscheidungsanspruch des Herrschenden (Souverän) und im aufklärerischen demokratischen Verständnis mit der Volkssouveränität verbunden (vgl. Pohle 2020, S. 242). Souveränität als Ausdruck von Volkssouveränität schließt auch Recht und Rechtsstaatlichkeit sowie Demokratie ein und kann als Ausdruck der unveräußerlichen Würde des Menschen als Individuum und als Mitglied einer Gemeinschaft verstanden werden (vgl. Köchler 2016, S. 94). Die Grundfigur von Souveränität als Fähigkeit zum selbstbestimmten und von Fremdherrschaft freien Handeln ist zunächst unabhängig von Digitalisierung, hat jedoch mit Aspekten von Digitalisierung, wie Vernetzung, Cloudcomputing, Big Data oder maschinellem Lernen, besondere Herausforderungen erfahren, die unter **digitaler Souveränität** auf verschiedenen Ebenen diskutiert werden (vgl. Friedrichsen/Bisa 2016a, S.1 ff.):

- Auf einer *politischen* Ebene müssen z. B. Verantwortlichkeiten hinsichtlich rechtlicher Rahmenbedingungen geklärt werden, etwa die Frage nach dem Verhältnis der staatlichen Aufgabe, für Sicherheit zu sorgen und dem Recht auf informationelle Selbstbestimmung, wenn Technologien nicht (mehr) der eigenen Kontrolle unterliegen.
- Davon nicht trennbar ist eine *wirtschaftliche* Ebene, auf der u.a. danach gefragt wird, in welchem Ausmaß digitale Souveränität erreicht werden kann, wenn wirtschaftlich erfolgreiche, digitalisierte Arbeitswelten von Technologien oder Softwareprodukten aus anderen Staaten abhängig sind.
- Auf *technischer* Ebene ergeben sich Fragen zu Datenschutz und -sicherheit, die z. B. die Verwendung persönlicher oder sensibler Daten betreffen. Auch die Frage nach entsprechenden Akteuren und Maßnahmen, welche die allgemeine technologische Souveränität der Netzinfrastruktur gewährleisten, ist dabei von Relevanz.
- Vor diesem Hintergrund ist die Berücksichtigung einer *juristischen* Ebene unerlässlich, weil bisherige Datenpraktiken neue Datenschutzgesetze erfordern, welche die informationelle Selbstbestimmung der Bürger gewährleistet und Eigenverantwortung, staatliche Fürsorge und Entwicklungen der Digitalisierung in ein angemessenes Verhältnis setzen.

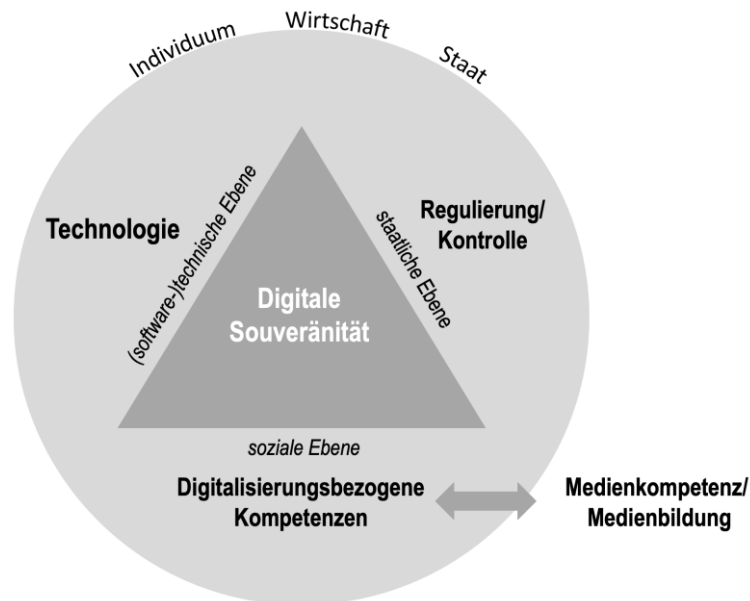
- Gleichzeitig hat eine neu entstandene, sich global ständig weiterentwickelnde Netzkultur zu einer digitalen Öffentlichkeit mit netzspezifischen Logiken geführt, welche z. B. die Interaktion, Kommunikation oder Kooperation zwischen Menschen grundlegend verändert hat und damit neue Souveränitätsanforderungen auf einer *kulturellen* Ebene sichtbar werden.
- Daneben bestehen auf einer *gesellschaftlichen* Ebene u.a. pädagogische Fragestellungen zu digitaler Bildung und Aufklärung. So stellen sich beispielsweise die Fragen, was unter digitalen Schlüsselkompetenzen konkret zu verstehen ist, wie ihr Erwerb gelingen kann oder wie Chancen und Risiken in ein angemessenes Verhältnis gesetzt werden können.

Dieses breite Spektrum von Dimensionen und Aspekten digitaler Souveränität wird im Folgenden mit Blick auf das Individuum fokussiert. Diese Perspektivierung erfolgt vor dem Hintergrund, dass es in DataSkop darum geht, die digitale Souveränität des Einzelnen zu stärken, wobei dies aber auch bedeutet, die individuelle Ebene mit anderen Ebenen zu verschränken. Entsprechend zielt digitale Souveränität darauf, dass alle Gesellschaftsmitglieder sachgerecht, selbstbestimmt, kreativ und sozial verantwortlich in der digitalen Welt handeln können, d.h. insbesondere gesellschaftlich partizipieren und Gesellschaft aktiv mitgestalten können. Dies bedeutet auch, im digitalen Kontext Handlungsfreiheit (Tun und Lassen) zu haben, sicher zu agieren und Kontrolle über das eigene Medienverhalten und dessen Konsequenzen zu haben (vgl. Tulodziecki/Herzig/Grafe 2019, S.80 ff.; SVRV 2017, S. 4 ff.)

Dazu muss das Individuum über spezifische Kenntnisse, Fähigkeiten und Fertigkeiten (digitalisierungsbezogene Kompetenzen) verfügen, die in enger Wechselwirkung einerseits mit den technischen Artefakten bzw. damit verbundenen Technologien und andererseits mit den regulierenden gesellschaftlichen Rahmenbedingungen stehen. Dies bedeutet, dass die digitale Souveränität des Einzelnen immer auch davon abhängt, wie diese durch digitale Technologien und durch gesellschaftliche Rahmenbedingungen ermöglicht oder unterstützt, ggf. aber auch behindert wird (vgl. SVRV 2017; vbw 2018). Entsprechend ist digitale Souveränität ein Konstrukt, welches sich zwar auf der sozialen Ebene durch individuelle Kompetenzen auszeichnet, das aber ohne die (software-)technische Ebene und die staatliche Ebene nicht zu denken ist (vgl. Darst. 2.1). Letztlich würde eine alleinige Zuschreibung auf der sozialen Ebene bedeuten, dass das Individuum selbst für Transparenz als Entscheidungsgrundlage für sein Handeln sorgen müsste. Dies ist nicht nur wenig realistisch, sondern in einer auf Teilhabe und Mitgestaltung angelegten Demokratie auch nicht wünschenswert. Digitale Souveränität

erfordert neben dem kompetenten Individuum auch die staatliche Regulierung (vgl. z. B. Misterek 2017) und die Verantwortung in der Gestaltung technischer Artefakte und ihrer algorithmischen Strukturen (vgl. z. B. Diepen-

brock/Sachweh 2018). In der Verantwortung stehen hier insgesamt die Bürger, die staatlichen Behörden sowie Unternehmen, Wirtschaft und Industrie.



Darstellung 2.1: Digitale Souveränität (vgl. auch SVRV 2017, S. 6)

2.2 Digitale Souveränität, Medienkompetenz und Medienbildung

Das in der medienpädagogischen und bildungswissenschaftlichen Diskussion verwendete Konstrukt der Medienkompetenz adressiert im Rahmen der hier vertretenen Vorstellung von digitaler Souveränität Kompetenzen, die nicht nur auf digitale Medien bezogen sind, sondern auch analoge Medien einbeziehen. Digitalisierungsbezogene Kompetenzen sind daher ein Teil von Medienkompetenz, wenngleich aufgrund zunehmender Medienkonvergenz eine scharfe Trennung nicht immer möglich ist.

Während Medienkompetenz sich auf die Beschreibung von wünschenswerten Kompetenzniveaus bezieht, verwenden wir den Begriff der Medienbildung als Prozessbegriff, der sich auf die bildende Auseinandersetzung mit Medienfragen richtet.

Die digitalen Kompetenzen als Teil umfassenderer Medienkompetenzen lassen sich in einem Kompetenzmodell in verschiedenen Dimensionen beschreiben. Wir vertreten hier ein Modell, das auf der Basis übergreifender Zielvorstellungen zwischen Handlungs- und Nutzungsbereiche auf der einen und Inhaltsbereichen auf der anderen Seite differenziert (vgl. Darst. 2.2) (vgl. Herzig 2020; Tulodziecki/Herzig/Grafe 2019, S. 198 ff.). Auf der übergreifenden **Zielebene** werden Handlungsfertigkeiten für eine funktionsgerechte Nutzung von Medien bzw. Hard- und Software, Kommunika-

tionsfähigkeit im Sinne eines Verständnisses von Medienbotschaften und für eigene Gestaltungen, Recherche- und Strukturierungsfähigkeiten sowie die Fähigkeit der Analyse und Bewertung von Medienangeboten angestrebt. Hinzu kommen Gestaltungsfähigkeit mit Medien, Problemlösefähigkeit und Entscheidungs- und Urteilsfähigkeit im Medienbereich.

Handlungs- und Nutzungsbereiche sind für die Medienbildung relevant, weil die Mediennutzung und das Medienhandeln einerseits selbst bildungsrelevant sein können, andererseits aber auch bildungsrelevante Kenntnisse und Fähigkeiten bei der Mediennutzung und beim Medienhandeln zum Tragen kommen sollen.

Insgesamt lassen sich folgende Handlungs- und Nutzungsbereiche unterscheiden:

- Information und Lernen: Die Medienlandschaft bietet vielfältige Angebote, um sich zu informieren und um zu lernen; diese reichen von Werkzeugen der Recherche über Buch-, Radio- und Fernsehbeiträge bis hin zu interaktiven netzbasierten Angeboten.
- Analyse und Simulation: Digitale Medien können genutzt werden, um aus der Analyse von großen Datenmengen neue Erkenntnisse zu gewinnen (z. B. durch die Analyse von Patientendaten) oder durch die Simulation von komplexen Prozessen und Systemen Vorhersagen treffen zu können (z. B. Wetterprognosen durch die Simulation von komplexen Modellen).



- Unterhaltung und Spiel: Auch in diesem Bereich finden sich vielfältige Angebote von unterhaltender Literatur über Videoclips und Spielfilme von Streaming-

diensten bis hin zu Spielekonsolen und immersiven Spielumgebungen, die mit Hilfe von Datenbrillen erzeugt werden.

Zielbereiche: Handhabungsfertigkeiten, Kenntnis und Verstehen medienbezogener Inhalte, Recherche- und Strukturierungsfähigkeit, Analyse- und Bewertungsfähigkeit, Kommunikationsfähigkeit, Problemlöse-, Gestaltungs-, Entscheidungs- und Urteilsfähigkeit sowie Handlungsfähigkeit und Handlungsbereitschaft					
Inhaltsbereiche:	Grundformen der Mediennutzung sowie Handlungs- und Nutzungsbereiche: rezeptive, interaktive und produktive Nutzung von medialen Angeboten oder Möglichkeiten in den Nutzungs- und Handlungsbereichen				
	Information und Lernen	Analyse und Simulation	Unterhaltung und Spiel	Dienstleistungen	Steuerung und Kontrolle
Medienlandschaft und ihre digitale Infrastruktur					
Gestaltungsmerkmale und Erzeugung medialer Botschaften					
Einflüsse von Medien auf Individuum und Gesellschaft					
Bedingungen der Medienproduktion und Medienverbreitung					

Darstellung 2.2: Konzeptioneller Rahmen zur Medienbildung (vgl. Tulodziecki/Herzig/Grafe 2019, S. 208)

- Dienstleistungen: Mit zunehmender Digitalisierung wird auch die Palette von Dienstleistungen im Bereich von Handel, Banken, Haushalt, Verwaltung, Gesundheit und Verkehr breiter, die beispielsweise An- und Verkauf, Beratung oder Information anbieten – teilweise verbunden mit neuen Berufsbildern.
- Steuerung und Kontrolle: Digitale Medien bieten viele Möglichkeiten, Prozesse und Verhalten zu steuern und zu kontrollieren. Dazu zählen sowohl selbst gewählte Möglichkeiten, z. B. die Steuerung von Haushaltsfunktionen oder die Überwachung von Körper- und Vitalfunktionen, als auch subtile Formen der Beeinflussung, z. B. personalisierte Werbung oder algorithmisch ausgewählte Informationsangebote.

Grundformen der Mediennutzung und des Medienhandelns können in diesen Bereichen in rezeptiver, interaktiver oder produktiver Weise erfolgen, wobei in konkreten Anwendungen auch Mischformen auftreten. Um entsprechende Kompetenzen für ein Agieren in den Handlungs- und Nutzungsbereichen erwerben zu können, ist auch eine Auseinandersetzung mit medienbezogenen Inhalten erforderlich. Dazu zählen sowohl **Inhalte**, die aus der medienpädagogischen Diskussion heraus entstanden sind, als auch informatische Aspekte, die für ein Verständnis der digitalen Grundlagen der Medienwelt und ihrer Zusammenhänge erforderlich sind:

- Medienlandschaft und ihre digitale Infrastruktur: Dieser Inhaltsbereich umfasst die Medienarten und ihre Angebote, Aspekte der Medienkonvergenz sowie Fragen der Sensorisierung, Datafizierung und Algorithmisierung. Darüber hinaus geht es um grundlegende Fragen der Modellbildung, der Programmierung und der Vernetzung.
- Gestaltungsmerkmale und Erzeugung medialer Botschaften: Für das Verständnis und die Gestaltung von Medienbeiträgen ist es wichtig, sich ihre Zeichenhaftigkeit bewusst zu machen und verschiedene Darstellungsformen und Gestaltungstechniken – insbesondere mit Blick auf das Verhältnis von Form und Inhalt – einer medialen Botschaft zu kennen. Darüber hinaus geht es in diesem Inhaltsbereich um verschiedene Formen der Erzeugung von medialen Botschaften, z. B. durch die Auftragung von Substanzen auf Trägermaterialien (z. B. Briefe oder Bilder), durch technische Einschreibungen in Materialien (z. B. Tonband oder Film) oder durch immaterielle Prozesse mit Hilfe von Algorithmen bzw. Software.
- Medieneinflüsse auf Individuum und Gesellschaft: In diesem Inhaltsbereich geht es um Medieneinflüsse auf Emotionen, Vorstellungen, Verhaltens- und Wertorientierungen sowie auf soziale Zusammenhänge. Thematisiert werden beispielsweise Medien in ihrer Funktion als Stimmungsregulatoren und zum Ausdruck von Emotionen, die Einflüsse von Medien auf



die Vorstellungsbildung über Wirklichkeitsbereiche und die verhaltens- und wertorientierenden Wirkungen von Medien, z. B. im Kontext von Gewaltdarstellungen oder exkludierenden und diskriminierenden Beiträgen.

- Bedingungen der Medienproduktion und Medienverbreitung: Technische, rechtliche, ökonomische, personale, institutionelle, politische und gesellschaftlich-kulturelle Bedingungen markieren wichtige Voraussetzungen oder Rahmenbedingungen der Produktion und Verbreitung von Medien. Dazu zählen technische Aspekte von Informatiksystemen, Meinungs- und Pressefreiheit, Jugendschutz, Urheberrecht und Datenschutz, Monopolisierung und Datenkapitalismus, Medienkonzerne und ihre Strukturen oder bildungs- und parteipolitische Medienfragen, die in diesem Inhaltsbereich angesprochen werden.

Die Förderung und Entwicklung digitalisierungsbezogener Kompetenzen in konkreten unterrichtlichen Settings lassen sich in einem solchen konzeptionellen Rahmen zur Medienbildung verorten. Der Kompetenzrahmen ist aus der Perspektive des Individuums formuliert, d.h. die

Perspektiven der Regulation und der Technologie sind Gegenstand der Handlungs- und Nutzungsbereiche bzw. der Inhaltsfelder. So lassen sich beispielsweise Fragen staatlicher oder supranationaler Regelungen zum Datenschutz inhaltlich unter Rahmenbedingungen der Medienproduktion und Medienverbreitung verorten, technologische Aspekte unter digitaler Infrastruktur. Aus der Sicht des Einzelnen werden solche Fragen in allen Handlungsbereichen relevant, insbesondere in den Bereichen Dienstleistungen sowie Steuerung und Kontrolle. Ausgangspunkt einer unterrichtlichen Erarbeitung könnten beispielsweise die Überwachung von Vitalfunktionen über Smartwatches oder Fitness-Tracker, Überwachungskameras im öffentlichen Raum oder die Sammlung von Nutzer:innendaten auf social media Plattformen sein.

2.3 Medienbildung auf Bundes- und Länderebene

Die Entwicklung der Medienlandschaft war in der Vergangenheit immer wieder Anlass, bildungspolitisch die Förderung von medienbezogenen Kompetenzen in der Schule zu fordern.

Kompetenzbereich 1: Suchen, Verarbeiten und Aufbewahren				
Suchen und Filtern		Auswerten und Bewerten		Speichern und Abrufen
Kompetenzbereich 2: Kommunizieren und Kooperieren				
Interagieren	Teilen	Zusammenarbeiten	Umgangsregeln kennen und einhalten	An der Gesellschaft aktiv teilhaben
Kompetenzbereich 3: Produzieren und Präsentieren				
Entwickeln und Produzieren		Weiterverarbeiten und Integrieren		Rechtliche Vorgaben beachten
Kompetenzbereich 4: Schützen und sicher Agieren				
Sicher in digitalen Umgebungen agieren		Persönliche Daten und Privatsphäre schützen	Gesundheit schützen	Natur und Umwelt schützen
Kompetenzbereich 5: Problemlösen und Handeln				
Technische Probleme lösen	Werkzeuge bedarfsgerecht einsetzen	Eigene Defizite ermitteln und nach Lösungen suchen	Digitale Werkzeuge und Medien zum Lernen, Arbeiten und Problemlösen nutzen	Algorithmen erkennen und formulieren
Kompetenzbereich 6: Analysieren und Reflektieren				
Medien analysieren und bewerten			Medien in der digitalen Welt reflektieren und verstehen	

Darstellung 2.3: Kompetenzrahmen für die schulische Allgemeinbildung gemäß der KMK-Strategie „Bildung in der digitalen Welt“ (KMK 2016, S. 16 ff.)

Bereits Anfang der 1980er Jahre legte die Kultusministerkonferenz (KMK) ein Konzept zur Medienerziehung in der Schule vor, gefolgt von einem Gesamtkonzept der Bund-Länder-Kommission für Bildungsplanung und Forschungsförderung (BLK) zur

informationstechnischen (Grund-)Bildung. Der 1995 veröffentlichte Orientierungsrahmen zur Medienpädagogik in der Schule (BLK 1995) sah Medienerziehung als integrative, fächerübergreifende Aufgabe und perspektivisch eine Zusammenführung von Ansätzen zur



Leseförderung, Fernseherziehung und informationstechnischen Grundbildung vor. In ähnlicher Weise wurde auch in der zeitgleichen Erklärung der Kultusministerkonferenz zur Medienpädagogik in der Schule argumentiert. Gesellschaftliche und kulturelle Teilhabe und die Entwicklung von Medienkompetenz – auch im Hinblick auf Digitalisierung, Internet und mobile Endgeräte – formulierte die KMK in ihrer Erklärung zur Medienbildung in der Schule im Jahr 2012 und wollte damit einen Beitrag leisten, „Medienbildung als Pflichtaufgabe schulischer Bildung nachhaltig zu verankern“ (KMK 2012, S. 3). Dieser Verpflichtungscharakter wurde mit der Strategie der KMK zur Bildung in der digitalen Welt im Jahr 2016 noch einmal deutlich erhöht, indem sich alle Bundesländer darauf verständigt haben, verpflichtend dafür Sorge zu tragen, dass alle Schüler am Ende ihrer Pflichtschulzeit über spezifische Kompetenzen in sechs Bereichen verfügen (vgl. KMK 2016). Auf der Grundlage von bestehenden Ansätzen zur Medienkompetenz wurde ein – auf Digitalisierung fokussierender – Kompetenzrahmen geschaffen, der eine wichtige Orientierungshilfe in Bezug auf Anforderungen an eine schulische Medienbildung darstellt. Der oben skizzierte konzeptionelle Rahmen zur Medienbildung kann als Beispiel einer solchen Grundlage verstanden werden, greift allerdings auch über Aspekte der Digitalisierung hinaus.

Der KMK-Kompetenzrahmen enthält insgesamt sechs Kompetenzbereiche, innerhalb derer spezifische Kompetenzen formuliert sind (vgl. Darst. 2.3).

In Bezug auf einen souveränen Umgang mit Daten und algorithmischen Empfehlungssystemen lassen sich aus der KMK-Strategie verschiedene Kompetenzfelder herausgreifen, die im Einklang mit dem Erwerb digitaler Souveränität stehen. Dazu zählen beispielsweise das sichere Agieren in digitalen Umgebungen oder der Schutz persönlicher Daten und der Privatsphäre (Kompetenzbereich 4). Daneben sind Kenntnisse über grundlegende Prinzipien und Funktionsweisen in der digitalen Welt die Voraussetzung für ein souveränes Handeln. Dafür sind Kompetenzen erforderlich, die das Erkennen algorithmischer Strukturen in digitalen Anwendungen ermöglichen (Kompetenzbereich 5). Damit verbunden ist auch die Fähigkeit, erkennen und beurteilen zu können, auf welche Weise Themen in digitalen Umgebungen dominieren, gesetzt oder verbreitet werden und welche etwaigen Interessen dahinter verborgen liegen (vgl. KMK 2016, S.17 ff.).

Der Kompetenzrahmen zur Bildung in der digitalen Welt ist von Länderseite in verschiedener Weise übernommen, adaptiert oder erweitert worden, sodass zum Teil länderspezifische Kompetenzrahmen entstanden sind. Sie sind mit dem Anspruch verbunden, die KMK-Kompetenzbereiche insgesamt abzudecken. Hinweise zu den Umsetzungen in den einzelnen Bundesländern finden sich im Lehrplannavigator.



3 Empfehlungssysteme

Empfehlungssysteme werden an vielen Stellen im Internet eingesetzt und kommen zum Beispiel bei großen Unternehmen wie Google, YouTube, Amazon, Facebook oder Netflix vor (vgl. Schmidt/Sörensen/Hasebrink/Dreyer 2018, S. 522). Die Anwendung von Empfehlungssystemen ist in verschiedenen Domänen verbreitet, womit sich auch Produkte oder Artikel² stark unterscheiden, die empfohlen werden. Dies können beispielsweise Video-Empfehlungen auf der Plattform YouTube sein, die neben einem abgespielten Videoclip im Kleinformat erscheinen.³ Bei Amazon hingegen werden unterhalb eines ‚angeklickten‘ Artikels weitere Kaufartikel für Nutzer:innen empfohlen. Hierbei erscheinen Überschriften wie „Kunden, die diesen Artikel angesehen haben, haben auch ... angesehen“ oder „Kunden, die diesen Artikel gekauft haben, kauften auch ...“.⁴ Ein anderes Beispiel stellt der Newsfeed bei Facebook dar, der Beiträge oder Nachrichten nach den potenziellen Interessen seiner Nutzer:innen selektiert und diese Vorauswahl dann empfiehlt. Dagegen schlägt der Streamingdienst Netflix Filme vor, die sich Kunden mutmaßlich gerne ansehen würden (vgl. Christen et al. 2020, S. 79). Im Wesentlichen lassen sich nach Ricci et al. (2015, S.18) fünf Domänen hervorheben, in denen Empfehlungssysteme häufig zum Einsatz kommen:

- Entertainment: z. B. Empfehlungen für Videos, Musik oder Games
- Content: z. B. personalisierte Zeitungen, Empfehlungen für Webseiten oder Email-Filter
- E-Commerce: z. B. Empfehlungen für unterschiedliche Kaufartikel
- Services: z. B. Empfehlungen für Reiseservice, für Mietwohnungen oder Partnervermittlung
- Social: z. B. Facebook-Feed, Empfehlungen von Personen in Sozialen Netzwerken oder für bestimmte Tweets

Damit Empfehlungen generiert werden können, benötigen Empfehlungssysteme unterschiedliche Daten(-typen) (vgl. Ricci et al. 2015, S. 8). Produziert werden solche Daten in großen Mengen (Big Data, vgl. Abschn. 1.3), wenn Menschen in sozialen Netzwerken aktiv sind, bei Online-Käufen, beim Hören von Musikstücken oder auch bei Fortbewegungsprozessen. Entsprechende Daten können beispielsweise über das Smartphone erfasst werden (vgl. Alpaydin 2019, S. 1). Während Nutzer:innen ein Bedürfnis nach individuell zugeschnittenen Services haben, steht bei Dienstleistern und Produzenten der wirtschaftliche Erfolg im Fokus. Aus

diesem Grunde sind Letztere daran interessiert, vorherzusagen, welcher Kunde welches Produkt kaufen wird (vgl. ebd., S. 1ff.), was dann mit einem Empfehlungssystem umgesetzt werden kann.

3.1 Definition und Zielsetzung

Ein Empfehlungssystem stellt ein System dar, welches Nutzer:innen in einem bestimmten Kontext Teilmengen aus einer gegebenen Menge nützlicher Elemente (engl. *items*) empfiehlt (vgl. Reimer 2013, S. 238) und auf individuelle Nutzer:inneninteressen zugeschnitten ist (vgl. Shikman 2019, S. 59). Zudem können Empfehlungssysteme als Software-Tools und -Techniken verstanden werden, die Nutzende Vorschläge für bestimmte Elemente liefern, die für diese einen Nutzen erzielen (vgl. Ricci et.al 2011, S. 1). Damit haben sich Empfehlungssysteme als wertvolles Mittel zur Bewältigung redundanter Informationen erwiesen und liefern Nutzer:innen nützliche Empfehlungen (vgl. Ricci et.al. 2011, S. 2ff.). Die grundlegende Zielsetzung eines Empfehlungssystems besteht darin, eine Prognose darüber zu treffen, wie ausgeprägt das Interesse von Nutzenden über ein noch nicht konsumiertes Element ist (vgl. Shikman 2019, S. 59). Ziel ist es, Nutzer:innen möglichst passgenau und mit minimalem Interaktionsaufwand zu einem Element hinzuführen, welches den persönlichen Nutzer:inneninteressen und -bedürfnissen entspricht, um die Wahrscheinlichkeit für den Konsum oder Kauf dieses Elementes zu erhöhen. Diese Zielsetzung resultiert aus der Beobachtung, dass Menschen sich bei ihren täglichen Routineentscheidungen – bis zu einem gewissen Grad – auf die Empfehlungen anderer Personen verlassen (vgl. Ricci et al. 2015, S. 2ff.).

Empfehlung und Werbung

Vergleicht man Empfehlungssysteme mit klassischen Formen der Werbung, lässt sich weniger eine definitorische Trennlinie ziehen, sondern eher ein sich vollziehender Wandel beschreiben, der am Verhältnis zwischen Werbetreibenden und Kunden bzw. Angebot und Nachfrage festgemacht werden kann. Demnach liegt der Fokus der werbetreibenden Instanz häufig nicht mehr darauf, Produkte von „oben“ nach „unten“ für Kunden zu bewerben (Top-Down-Prinzip) und damit Kaufhandlungen zu motivieren. Die Tendenz zeigt dahin, Kunden von „unten“ (Bottom-Up-Prinzip) durch ihre Profile in gewisser Weise mitentscheiden zu lassen, was die „obere“ Instanz empfehlen sollte (vgl.

² Wir sprechen von Produkten und Artikeln, wobei dies sowohl physische Produkte sein können als auch immaterielle Produkte, z. B. digitale Videos. An späterer Stelle verwenden wir für die Produkte auch den Terminus Elemente oder deren englische Bezeichnung Items, insbesondere, wenn es um grundsätzliche Überlegungen geht.

³ <https://www.youtube.com/watch?v=ELKsWSOQUjo>, Zugriff: September 2022

⁴ https://www.amazon.de/dp/B07GRQ6Q8T/ref=dp_prsubs_3, Zugriff: September 2022



Othmer/Weich 2013, S. 47). Die Verschiebung klassischer Werbemethoden hin zu innovativen Empfehlungssystemen offenbart sich insbesondere am Verhältnis zwischen Kunden und Werbetreibenden: „Es geht also nicht mehr so sehr darum, die Aufmerksamkeit der KundInnen durch ausgeklügelte Werbemittel mit zielgruppenspezifischen Slogans, Designs und Images auf ein bestimmtes Produkt zu lenken (‹Push›), sondern darum, dass die Profile der KundInnen selbst signalisieren, welchen Produkten sie wahrscheinlich ohnehin ihre Aufmerksamkeit schenken werden (‹Pull›)“ (Othmer/Weich 2013, S. 47). Ein Produkt muss dadurch nicht mehr in übertriebener Weise angepriesen oder ausgeleuchtet werden, sondern nur noch zum Kunden passen, was auch als „Matching“ bezeichnet wird (vgl. ebd., S. 48).

3.2 Empirische Forschung zur Nutzung algorithmischer Empfehlungssysteme in Deutschland

Das empirische Wissen zur Nutzung algorithmischer Empfehlungssysteme durch Online-Nutzende in Deutschland ist gegenwärtig überschaubar. Es liegen bisher wenige wissenschaftlich fundierte Erkenntnisse darüber vor, wie Nutzende z. B. mit algorithmischen Empfehlungssystemen interagieren, diese beurteilen oder etwa welche Haltung sie gegenüber den Systemen einnehmen. Eine der wenigen Studien ist die repräsentative Untersuchung von Kieslich/ Dosenovic/ Marcinkowski (2020), in der Personen ab 18 Jahren zu ihrer Haltung, Beurteilung und Meinung in Bezug auf algorithmische Empfehlungssysteme befragt wurden. Die Studienergebnisse beleuchten Aspekte der Nutzung und der Nützlichkeitsbewertung algorithmischer Empfehlungssysteme, der Meinungen zur Qualität und der ethischen Gestaltung von Empfehlungssystemen sowie der Haltung gegenüber dem Einbezug persönlicher Daten in algorithmische Empfehlungssysteme (vgl. ebd., S. 1ff.).

Nutzung

Im ersten Teil der Studie wird danach gefragt, wie häufig Empfehlungssysteme für bestimmte Anwendungen im Online-Kontext genutzt werden. Ein knappes Drittel (30 %) der Studienteilnehmer gibt an, Empfehlungsvorschlägen häufig in Mediatheken zu folgen wie z. B. empfohlenen Filmen bei Netflix. Jeder Vierte in der Studie (25 %) führt an, häufig empfohlenen Nachrichten zu folgen, während dies auch für Empfehlungen auf Musikplattformen (25 %) gilt. Dass Vorschlägen beim Online-Shopping häufig gefolgt wird, geben 23 % der befragten Personen an. Vor dem Hintergrund einer zumindest seltenen Nutzung algorithmischer Empfehlungsvorschläge sind die Bereiche Shopping (84 %), Mediathek (75 %) und Nachrichten (74 %) hervorzuheben und geben Hinweise darauf, dass Empfehlungssysteme bei

Konsumentenscheidungen scheinbar keine unerhebliche Rolle spielen. Dass die Studienteilnehmer bestimmten Empfehlungsvorschlägen noch nie gefolgt sind, gilt in dieser Studie insbesondere für den Bereich der beruflichen Netzwerke (55 %), während auch private Netzwerke für Empfehlungen eine untergeordnete Rolle spielen (häufig: 13 % / selten: 52 % / nie: 35 %).

Nützlichkeit

In der zitierten Studie beurteilen die Befragten auch die Nützlichkeit und die Qualität algorithmischer Empfehlungssysteme für verschiedene Anwendungsbereiche. Bei der subjektiven Bewertung der Nützlichkeit algorithmischer Empfehlungssysteme liegen Musikplattformen (51 %) und Mediatheken (46 %) auf den vorderen Rängen. Zudem spricht ein gutes Drittel der befragten Teilnehmer Empfehlungssystemen in den Bereichen Shopping (33%) und Nachrichten (34 %) eine (hohe) Nützlichkeit zu. Demgegenüber werden Empfehlungssysteme in den Anwendungsbereichen der privaten Netzwerke von 45 % der Befragten als (sehr) unnützlich beurteilt und 30 % der Studienteilnehmer sehen keine Nützlichkeit algorithmischer Empfehlungssysteme im Bereich der beruflichen Netzwerke.

Qualität

Die teils hohen Zustimmungswerte in Bezug auf die Nützlichkeit von Empfehlungssystemen, z. B. in den Bereichen Musikplattformen (51 %) und Mediatheken (46 %), spiegeln sich nur bedingt wider, wenn in der Studie nach der allgemeinen Qualität von Empfehlungssystemen gefragt wird. Demnach stimmen nur 10 % der Befragten der Aussage zu, dass algorithmische Empfehlungssysteme die besten Ergebnisse anzeigen. Weniger als ein Viertel aller Studienteilnehmer ist der Auffassung, dass die Systeme den Nutzenden Zeit sparen (23 %) oder ihnen Orientierung bieten (19 %). Überdies verneint jeder zweite Befragte (52 %), dass Empfehlungssysteme die besten Ergebnisse zeigen und 40 % aller Befragten sind nicht der Auffassung, dass Empfehlungssysteme Orientierung bieten.

In Bezug auf die ethische Qualität algorithmischer Empfehlungssysteme nehmen die Studienteilnehmer eine tendenziell skeptische Haltung gegenüber den Systemen ein. So stimmen nur 26 % der Befragten der Aussage zu, dass die Funktionsweise von Empfehlungssystemen nachvollziehbar ist. Deutlich größer ist der Anteil derjenigen Befragten, die dieser Aussage nicht zustimmen (43 %). Daneben ist auch das Vertrauen in Empfehlungssysteme sehr gering (6 %), und nur 11 % der Befragten stimmen der Aussage zu, dass die Systeme Nutzende gleichbehandeln. Demgegenüber hält es nahezu jeder zweite Studienteilnehmer (48 %) für unzutreffend, dass Empfehlungssysteme Nutzende gleichbehandeln und mehr als zwei Drittel (67 %) der Studienteilnehmer sind der Meinung, dass algorithmische Empfehlungssysteme nicht vertrauenswürdig sind.

Etwas ausgewogener reagieren die Studienteilnehmer auf die Aussage, dass Empfehlungssysteme den Geschmack von Nutzenden ändern. So halten 26 % der Befragten diese Aussagen für zutreffend, während 34 % sie für unzutreffend halten.

Persönliche Daten

Der überwiegende Teil der Befragten zeigt eine ablehnende Haltung, wenn in der Studie nach der Einbeziehung persönlicher Daten in algorithmische Empfehlungssysteme gefragt wird. So geben 84 % der Befragten an, es schlecht zu finden, wenn Daten über ihre persönlichen Kontakte in Empfehlungssysteme mit einbezogen werden. Dies trifft auch in hohem Maße auf eine Einbeziehung von Daten über das Konsumverhalten persönlicher Kontakte (82 %), die eigene sexuelle Orientierung (81 %), sowie über das eigene Einkommen oder den Beruf (78 %) zu. Auf der anderen Seite findet es ein deutlich kleinerer Teil der Studienteilnehmer gut (21 %), wenn persönliche Daten über eigene Interessen und Hobbys in algorithmische Empfehlungssysteme miteinfließen. Dies gilt für 18 % der Befragten hinsichtlich des eigenen (bisherigen) Konsumverhaltens und für 14 % in Bezug auf das eigene Alter und das Geschlecht. Dennoch überwiegt auch für die drei letztgenannten Bereichen eine überwiegend ablehnende Haltung gegenüber der Einbeziehung persönlicher Daten, indem im Schnitt jeder zweite Teilnehmer (52 %) dies für schlecht befindet.

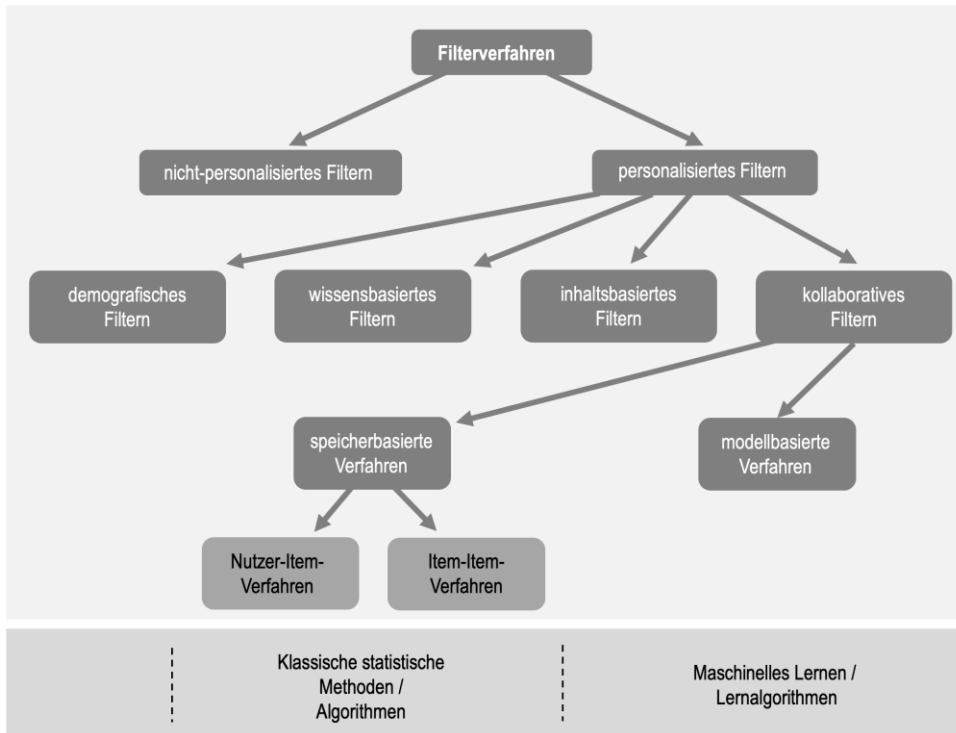
Viel- vs. Wenignutzende

Teilt man die Stichprobe in Viel- und Wenignutzende, so zeigt sich, dass die Vielnutzenden einer Einbeziehung persönlicher Daten in algorithmische Empfehlungssysteme insgesamt positiver gegenüberstehen als die Wenignutzenden, die eine stärker ablehnende Haltung einnehmen. Auf einer Skala von klarer Ablehnung bis hoher Zustimmung (1 - 5) weisen die Vielnutzenden höhere Zustimmungswerte in Bezug auf die Einbeziehung von Daten über Interessen und Hobbys (2,81 gegenüber 2,18), über den Konsum (2,62 gegenüber 2,12) sowie das eigene Geschlecht und das Alter (2,48 gegenüber 1,97) auf. Dagegen fallen die Unterschiede unter dem Punkt ‚sexuelle Orientierung‘ eher gering aus und die Zustimmungswerte liegen sowohl auf Seiten der Vielnutzenden (1,59) als auch der Wenignutzenden (1,33) insgesamt sehr niedrig, wenn es um die Frage geht, ob diese Daten in Empfehlungssysteme miteinbezogen werden sollen. Ein sehr ähnliches Bild zwischen Vielnutzenden (1,64) und Wenignutzenden (1,64) zeichnet sich auch bei der Einbeziehung von Daten über persönliche Kontakte ab.

Die Autoren der Studie konstatieren eine breite Nutzung algorithmischer Empfehlungssysteme in Deutschland und resümieren, dass algorithmischen Empfehlungssystemen durch die Studienteilnehmer zwar grundsätzlich eine bestimmte Nützlichkeit zugeschrieben wird, jedoch offenbleibt, worin diese Nützlichkeit besteht, wenn nicht in Qualitätsmerkmalen wie etwa einer zutreffenden Empfehlung oder auch Orientierungs- und Entscheidungshilfen. Diese leicht widersprüchlichen Befunde lässt bei den Autoren die Frage offen, worin im Einzelfall der wahrgenommene Nutzen eines Empfehlungssystems aus Sicht der Studienteilnehmer besteht. Vor dem Hintergrund einer insgesamt skeptischen und kritischen Haltung der Befragten gegenüber Empfehlungssystemen, die neben der Leistungsfähigkeit insbesondere die Einbeziehung persönlicher Daten sowie die Transparenz der Systeme betrifft, stellen die Autoren die Vermutung auf, dass nur wenige Kenntnisse bei den Studienteilnehmern darüber vorliegen, wie die Systeme grundlegend funktionieren. Denn ohne die Erfassung der Daten über ein bestimmtes Nutzungsverhalten können algorithmische Empfehlungssysteme nicht funktionieren.

3.3 Filterverfahren bei Empfehlungssystemen

Bei Empfehlungssystemen werden verschiedene Filterverfahren angewendet und unterschieden (vgl. Darst. 3.1), die im weiteren Verlauf dieses Kapitels skizziert werden. Sie dienen dazu, aus einer großen Menge von Produkten – z. B. Kaufartikel, Videos, Nachrichten usw. – diejenigen herauszufiltern, die für bestimmte Nutzer:innen von Interesse sind und entsprechend empfohlen werden können. Solche Verfahren können zunächst in nicht-personalisiertes und personalisiertes Filtern unterteilt werden. Im Hinblick auf personalisierte Filterverfahren lassen sich weitere Varianten unterscheiden, die auf spezielle Datentypen oder Anwendungsfelder angepasst sind. Diesbezüglich erfolgt eine Aufteilung in demografisches, wissensbasiertes, inhaltsbasiertes und kollaboratives Filtern. Eine kombinierte Anwendung unterschiedlicher Verfahren wird auch als hybrides Filtern bezeichnet. Das kollaborative Filtern stellt eine populäre Methode in der Praxis dar und lässt sich in modell- und speicherbasierte Verfahren unterteilen. Eine zusätzliche Differenzierung liegt in Nutzer-Item- und Item-Item-Verfahren, die ebenfalls im Spektrum kollaborativer Filtersysteme verortet werden.



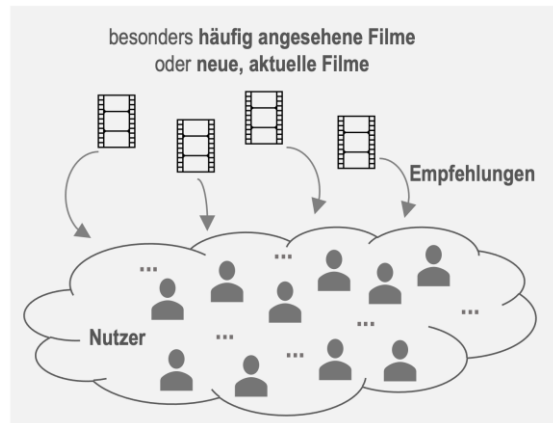
Darstellung 3.1: Übersicht Filterverfahren

3.3.1 Überblick Filterverfahren

Nicht-personalisiertes Filtern

Diese Verfahren stellen die einfachsten Typen unter Empfehlungssystemen dar. Bei nicht-personalisierten Filterverfahren werden keine persönlichen Präferenzen oder Interessen von Nutzer:innen berücksichtigt und die generierten Empfehlungen sind für alle Personen identisch (vgl. Ricci et al. 2015, S.10). Beispielsweise können Händler auf E-Commerce-Websites Artikel-Empfehlungen manuell auswählen, was häufig auf Basis der Popularität einzelner Produkte geschieht.

Eine zusätzliche oder alternative Möglichkeit besteht darin, Nutzer:innen die neuesten oder aktuellsten Produkte auf der Marktplattform zu präsentieren (vgl. Hirallal 2011, S. 12). Ein Beispiel dafür stellt der Onlinehändler Amazon dar. Auf seiner Website werden anonymen Besuchern solche Artikel angezeigt, die von Mitgliedern angesehen oder bewertet wurden.⁵ Auf der Grundlage dieser Mitglieder-Bewertungen werden nicht-personalisierte Empfehlungen präsentiert, die jedoch nur Vorschläge verschiedener Listen von Artikeln darstellen, welche anonymen Website-Besuchern möglicherweise gefallen könnten.



Darstellung 3.2: Nicht personalisiertes Filtern

Personalisiertes Filtern

Unter personalisiertem Filtern lassen sich verschiedene Verfahrensweisen bei Empfehlungssystemen verstehen, die persönliche Interessen oder Merkmale eines Nutzens für Empfehlungen nutzen. Auf welche Weise Informationen über Nutzer:innen strukturiert und verarbeitet werden, ist von der jeweiligen Empfehlungstechnik abhängig (vgl. Ricci et. al 2015, S. 9). Im Einzelnen werden innerhalb der personalisierten Filterverfahren inhaltsbasierte, wissensbasierte, demografische

⁵ <https://www.amazon.de/>, Zugriff: September 2022

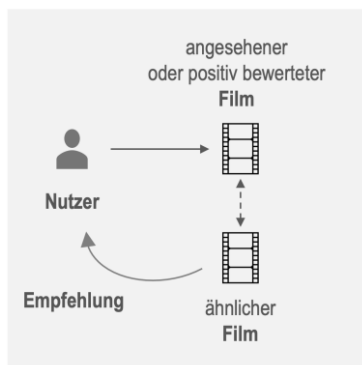


und kollaborative Filtermethoden unterschieden (vgl. Darst. 3.1). In der Praxis werden diese Methoden häufig miteinander kombiniert und demzufolge als hybrides Filtern bezeichnet.

Inhaltsbasiertes Filtern

Beim inhaltsbasierten Filtern werden Empfehlungen auf Basis solcher Elemente generiert, die Nutzer:innen in der Vergangenheit präferiert haben (vgl. Ricci et.al 2011, S. 11).

Der Ausgangspunkt für Empfehlungen liegt auf dem inhaltlichen Informationsgehalt von Elementen. Dies bedeutet, dass im Auswertungsprozess nicht allein die Interaktion der Person mit einem Element berücksichtigt wird, sondern zugleich auch die über dieses Element vorhandenen Informationen miteinbezogen werden. Beispielsweise könnte ein Film Informationen darüber enthalten, welchem Genre er zugeordnet werden kann (vgl. Scheel/Castellanos/Lee/De Luca 2014, S. 70). Auf dieser Basis könnten einem Nutzenden, der diesen Film angesehen hat, weitere Filme dieses Genres empfohlen werden (vgl. Schmidt et.al 2018, S. 522). Inhaltsbasierte Systeme vergleichen somit Eigenschaften von Elementen in Bezug auf Ähnlichkeiten und empfehlen einem Nutzenden, der ein Element präferiert hat, weitere aus der Menge ähnlicher Elemente (vgl. Yang/Guo/Liu/Steck 2014, S. 3).



Darstellung 3.3: Inhaltsbasiertes Filtern

Wissensbasiertes Filtern

Wissensbasierte Systeme empfehlen Elemente auf der Grundlage von spezifischem Domänenwissen, welches Informationen darüber enthält, inwiefern Artikel- oder Produktmerkmale mit den Bedürfnissen und Präferenzen von Nutzer:innen verbunden sind (vgl. Ricci et.al 2011, S.12). Das wissensbasierte Filtern eignet sich für Systeme, in denen Expertenwissen in Empfehlungen miteinbezogen werden soll. Im Vergleich zu inhaltsbasierten sind wissensbasierte Filtersysteme nicht auf die Bewertungen von Produkten durch die Nutzer:innen angewiesen und basieren stattdessen auf domänenspezifischem Wissen (vgl. Burke 1999, S.69 ff.).

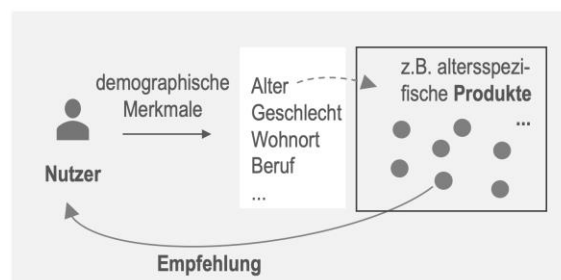
Beispielsweise eignet sich die Verwendung von wissensbasiertem Filtern in solchen Zusammenhängen, in denen es um kostspielige Produkte wie Immobilien oder Luxusfahrzeuge geht. Der Nutzende kann z. B. bestimmte Präferenzen (Fahrzeugart, Preisklasse, Motorleistung, Ausstattung, ...) angeben, auf deren Basis das System dann eine Empfehlung ausspricht (z. B. hochpreisige Sportwagen) (vgl. Ziegler/Loepp 2019, S. 13f.).



Darstellung 3.4: Wissensbasiertes Filtern

Demografisches Filtern

Bei demografischen Filtersystemen orientieren sich Empfehlungen an demografischen Klassen, in die Personen eingeteilt werden. Dazu werden Merkmale, wie beispielsweise das Geschlecht, der Wohnort, das Alter oder die Nationalität, herangezogen, durch welche die Nutzer:innen in einem demografischen System repräsentiert werden. Der Vorteil gegenüber anderen Systemen, zum Beispiel dem kollaborativen oder dem inhaltsbasierten Filtern, besteht darin, dass Bewertungsdaten aus einer Nutzer-in-Historie nicht benötigt werden (vgl. Fakhfakh/Ammar/Amar 2017, S. 60). Ein Nutzer-inprofil basiert dann auf demografischen Merkmalen und stellt für Website-Betreiber eine einfache Personalisierungslösung dar. Dies kann dazu führen, dass z. B. nur das Geschlecht oder das Alter eines Nutzenden ausschlaggebend für eine Empfehlung ist (vgl. Ricci et.al 2011, S. 12).



Darstellung 3.5: Demografisches Filtern

Kollaboratives Filtern

In kollaborativen Empfehlungssystemen werden Empfehlungen auf Basis von Ähnlichkeiten zwischen

Personen generiert. Es werden Nutzer:innen solche Elemente empfohlen, die andere Nutzer:innen mit ähnlichen Vorlieben in der Vergangenheit präferiert haben. Die Geschmacks- bzw. Vorlieben-Ähnlichkeit zweier Personen wird auf Basis der ähnlichen Bewertungshistorie dieser Nutzenden berechnet (vgl. Ricci et. al 2011, S. 11f.). Dies beruht auf der Annahme, „dass die Bewertungen anderer Nutzer, die ein ähnliches Bewertungsmuster für gemeinsam bewertete [Elemente] aufweisen, auch zur Vorhersage von Bewertungen für [Elemente] herangezogen werden können, die dem aktiven Nutzer noch nicht bekannt sind“ (Ziegler/Loepp 2019, S. 7). Die ähnlichen Bewertungsmuster, die zur Vorhersage herangezogen werden, stellen quasi eine Art von „Kollaboration“ der Nutzenden mit ähnlichen Vorlieben dar. Kollaboratives Filtern gilt als das populärste und am häufigsten eingesetzte Verfahren bei Empfehlungssystemen (vgl. Ricci et.al 2015, S. 12) und wird aus diesem Grunde in Abschnitt 3.2.2 in Bezug auf Funktions- und Berechnungsvorgänge noch differenzierter dargestellt.

Hybrides Filtern

Hybride Empfehlungssysteme kombinieren zwei oder mehrere der bereits genannten Filterverfahren, um Nachteile aus den einzelnen Systemen auszugleichen und eine bessere Leistung bei Empfehlungen zu erzielen. Häufig wird kollaboratives Filtern mit anderen Techniken kombiniert, um dem sogenannten Kaltstartproblem entgegenzuwirken (vgl. Burke 2007, S. 377ff.). Ein solches Problem liegt vor, wenn ein System aufgrund fehlender Bewertungsdaten keine Vorhersagen über Elemente oder Nutzende treffen kann (vgl. Fakhfakh et. al 2017, S. 59). Auch wenn die Möglichkeit besteht, auf Bewertungen zuzugreifen, sind diese häufig nicht umfangreich genug, was insbesondere mit einer anfänglich kleinen Anzahl von Nutzer:innen zusammenhängt. Zusätzlich verschärft sich das Kaltstartproblem dadurch, dass die wenigen Nutzer:innen sich z. B. aus einem großen Film-Streaming-Portal auch nur einen geringen Teil von Filmen angesehen haben. Was Bewertungen oder Käufe betrifft, liegt das Quantum noch weitaus niedriger. Dementsprechend sind zu wenig Daten vorhanden, um präzise Vorhersagen zu treffen (vgl. Ziegler/Loepp 2019, S. 9). Aus diesem Grunde werden in der Praxis oft viele algorithmische Verfahren miteinander kombiniert (vgl. Balabanovic/Shoham 1997, S. 66ff.; Lehner 2017, S. 64).

3.3.2 Kollaboratives Filtern

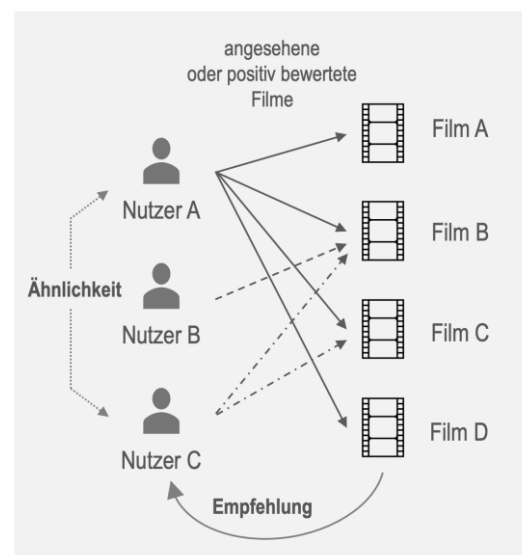
Ausgangspunkt kollaborativer Filterverfahren sind Bewertungen von Produkten durch Nutzer:innen. Diese können in expliziter oder in impliziter Form vorgenommen werden. Im Falle der expliziten Bewertung wird aktiv eine Bewertung abgegeben, zum Beispiel durch Zuweisung eines Skalenwertes bei einer Filmbewertung.

Eine implizite Bewertung wird indirekt über einen Indikator erfasst. So kann beispielsweise eine positive Bewertung eines Films darüber erschlossen werden, dass eine Person sich diesen Film in voller Länge oder mehrmals angesehen hat. Anstelle eines Films könnten aber z. B. auch Nachrichten-Artikel oder Musikstücke in Form eines quantifizierten Feedbacks für kollaboratives Filtern genutzt werden (vgl. Yang/Guo/Liu/Steck 2014, S. 3). Beide Formen von Bewertung, explizit und implizit, können Berücksichtigung finden (vgl. Klahold 2009, S. 62f.) und somit für die Berechnung von Vorhersagen genutzt werden.

Zwei in der Praxis sehr häufig verwendete Formen innerhalb von kollaborativen Verfahren sind sogenannte Nutzer-Item-Verfahren und Item-Item-Verfahren.

Nutzer-Item-Verfahren

Die Grundidee des Nutzer-Item-Verfahrens besteht darin, Nutzer:innen mit ähnlichen Profilen, d.h. z. B. ähnlichen Filmvorlieben, zu identifizieren und daraus Empfehlungen abzuleiten. Als Items werden hier allgemein Produkte oder Artikel bezeichnet. In Darstellung 3.6 zeigen die Nutzenden A und C einen ähnlichen Filmgeschmack (Film B und C). Da Nutzer C den Film D bisher nicht bewertet oder angesehen hat, könnte ihm dieser empfohlen werden, weil er bei Nutzer A – der ihm ähnlich ist – offenbar auf positive Resonanz gestoßen ist.



Darstellung 3.6: Kollaboratives Filtern – Nutzer-Item-Verfahren

Berechnungsbeispiel

Für die Berechnung der Ähnlichkeiten von Profilen und die Prognose von Bewertungen als Grundlage für eine Empfehlung werden die expliziten oder impliziten Nutzer-in-Bewertungen eines Items (z. B. ein technisches Produkt oder ein Film/Video) in einer sogenannten Nutzer-Item-Matrix gesammelt (vgl. Ziegler/Loepp 2019, S. 7). Eine solche Matrix enthält Eintragungen von



unterschiedlichen Nutzer:innen, die zu bestimmten Items eine Bewertung abgegeben haben.

Tabelle 3.1 zeigt ein Beispiel einer Nutzer-Item-Matrix, in der Filmbewertungen auf einer Skala von 1 bis 5 von verschiedenen Nutzer:innen enthalten sind. Die Zeilen stehen dabei für die Nutzer:innen, die Spalten repräsentieren unterschiedliche Filme. In den Zellen der Matrix finden sich die Bewertungen, leere Zellen zeigen an, dass keine Bewertung für einen Film vorliegt. Ein Empfehlungssystem hat an dieser Stelle die Aufgabe, Vorhersagen für die noch fehlenden Werte zu treffen. (vgl. ebd., S. 7).

In diesem Empfehlungsprozess werden für einen Nutzenden, für den eine Empfehlung ausgesprochen

werden soll (im Folgenden aktiver Nutzer genannt), die Nutzer:innen bestimmt, die ein ähnliches Bewertungsverhalten aufweisen – die sogenannten „nächsten Nachbarn“. Dies sind die Nutzenden, deren Film-Bewertungen aus der Vergangenheit die stärksten Übereinstimmungen mit den Bewertungen des aktiven Nutzers aufweisen. Im Beispiel in Tabelle 3.1 wurden die Ähnlichkeiten zwischen den Bewertungen der Nutzer:innen mit Hilfe des Korrelationskoeffizienten nach Bravais-Pearson berechnet (vgl. auch Groß/Knoll 2019, S. 6ff.).⁶

Item Nutzer	Spider- man	Blood Diamond	Pretty Woman	The Lion King	Magic Mike	Joker
Sina		3	2		1	2
Tom	1	4	2	5		4
Berta	2		4	3	5	
Richard	1	1		1	4	4
Lisa	2	3	4	1		2

Nutzer	Sina	Tom	Berta	Richard	Lisa
Sina	1	0,5	-1	-0,87	0
Tom	0,5	1	0,24	0,19	-0,45
Berta	-1	0,24	1	0,95	0,66
Richard	-0,87	0,19	0,95	1	0
Lisa	0	-0,45	0,66	0	1

Berechnung der Ähnlichkeiten zwischen Nutzern
auf der Basis von Bewertungen der Nutzer

Tabelle 3.1: Beispiel für eine Nutzer-Item-Matrix und darauf basierender Nutzer-Nutzer-Matrix

Auf der Basis der berechneten Ähnlichkeiten der Bewertungsmuster von Nutzer:innen kann dann eine Prognose erstellt werden. Beispielsweise hat Nutzerin Berta in Tabelle 3.1 den Film „Blood Diamond“ noch nicht bewertet. Um festzustellen, ob ihr dieser Film auch gefallen würde, könnten die Bewertungen von Richard, Lisa und Tom hinzugezogen werden, weil diese in ihrem Bewertungsverhalten Berta am ähnlichsten sind, d.h. die höchsten Ähnlichkeitswerte aufweisen (vgl. Tab. 3.1).

Die genaue Berechnung einer solchen Prognose erfolgt mit einer Prognoseformel, z. B. dem gewichteten arithmetischen Mittel. Dazu werden für das Item, dessen Bewertung prognostiziert werden soll (hier der Film „Blood Diamond“), die Bewertungen der ähnlichen Nutzer:innen, gewichtet mit ihrer Ähnlichkeit, aufsummiert und durch die Summe der Ähnlichkeiten, die eingeflossen sind, geteilt. Für Berta würde sich so eine prognostizierte Bewertung von 2,1 ergeben (vgl. Tabelle 3.2).

Nutzer	Ähnlichkeit zu aktivem Nutzer (hier: Berta)	Wertung (hier: Blood Diamond)	Ähnlichkeit * Wertung
Richard	0,95	1	0,95
Lisa	0,66	3	1,98
Tom	0,24	4	0,96
Summe	1,85		3,89
			Prognose: $3,89/1,85 = 2,1$

Tabelle 3.2: Beispiel für eine Berechnung einer Prognose auf Basis der Nutzer-Nutzer-Matrix

Item-Item-Verfahren

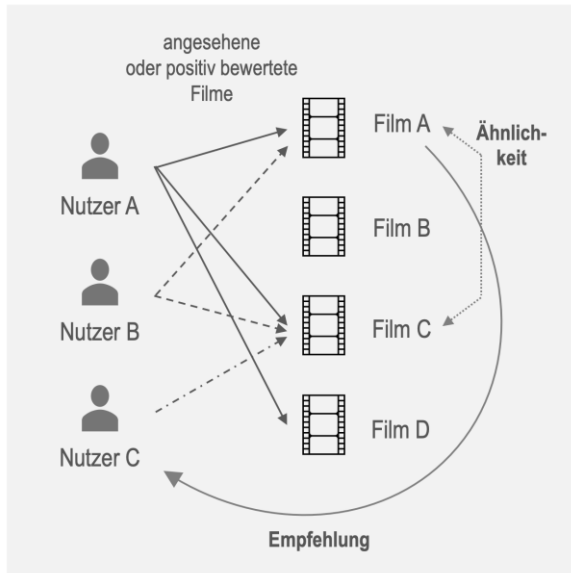
Beim Item-Item-Verfahren besteht die Grundidee darin, aus den Bewertungen der Nutzer:innen Ähnlichkeiten zwischen den Produkten aufzuspüren (vgl. Sarwar et. al 2001, S. 285ff.). Dabei ist die Annahme leitend, dass ein Nutzender sich mit größerer Wahrscheinlichkeit beispielsweise einen Film ansieht, der den Filmen ähnlich

⁶ Für die Berechnung empfiehlt sich die Nutzung eines Statistikprogramms. Alternativ zum Korrelationskoeffizienten nach Bravais-

Pearson könnte z. B. auch der Korrelationskoeffizient nach Spearman verwendet werden.



ist, die er sich bereits in der Vergangenheit angesehen hat (vgl. Deshpande/Karypis 2004, S. 149).



Darstellung 3.7: Kollaboratives Filtern – Item-Item-Verfahren

Die Ähnlichkeit der Items bzw. Produkte – beispielsweise zwischen Film A und Film C in Darstellung 3.7 – ergibt sich daraus, dass Nutzer:innen, die Film A positiv bewertet haben, auch Film C mochten (vgl. Sarwar et. al 2001, S. 285ff.). Dies entspricht dem Empfehlungsprinzip bei Amazon: „Kunden, die diesen Artikel gekauft haben, kauften auch den Artikel X“.⁷ Ähnliche Filme können dann auch solchen Nutzer:innen empfohlen werden, die bisher nicht alle dieser ähnlichen Filme angesehen oder gekauft haben (vgl. Darst. 3.7). Das Item-Item-Verfahren wirkt auch einzelnen Problemen des Nutzer-Item-Verfahrens entgegen. Ein solches Problem besteht beispielsweise darin, dass einzelne

Nutzer:innen häufig nur sehr kleine Teilmengen aus zahlreichen Elementen, z. B. Filmen, bewertet haben – sowohl explizit als auch implizit. Entsprechend sind nur wenige Daten vorhanden, sodass für manche Personen keine Empfehlungen generiert werden können (vgl. Sarwar et. al 2001, S. 285ff.). Andererseits liegt ein Problem darin, dass Nutzer-Item-Verfahren sehr rechenintensiv sind, weil die Berechnungen von Ähnlichkeiten zwischen allen Nutzer-Paaren stattfindet (vgl. Sarwar et. al 2001, S. 285ff.).

Berechnungsbeispiel

Ein konkretes Berechnungsbeispiel zeigt Tabelle 3.3 mit Filmbewertungen verschiedener Nutzer:innen. Für die Nutzerin Berta soll wieder entschieden werden, ob ihr der Film „Blood Diamond“ empfohlen werden soll, d.h. es wird vorhergesagt, wie Berta den Film bewerten würde. Dazu wird im ersten Schritt die Ähnlichkeit der Bewertungen der verschiedenen Filme durch die Nutzer:innen berechnet und in die sogenannte Item-Item-Matrix eingetragen. Dazu eignen sich die gleichen Verfahren, wie sie zur Berechnung der Ähnlichkeit zwischen den Nutzer:innen beim Nutzer-Item-Verfahren verwendet werden. Im Beispiel zeigt sich, dass die Filme „The Lion King“ und „Spiderman“ dem Film „Blood Diamond“ am ähnlichsten sind (vgl. Tabelle 3.3). Im nächsten Schritt wird nun danach geschaut, wie Berta die Filme bewertet hat, die dem Film „Blood Diamond“ am ähnlichsten sind. Zur Berechnung der Prognose werden alle Bewertungen, gewichtet mit der Ähnlichkeit des jeweiligen Films zu „Blood Diamond“, aufsummiert und durch die Summe der eingeflossenen Ähnlichkeiten geteilt (vgl. Tabelle 3.4). Dies würde für den Film „Blood Diamond“ eine prognostizierte Bewertung von 2,8 ergeben.

⁷ <https://www.amazon.de/>, Zugriff: September 2022



Item	Spider-man	Blood Diamond	Pretty Woman	The Lion King	Magic Mike	Joker
Sina		3	2		1	2
Tom	1	4	2	5		4
Berta	2		4	3	5	
Richard	1	1		1	4	4
Lisa	2	3	4	1		2

Item	Spider-man	Blood Diamond	Pretty Woman	The Lion King	Magic Mike	Joker
Spiderman	1	0,19	1	-0,30	1	-1
Blood Diamond	0,19	1	-0,5	0,76	-1	-0,23
Pretty Woman	1	-0,5	1	-0,87	1	-0,5
The Lion King	-0,30	0,76	-0,87	1	1	0,5
Magic Mike	1	-1	1	1	1	1
Joker	-1	-0,23	-0,5	0,5	1,0	1

Berechnung der Ähnlichkeiten zwischen Items auf der Basis von Bewertungen der Nutzer

Tabelle 3.3: Beispiel für eine Nutzer-Item-Matrix und darauf basierender Item-Item-Matrix

Item (hier: Film)	Ähnlichkeit zu Prognoseitem (hier: „Blood Diamond“)	Wertung (hier: von Berta)	Ähnlichkeit * Wertung
Spiderman	0,19	2	0,38
The Lion King	0,76	3	2,28
Summe	0,95		2,66
			Prognose: 2,66/0,95 = 2,8

Tabelle 3.4: Beispiel einer Berechnung für eine Prognose auf Basis der Item-Item-Matrix

Anstatt Berta ähnliche Nutzer:innen mit dem gleichen Filmgeschmack zuzuordnen, was im Fall der Nutzer-Item-Matrix passieren würde, werden beim Item-Item-Verfahren alle von Berta bewerteten Filme berücksichtigt und mit ähnlichen Filmen kombiniert, um daraus Vorhersagen und letztendlich Empfehlungen abzuleiten (vgl. Sarwar et. al 2001, S. 285ff.).

Der Vorteil hierbei ist, dass ein einzelnes Item in der Regel viel mehr Bewertungen enthält, als ein einzelner Nutzender an Bewertungen abgegeben hat, was es ermöglicht, einen Teil des Algorithmus, also die Bestimmung der Ähnlichkeiten zwischen den Items, separat zu berechnen (Ziegler/Loepp 2019, S. 8). Im Beispiel der Filmempfehlungen würde dieser Teil des Algorithmus offline ein Modell aufbauen, welches die Beziehungen zwischen den einzelnen Filmen in einer Item-Item-Matrix erfasst (s.o.). Dabei kann auch eine Beschränkung auf eine Anzahl k der ähnlichsten Items erfolgen, ohne dass dies zu einer großen Einbuße der Genauigkeit der Vorhersage führt (vgl. Sawar 2001). Ein zweiter Teil des Algorithmus berechnet dann die Filme, welche für einen aktiven Nutzer empfohlen werden (vgl. Deshpande/Karypis 2004, S. 149). Im Falle des Item-Item-Verfahrens muss also nur noch die Prognose – mit Rückgriff auf die Item-Item-Matrix – berechnet werden, während beim

Nutzer-Item-Verfahren zusätzlich jeweils noch die Berechnung der ähnlichen Nutzer:innen (nächsten Nachbarn) erfolgen muss. Dies knüpft an die zu Beginn aufgeführten Vorteile item-basierter Verfahren an, die insbesondere darin bestehen, weniger rechenintensiv zu sein, weil es dann nicht mehr notwendig ist, alle Items miteinander zu vergleichen, sondern stattdessen ein vorher aufgebautes Modell zu verwenden (Ziegler/Loepp 2019, S. 8). Dieses muss allerdings in regelmäßigen Abständen aktualisiert werden, um sich ändernde Nutzer:in-Präferenzen zu berücksichtigen (vgl. Sarwar et. al 2001, S. 286).

Diese Vorgehensweise findet in der Praxis häufig in Kombination mit weiteren Filterverfahren statt, jedoch bleibt das Grundprinzip von item-basierten Verfahren dadurch unberührt.

Speicher- und modellbasierte Verfahren

Die Ausführungen zu Nutzer-Item- und Item-Item-Verfahren haben implizit bereits auf eine Unterscheidung aufmerksam gemacht, die bei kollaborativen Filterverfahren zusätzlich noch getroffen werden kann: die Differenzierung in speicher- und modellbasierte Verfahren. Unter der Verwendung von speicherbasierten Verfahren, auch nutzer-inbasierte Verfahren genannt, werden ganze Nutzer:in-Profile und zugehörige Verhaltensmuster in die Berechnung miteinbezogen, d.h. für eine Vorhersage wird die gesamte Nutzer:in-Datenbank verwendet. Das geschieht, wie beim Nutzer-Item-Verfahren dargestellt, mithilfe einer Nutzer-Item-Matrix, welche die Bewertungen der verschiedenen Nutzer:innen enthält, um Empfehlungen zu generieren (vgl. Klahold 2009, S.65). Für die Berechnung einer Empfehlung muss also die gesamte Nutzer:innendatenbank in den Speicher geladen werden. Auf Basis der im Speicher befindlichen Datenbank wird zunächst eine Gruppe von Nutzer:innen berechnet, welche ähnliche Bewertungen in der Vergangenheit abgegeben haben, wie jener

Nutzer, für den eine Empfehlung gegeben werden soll. Im nächsten Schritt werden einem Nutzenden solche Elemente empfohlen, welche diese „Nachbarschaft“, also die ihm ähnliche Gruppe, als positiv bewertet hat und die dem Nutzenden noch nicht bekannt sind (vgl. Tseng/Lee 2015, S. 1f.).

Bei den modellbasierten Verfahren hingegen wird aus der Nutzer-in-Datenbank ein Modell (die Item-Item-Matrix, die für jeden Film eine bestimmte Anzahl ähnlicher Filme enthält) generiert, auf das bei der Berechnung einer konkreten Empfehlung für einen aktiven User zurückgegriffen wird. Die bereits erwähnten Item-Item-Verfahren sind unter bestimmten Bedingungen somit auch zu den modellbasierten Verfahren zu zählen. Bei der Berechnung einer solchen Empfehlung werden nicht jedes Mal die Ähnlichkeiten zwischen den Items neu berechnet, sondern die Matrix wird nur in gewissen Abständen aktualisiert. Dadurch kann die Empfehlung selbst wesentlich schneller berechnet werden, weil Rechenzeit und -kapazität gespart werden.

In der Literatur werden speicherbasierte Verfahren zum Teil auf Nutzer-Item-Verfahren eingeschränkt (vgl. z. B. Sawar et al. 2001; Breese/Heckermann/Kadie 2013), teilweise werden auch Item-Item-Verfahren und Nutzer-Item-Verfahren als nutzer-in- oder nachbarschaftsbasierte Verfahren von modellbasierten Verfahren unterschieden (vgl. z. B. Groß/Knoll 2016). Wir ordnen Item-Item-Verfahren hier beiden Ausprägungen zu, da auch ein Item-Item-Verfahren prinzipiell bei jeder Empfehlungsanfrage neu berechnet werden könnte.

Durch die letztgenannten Item-Item-Verfahren können unter bestimmten Voraussetzungen Modelle generiert werden, die zu einer Qualitätsverbesserung bei Empfehlungssystemen führen. Darüber hinaus sind Modelle dieser Art in der Lage, noch weitaus effizientere Ergebnisse im Zusammenhang mit Empfehlungen zu erzielen. Um ein solches leistungsfähiges Modell zu konstruieren, wird jedoch nicht mehr auf Item-Item-Verfahren zurückgegriffen, sondern auf Methoden des maschinellen Lernens. In diesen Fällen wird das Modell mit Hilfe eines Algorithmus erst gelernt, bevor auf Basis des Modells eine Empfehlung erstellt wird. Zur Generierung eines Modells aus den verfügbaren Daten einer Nutzer-in-Datenbank – die grundsätzlich noch mehr Daten enthalten kann als im obigen Beispiel der Filme und ihrer Bewertungen – können unterschiedliche Techniken verwendet werden, wie beispielsweise die Matrixfaktorisierung, neuronale Netzwerke oder das Clustering (vgl. Höfeld/Kwiatowski 2007, S. 267; vgl. Abschn. 3.3). Solche Anwendungen und Verfahren des maschinellen Lernens werden beispielsweise für Empfehlungssysteme auf YouTube erfolgreich eingesetzt (vgl. Covington/Adams/Sargin 2016).

3.4 Maschinelles Lernen

Bei Empfehlungssystemen kann – wie beschrieben – zwischen speicher- und modellbasierten Verfahren unterschieden werden. Während bei der speicherbasierten Variante im Regelfall statistische Verfahren genutzt werden, die für Empfehlungen alle vorhandenen Informationen einer gesamten Nutzer-indatenbank benötigen (vgl. Klahold 2009, S.65), können beim zweiten Verfahren Modelle mithilfe des maschinellen Lernens gelernt werden (vgl. Fraunhofer-Gesellschaft 2018, S. 8). Der Begriff „Lernen“ bezieht sich im Kontext von künstlicher Intelligenz darauf, dass eine Maschine die Fähigkeit besitzt, Muster in großen Datenmengen zu finden (vgl. Zweig 2018, S. 12) bzw. nach der Verarbeitung solcher Datenmengen ein Problem lösen kann, welches vorher nicht durch die Maschine gelöst werden konnte. Dabei bestehen verschiedene Möglichkeiten, auf welche Art und Weise eine Maschine lernt, ein Problem zu lösen (vgl. Frochte 2019, S. 21ff.).

Bei Empfehlungssystemen kann die Anwendung von maschinellen Lernverfahren im Gegensatz zu statistischen Verfahren zu deutlich effizienteren und besseren Empfehlungen führen (vgl. Portugal/Alencar/Cowan 2018, S. 205ff. & vgl. Covington/Adams/Sargin 2016, S. 191ff.). Bei maschinellen Lernprozessen wird auf große Datenmengen (i.S.v. Big Data, s. Abschn. 1.3) zurückgegriffen, die Menschen unter anderem bei Online-Aktivitäten oder bei Fortbewegungsprozessen im Alltag produzieren (vgl. Alpaydin 2019, S.1ff.). Aus solchen Datenbeständen können Lernalgorithmen komplexe Modelle erlernen. Diese Modelle können dann auf neue und unbekannte Daten, welche derselben Art angehören, angewendet werden, was wiederum die Möglichkeit eröffnet, Entscheidungen oder Vorhersagen zu treffen (vgl. Fraunhofer-Gesellschaft 2018, S. 8). Viele Empfehlungssysteme verwenden solche maschinellen Lernmethoden, um Bewertungen für bestimmte Elemente vorherzusagen oder um zu entscheiden, in welcher Rangfolge Elemente für Nutzer:innen angezeigt werden sollen (vgl. Ricci et al. 2011, S. 21). Ein Beispiel stellt die Videoplattform YouTube dar, die maschinelles Lernen durch die Methode des Deep Learning, das Lernen mit künstlichen neuronalen Netzen, in ihrem Empfehlungssystem für Videos einsetzt und damit die Empfehlungsqualität stark verbessert hat (vgl. Covington/Adams/Sargin 2016, S. 191ff.). Künstliche neuronale Netze sind jedoch nur ein Teilbereich des maschinellen Lernens, die Qualitätsoptimierungen ermöglichen können. Ein weiteres wichtiges Tool im Bereich des maschinellen Lernens stellt unter anderem die Matrix-Faktorisierung dar, welche zur Effizienz von Empfehlungssystemen beitragen kann.



Matrix-Faktorisierung

Befinden sich in einer Nutzer-Item-Matrix sehr viele Nutzer:innen und Items, entstehen schnell sehr intensive Rechenprozesse und große Speicheraufwände bei der Berechnung von Empfehlungen. Anstelle des Zugriffs auf die gesamte Nutzerindatenbank, was einer sehr speicherintensiven Verfahrensweise entspricht, besteht in der sogenannten Matrix-Faktorisierung ein

alternatives Vorgehen, welches deutlich effizienter ist. Die Grundidee der Matrix-Faktorisierung liegt darin, die Nutzer-Item-Matrix in zwei Faktoren (Matrizen) zu zerlegen, deren Produkt dann die Nutzer-Item-Matrix ergibt (vgl. Tabelle 3.5). Hierin liegt eine deutlich weniger speicherintensive Variante, wenn nur die beiden kleineren Matrizen im Speicher gehalten werden müssen.

Nutzer-Item-Matrix \approx Faktor 1 \times Faktor 2			Faktor 2				
			Film 1	Film 2	Film 3	Film 4	Film 5
Eigenschaft 1			?	?	?	?	?
Eigenschaft 2			?	?	?	?	?
			Faktor 1				
	Eigenschaft 1	Eigenschaft 2					
Sina	?	?	Film 1	Film 2	Film 3	Film 4	Film 5
Tom	?	?	3	1	1	3	1
Berta	?	?	1	2	4	1	3
Richard	?	?	3	1	1	3	1
			4	3	-	4	4
			Nutzer-Item-Matrix				

Tabelle 3.5: Ausgangssituation Matrix-Faktorisierung (mit zwei latenten Eigenschaften)

Der Faktorisierung der User-Item-Matrix liegen drei Annahmen zugrunde:

1. Die Items lassen sich durch gemeinsame Eigenschaften beschreiben. Bei Filmen könnte dies zum Beispiel das Genre sein, dem sie zuzurechnen sind (Action, Drama, Thriller, Komödie, Science-Fiction).
2. Die Nutzer:innen können in Bezug auf ihre Präferenzen für diese Eigenschaften beschrieben werden. Dies könnte zum Beispiel bedeuten, dass ein Nutzer eine Vorliebe für Action-Filme hat, aber Science-Fiction-Filme nicht mag.
3. In der Nutzer-Item-Matrix sind nicht alle Zeilen und Spalten unabhängig voneinander: Es gibt Ähnlichkeiten zwischen Nutzer:innen ebenso wie es Ähnlichkeiten zwischen Items gibt.

Die Matrixfaktorisierung stellt damit die Bewertungen in der Nutzer-Item-Matrix als Produkt von Eigenschaften des Items und von Vorlieben des Nutzenden für diese Eigenschaft dar. Um welche Eigenschaften es sich dabei handelt und wie diese bei den Items und den Nutzer:innen ausgeprägt sind, ist dem Algorithmus, der dieses Problem lösen soll, allerdings nicht bekannt. Man spricht daher auch von latenten Faktoren (vgl. Tabelle 3.5).

Die Zerlegung der Matrix erfolgt auf die Weise, dass dem Algorithmus die Anzahl der Eigenschaften, die man annimmt, vorgegeben wird. Auf dieser Basis generiert der Algorithmus zwei Matrizen (im Beispiel: eine mit den Eigenschaften der Nutzer:innen und eine mit den Eigenschaften der Filme) und startet mit Zufallswerten in diesen Matrizen. Mit diesen Zufallswerten werden die einzelnen Zellen der Nutzer-Item-Matrix (d.h. die Bewertungen der Nutzer:innen für bestimmte Items) berechnet – als das Produkt von Spalten und Zeilen der beiden Matrizen. Wenn die Ergebnisse von den tatsächlichen Bewertungen abweichen, werden die Werte in den Matrizen (Faktor 1 und Faktor 2, vgl. Tabelle 3.5) verändert und die Berechnung erneut gestartet. Ob die Werte nach oben oder nach unten verändert werden, kann mit einem spezifischen Verfahren berechnet werden. Das geschieht solange, bis die berechneten Bewertungen nahe genug an den tatsächlichen Bewertungen liegen. Dies bedeutet, dass in der Regel keine exakte Übereinstimmung erreicht wird, sondern dass das Verfahren abgebrochen wird, wenn die Annäherung an die tatsächlichen Werte gut genug ist. Welche Bedeutung die latenten Faktoren tatsächlich haben, ist für die konkrete Zerlegung der Nutzer-Item-Matrix nicht relevant, da es einzig darum geht, ein Modell zu finden,



das die Berechnung der Bewertungen – und damit die Vorhersage von Bewertungen für bisher nicht bewertete Items – erlaubt.

Für die in Tabelle 3.5 gezeigte Nutzer-Item-Matrix würde die Matrix-Faktorisierung zu zwei Matrizen führen, aus deren Produkt sich die exakten Bewertungen berechnen lassen (vgl. Tab. 3.6). Dies ist im Falle einer so kleinen Matrix möglich, bei großen Matrizen und mehr als zwei angenommenen latenten Faktoren wird es eher um eine möglichst gute Annäherung an die Bewertungen gehen. Im Beispiel könnten die beiden

latenten Eigenschaften z. B. der Anteil an Action- und an Comedy-Elementen im Film sein. Somit lässt sich jeder Film hinsichtlich dieser beiden Merkmale charakterisieren. Auf der anderen Seite kann jeder Nutzende hinsichtlich seiner Vorlieben für Action- und Comedy-Filme beschrieben werden, sodass sich aus dieser Verknüpfung die Bewertung eines Filmes berechnen lässt. Für den durch User Richard noch nicht beurteilten Film 3 ergäbe sich der Wert 5, d.h. dieser Film könnte ihm empfohlen werden.

Nutzer-Item-Matrix ≈ Faktor 1 x Faktor 2			Faktor 2				
			Film 1	Film 2	Film 3	Film 4	Film 5
Eigen-schaft 1			3	1	1	3	1
Eigen-schaft 2			1	2	4	1	3
Faktor 1			Nutzer-Item-Matrix				
	Eigen-schaft 1	Eigen-schaft 2	Film 1	Film 2	Film 3	Film 4	Film 5
Sina	1	0	3	1	1	3	1
Tom	0	1	1	2	4	1	3
Berta	1	0	3	1	1	3	1
Richard	1	1	4	3	5	4	4

Bewertung (Richard) von Film 3: $1 \cdot 1 + 1 \cdot 4 = 5$

Tabelle 3.6: Beispiellösung Matrix-Faktorisierung (mit zwei latenten Eigenschaften)

Die hier nur angedeutete konkrete Berechnung der Matrixwerte für die beiden Faktor-Matrizen, aus denen die User-Item-Matrix gebildet wird, basiert auf Methoden des maschinellen Lernens. Darunter versteht man solche (Lern-)Algorithmen, die auf der Basis von Erfahrungen lernen, d.h. konkret aus Daten, mit denen sie trainiert wurden. Bei herkömmlichen Algorithmen ist die Lösung eines Problems bereits bekannt. Als Beispiel könnte die Fläche eines Rechtecks genommen werden, welches durch Multiplikation der Seitenlängen berechnet wird. Hierbei ist der Zusammenhang zwischen Seitenlängen und Fläche bekannt. Ein Algorithmus würde also bei Eingabe der Seitenlänge genau diese Operation ausführen und das Produkt als Größe der Fläche ausgeben.

Bei Lernalgorithmen hingegen sind die einzelnen Schritte zur Lösung des Problems noch nicht bekannt. Im Fall der Matrix-Faktorisierung ist der Zusammenhang zwischen den beiden Matrizen und der Nutzer-

Item-Matrix noch unbekannt, der Algorithmus soll diesen erst finden. Wie im vorhergehenden Beispiel verdeutlicht, geschieht dies in einer Lernphase – auch Trainingsphase genannt –, in der der Algorithmus Trainingsdaten als Eingabe nutzt, aus ihnen die Bewertungen in der Nutzer-Item-Matrix berechnet und prüft, ob die Ergebnisse den tatsächlichen Bewertungen entsprechen. Mit immer wieder veränderten Eingabedaten nähert sich der Algorithmus den tatsächlichen Bewertungen der Nutzer:innen an. Ist die Passung ausreichend gut, hat der Algorithmus ein Modell – die beiden gesuchten Matrizen – gelernt, mit dessen Hilfe nun Empfehlungen für bestimmte Items berechnet werden können.

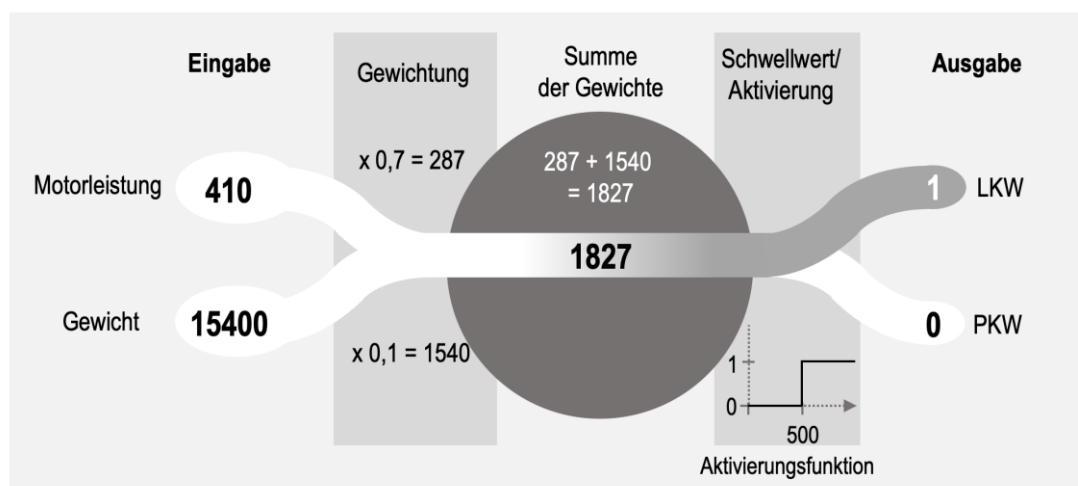
Dabei stellt sich zuletzt die Frage, mit welcher Berechnungsmethode des maschinellen Lernens ein solches Modell gelernt werden kann, um eine ausreichend gute Annäherung an die Werte in den beiden Matrizen zu erreichen. Bisher wurde das grundlegende

Rechenschema in einer Matrix-Faktorisierung erläutert. Diesem liegen algorithmische Verfahren des maschinellen Lernens zu Grunde, mit welchen die Werte in den ausgelagerten Matrizen berechnet werden können. Eine Möglichkeit, diese Berechnung durchzuführen zu lassen, besteht in der Anwendung von künstlichen neuronalen Netzen.

Neuronale Netze

Neuronale Netze als maschinelles Lernverfahren beruhen auf der Simulation von Prozessen des menschlichen Lernens, bei denen Nervenzellen (Neuronen) im Gehirn in Form chemischer Prozesse Signale aufnehmen, verarbeiten und weiterleiten. In Lernprozessen, so die Annahme, werden Verbindungen zwischen Neuronen aufgebaut und gestärkt und neuronale Netzwerke als Wissensstrukturen ausgebildet. Im maschinellen Lernen werden Neuronen künstlich nachgebaut. Sie stellen Recheneinheiten dar, die aus einer Eingabe, einer Aktivierungsfunktion und einer Ausgabe bestehen. Die einfachste Form des künstlichen Neurons ist das sogenannte Perzeptron (vgl. Hetzel/Wangelik 2019, S. 149 ff.). Ein solches Perzeptron könnte u.a. lernen, eine Klassifikationsaufgabe zu lösen, beispielsweise die Zuordnung von Fahrzeugen zur Klasse der PKW oder LKW auf der Basis von Angaben zu Gewicht und Motorleistung. Entsprechend würde das Perzeptron eine

PS-Zahl und eine Gewichtszahl als Eingabe erhalten, verbunden mit dem Hinweis, um welche Fahrzeugklasse es sich bei dem Wertepaar handelt. Dieser Hinweis ist wichtig, damit der Algorithmus in der Lernphase das Ergebnis daraufhin überprüfen kann, ob es korrekt ist. Die Verarbeitung der Eingabe erfolgt so, dass zunächst die beiden Eingabewerte mit jeweils einem – anfangs beliebig gewählten – Gewicht belegt werden und dann als gewichtete Eingabewerte aufsummiert werden (vgl. Darst. 3.8). Mit der sogenannten Aktivierungsfunktion des Perzeptrons wird festgelegt, ab welchem Schwellenwert die Ausgabe „PKW“ – z. B. in Form der Zahl 0 oder aber „LKW“ in Form der Zahl 1 erfolgt (im Beispiel 500). Ergibt die Ausgabe eine falsche Zuordnung, werden im nächsten Schritt die Gewichte verändert. Wie stark die Änderungen sind und in welche Richtung sie erfolgen (höhere oder geringere Gewichte), lässt sich mit spezifischen Methoden berechnen, die hier nicht weiter ausgeführt werden (vgl. z. B. Böttcher/Bunne/von Stetten 2019). Eine Veränderung der Gewichte stellt einen Lernschritt dar, der solange wiederholt wird, bis die Zuordnung der Eingabewerte zu den Fahrzeugklassen zuverlässig erfolgt. Was genau „zuverlässig“ bedeutet, ist von der Fragestellung und insbesondere den Folgen möglicher Fehlzuordnungen abhängig.



Darstellung 3.8: Funktionsweise eines künstlichen Neurons (eigene Darstellung in Anlehnung an Hetzel/Wangelik 2019, S. 154)

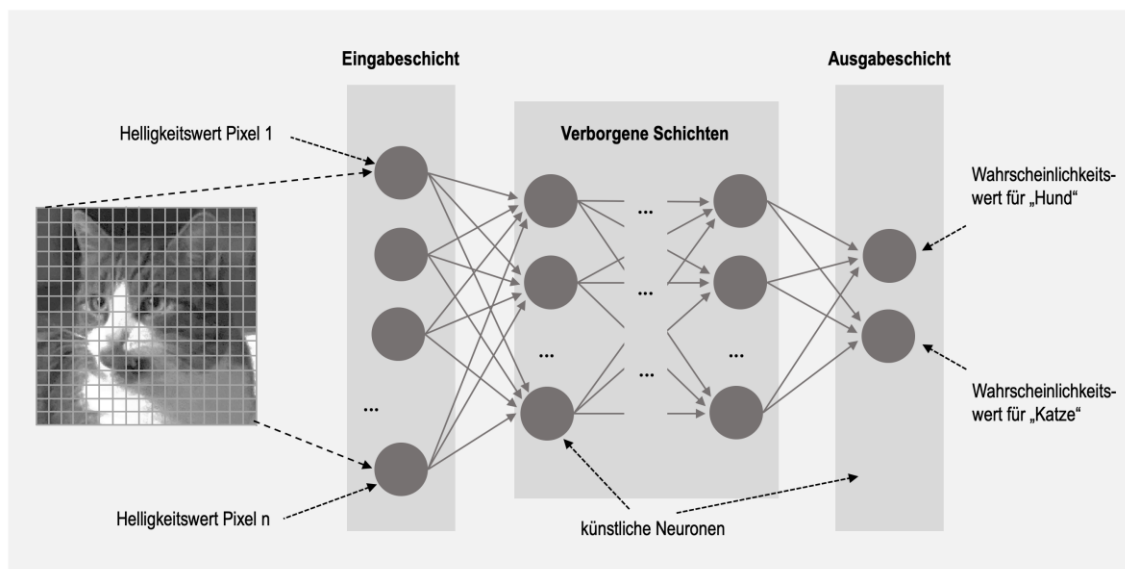
Durch den Zusammenschluss von vielen künstlichen Neuronen (Perzeptrons) entstehen verschiedene Arten von künstlichen neuronalen Netzen, die auch komplexere Aufgaben lernen bzw. lösen können. Solche Netze bestehen aus einer Eingabeschicht, einer oder mehreren Verarbeitungsschichten und einer Ausgabeschicht (vgl. Darst. 3.8). Die Verarbeitungsschichten werden auch verborgene Schichten (*hidden layers*) genannt, weil sie von außen nicht einsehbar sind. Die

grundsätzliche Funktionsweise ist dabei wie beim Perzeptron. Neuronen einer verborgenen Schicht leiten Informationen an die Folgeschicht weiter, bis die letzte Ebene in einem Netz erreicht ist. Für den Fall, dass die Information immer nur in eine Richtung (nach vorne) fließt, spricht man von einem Feedforward-Netz. Neben dieser Struktur können Informationen in Netzen aber auch zurückfließen, also zu einer vorausgehenden Schicht. Solche Rückkopplungen finden sich in

sogenannten rekurrenten Netzen (vgl. z. B. Kirste/Schürholz 2019).

Ein neuronales Netz lernt auf der Basis von Erfahrung, d.h. anhand von (vielen) Trainingsdaten. Wenn das Netz über verborgene Schichten verfügt, wird auch vom *deep learning* gesprochen, weil der Lernprozess über mehrere Schichten von Neuronen verläuft. Die im Beispiel skizzierte Form des Lernens wird als überwachtes Lernen bezeichnet, d.h. für die Eingabewerte ist die Lösung jeweils schon bekannt und das Ergebnis wird daraufhin überwacht, ob und inwieweit es von der richtigen Lösung abweicht. Der Lernprozess – man spricht auch von der Trainingsphase – ist dann abgeschlossen, wenn durch Änderung der Gewichte zwischen den Neuronen eine angestrebte Fehlerquote in den Ergebnissen

unterschieden ist. Dann kann das neuronale Netz dazu genutzt werden, mit neuen, unbekanntem Daten eine Einordnung vorzunehmen (vgl. Kirste/Schürholz 2019, S.26ff.). Eine andere Form des Lernens wird als unüberwacht bezeichnet. Sie wird beispielsweise relevant, wenn es darum geht, in einer großen Menge von Daten Zusammenhänge oder Strukturen aufzudecken, die vorher nicht bekannt sind. Das neuronale Netz würde z. B. Cluster berechnen, in denen Daten liegen, die einander ähnlich sind. Die Cluster können dann interpretiert werden, z. B. als Gruppen von Personen mit bestimmten Vorlieben für Musik oder Filme. Hier würde man nicht vom Training des Algorithmus sprechen, sondern vom Aufspüren bzw. Lernen von Strukturen und Zusammenhängen.



Darstellung 3.9: Bilderkennung in neuronalen Netzen

Die besondere Leistungsstärke neuronaler Netze zeigt sich in komplexen Anwendungsgebieten, wie z. B. der Bild- und Mustererkennung. Das Training eines neuronalen Netzes beispielsweise zur Erkennung von Hunden und Katzen würde bedeuten, dass Bilder von Hunden und Katzen als Pixelwerte die Eingabe für das Netz bilden und dann die verborgenen Schichten durchlaufen (vgl. Darst. 3.9). Die Ausgabe bestünde in einem Wahrscheinlichkeitswert dafür, dass es sich um einen Hund oder eine Katze handelt. Ist die Wahrscheinlichkeit für die richtige Lösung noch zu gering, würde das Netz weiter optimiert. Innerhalb der verborgenen Schichten ist das Geschehen nach außen hin intransparent, d.h. im Detail nicht nachvollziehbar, obwohl die einzelnen Werte für die Gewichte der Neuronen einsehbar sind (vgl. Frochte/Kaufmann 2020). Im Falle der Bilderkennung lässt sich die Funktion der einzelnen Schichten des Netzwerks qualitativ so erläutern, dass

zunächst einzelne Elemente, z. B. Ecken, Kanten oder Rundungen und in den tieferen Schichten dann zunehmend komplexere Strukturen, z. B. Augen oder Pfoten, erkannt werden.

Die Anwendungsbereiche von künstlichen neuronalen Netzen sind sehr vielfältig und finden sich in unterschiedlichen Bereichen wie dem autonomen Autofahren, in der Spracherkennung oder bei Empfehlungssystemen. Die bereits dargestellte Matrixfaktorisierung bei Empfehlungssystemen kann mithilfe neuronaler Netze noch optimiert werden.

Matrixfaktorisierung und neuronale Netze

Die Matrix-Faktorisierung, wie sie im bereits skizzierten Beispiel beschrieben wurde, kann durch weitere Verfahren des maschinellen Lernens verbessert werden. In der Faktorisierung wird angenommen, dass sich die Beziehungen zwischen Usern und Items durch ein Modell



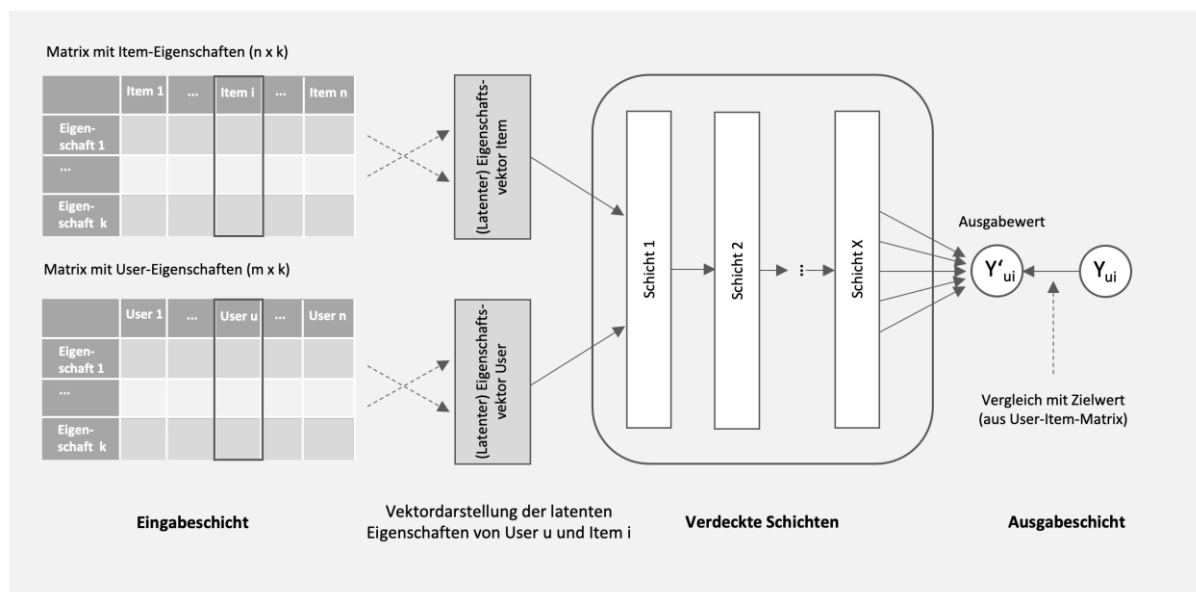
mit latenten Eigenschaften darstellen lässt, deren Produkt dann die Bewertungen in der User-Item-Matrix ergeben. Dieser lineare Zusammenhang – die Bewertung als Produkt der beiden Matrizen bzw. Vektoren – ist relativ einfach und wird der komplexen Beziehung zwischen User und Item nicht gerecht. Daher werden weiterführende Verfahren genutzt, um diese Unzulänglichkeiten aufzunehmen und noch bessere Empfehlungen zu generieren (vgl. He et al. 2017). Eine Möglichkeit stellen neuronale Netze dar, die auch komplexere Zusammenhänge lernen können.

Auf der Basis der Ausführungen zum Aufbau von neuronalen Netzen, insbesondere solcher, die *Deep Learning* ermöglichen, lässt sich für das kollaborative Filtern zeigen, wie ein modellbasiertes Verfahren grundsätzlich über ein neuronales Netz realisiert werden kann. Dazu sei vereinfachend angenommen, dass die User-Item-Matrix nur indirekte Bewertungen der User erfasst, beispielsweise in Form eines angesehenen Videos oder eines gekauften Artikels. Diesem Beispiel entsprechend

sind nur die Werte 1 und 0 als Bewertungen in der Tabelle enthalten.

Das neuronale Netz erhält als Eingabe zwei Matrizen, die zum einen die Eigenschaften des Users beschreiben, zum anderen die der Items, welche in diesem Fall Filme repräsentieren (vgl. Darst. 3.10). Aus diesen beiden Matrizen soll das neuronale Netz einen Zusammenhang berechnen, welcher zunächst noch unbekannt ist, jedoch nach dem Berechnungsvorgang zu den Bewertungen in der User-Item-Matrix führt. Dabei wird – wie bei der Matrix-Faktorisierung bereits dargelegt – angenommen, dass sich User und Items durch k (latente) Eigenschaften charakterisieren lassen.

Diese Eigenschaften werden als Vektoren dargestellt, die jeweils die Länge k haben. Angenommen, es würde sich um die zwei Genre-Eigenschaften Action und Comedy handeln, dann würde eine Matrix für die Beschreibung der User aus m Vektoren der Länge k und die andere Matrix für die Beschreibung der Filme aus n Vektoren der Länge k bestehen (vgl. Darst. 3.10).



Darstellung 3.10: Neuronales Netz für kollaboratives Filtern

Das Netz wird in der Trainingsphase mit zufälligen Werten initiiert und berechnet aus der Eingabe Vorhersagewerte, die mit den tatsächlich beobachteten Werten aus der User-Item-Matrix abgeglichen werden. Ziel ist es, den Fehler soweit zu minimieren, bis eine akzeptable Passung zwischen den berechneten und den beobachteten Werten besteht. Im neuronalen Netz werden in einer ersten Schicht die Eingabematrizen, welche die latenten Eigenschaften der User und der Items abbilden, zunächst in Vektoren überführt. Diese werden dann an die verborgenen Schichten des Netzes weitergeleitet. Jede der verborgenen Schichten des Netzes kann im

Verlauf des Lernprozesses durch Veränderung von Gewichten so angepasst werden, dass sie bestimmte Beziehungen zwischen Item und User aufdeckt. In der letzten (Ausgabe-)Schicht wird das Ergebnis in Form der berechneten Bewertung ausgegeben. In diesem Beispiel wäre dies eine 1 für den Fall, dass der User u sich für den Film i interessiert (ihn ansieht oder kauft), oder eine 0 für den Fall, dass der Film den User nicht interessiert. Dieses Ergebnis wird mit dem tatsächlichen Eintrag in der User-Item-Matrix verglichen. Bei einer Abweichung wird das Netz nachjustiert, sodass nach dem Trainingsprozess eine möglichst gute Übereinstimmung

mung mit den Einträgen in der User-Item-Matrix erzielt wird. Ist das Netz trainiert, ist in den Einstellungen der Neuronen bzw. ihrer Gewichte die Beziehung zwischen Usern und Items ‚festgehalten‘ und das Netz kann für die Berechnung der Relevanz von Filmen genutzt werden, für die bisher keine indirekten Bewertungen des Users vorliegen.

Somit kann die Matrixfaktorisierung im Sinne des maschinellen Lernens durch das Instrument der neuronalen Netze besser abgebildet werden, da es in der Lage ist, auch komplexere Zusammenhänge zu berechnen.

Clustering

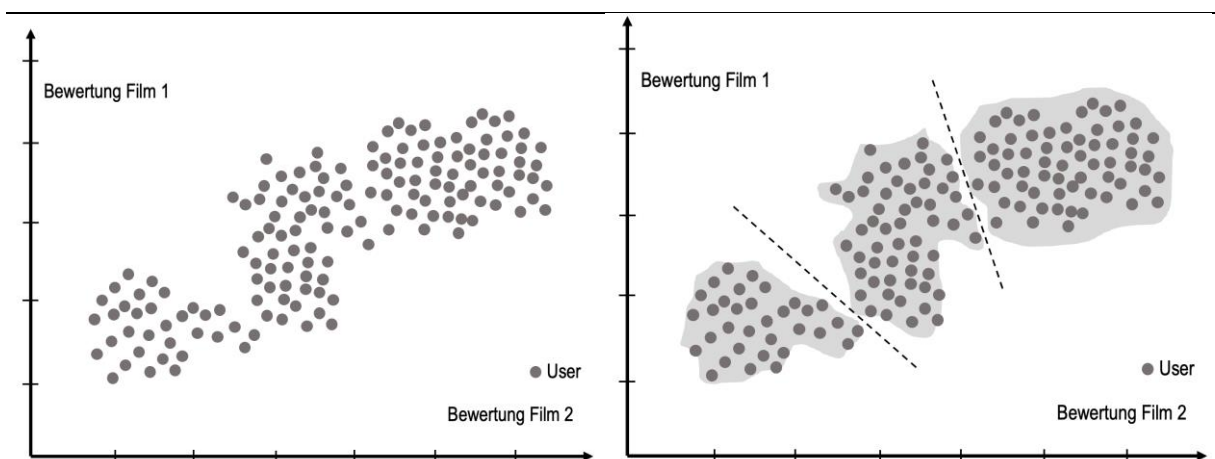
Neben den bereits diskutierten Ansätzen, Nachteile bei speicherbasierten Verfahren auszugleichen, lässt sich ein weiteres Verfahren des maschinellen Lernens nennen. Hierbei wird aus einer User-Item-Matrix ein Modell berechnet, auf dessen Basis Empfehlungen für bisher nicht bewertete Items gegeben werden können. Ausgangspunkt ist erneut eine User-Item-Matrix, in der für m User Bewertungen von insgesamt n Items (Filme) festgehalten werden, wobei nicht jeder User alle Items bewertet haben muss. Das Verfahren basiert auf der Grundidee, aus der Menge von Usern und deren unterschiedlichen Vorlieben und Präferenzen Gruppen (Cluster) zu bilden, die folgenden Bedingungen genügen:

- Elemente innerhalb eines Clusters sind sich möglichst ähnlich und
- Elemente unterschiedlicher Cluster unterscheiden sich möglichst deutlich.

In einem solchen Vorgehen ist zu Beginn des Clusters nicht bekannt, worin sich die Elemente in einem Cluster ähneln könnten. Für die Eingabe liegen damit keine Informationen darüber vor, welche Daten welchen Clustern zuzuordnen sind. Daher handelt es sich um ein Verfahren des unüberwachten Lernens. Ein Cluster könnte zum Beispiel User enthalten, die ein ähnliches Filmgenre präferieren oder ein ähnliches Alter haben.

Ein Algorithmus, der diese Clustering-Aufgabe löst, ist der sogenannte k -means-Algorithmus. Dieser benötigt als Eingabe die User-Item-Matrix sowie die Anzahl k der Cluster, die gebildet werden soll. Bei einer Berechnung bestimmt der k -Means-Algorithmus um k Mittelpunkte (als jeweilige Zentren der Cluster) solche Cluster, die den oben genannten Bedingungen entsprechen.

Zur Illustration sei angenommen, dass die User-Item-Matrix m User und nur zwei Filme enthalte. Die Bewertungen der Filme können dann in einem zweidimensionalen Koordinatensystem aufgetragen werden, sodass eine Verteilung von m Datenpunkten entsteht, die jeweils einen User mit seinen Bewertungen repräsentieren (vgl. Darst. 3.11).



Darstellung 3.11: Verteilung von Datenpunkten aus einer User-Item-Matrix für die Bewertung von 2 Items mit anschließender Clusterbildung

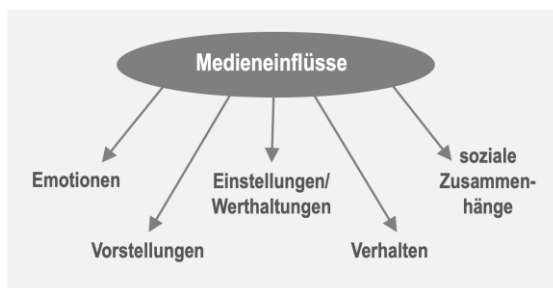
Diese Datenpunkte werden z. B. für $k=3$ in drei Cluster aufgeteilt. Eine Interpretation dieser Cluster könnte vorgenommen werden, wenn über die Eigenschaften der User und Filme zusätzliche Informationen vorliegen. Dies ist allerdings angesichts der potentiellen Vielzahl von Filmen, die eine User-Item-Matrix enthält sowie der vielen möglichen Daten über User nicht einfach. Für eine Empfehlung eines durch einen User u bisher nicht bewerteten Films i würde nach dem

Clustering zunächst geprüft, in welchem Cluster der User liegt. Dann würde in diesem Cluster die für den Film i am häufigsten vergebene Bewertung für den User u vorhergesagt.

4 Chancen und Herausforderungen der Nutzung von Empfehlungssystemen

4.1 Einflussbereiche der Mediennutzung

Mediatisierung und Digitalisierung haben dazu geführt, dass uns (digitale) Medien heute als integraler Bestandteil vieler Lebens- und Alltagszusammenhänge begegnen. Ihre Nutzung ist – je nach Situation und Kontext – mit Chancen und Herausforderungen bzw. Problemlagen verbunden. So könnte beispielsweise aus einer ökonomischen Sicht ein besonderer Vorteil von Empfehlungssystemen darin liegen, die Umsätze und Profite von Unternehmen zu steigern. In rechtlicher Hinsicht könnte eine Herausforderung darin bestehen, die Systeme mit datenschutzrechtlichen Bestimmungen in Einklang zu bringen und in Bezug auf technische Aspekte könnte ein besonderer Vorzug darin gesehen werden, dass die Systeme mit lernenden Algorithmen dort Lösungen liefern, wo dies mit herkömmlichen Mitteln nicht möglich ist.



Darstellung 4.1: Einflussbereiche der Mediennutzung

In pädagogischer Hinsicht sind Chancen und Problemlagen der – rezeptiven, produktiven und interaktiven – Mediennutzung insbesondere unter der Frage zu betrachten, welche Auswirkungen sie auf die Nutzenden haben. Dabei lassen sich grundsätzlich Auswirkungen auf Emotionen, auf Vorstellungen über die Realität, auf Haltungen bzw. Wertorientierungen, auf Verhalten bzw. Verhaltensorientierungen und auf soziale Zusammenhänge unterscheiden (vgl. Tulodziecki/Herzig/Grafe 2019, S. 24ff.; S. 293ff.). Allerdings sind Wirkungen von Medien keine quasi-natürliche Eigenschaft des Mediums, sondern entstehen im Zusammenwirken von spezifischen Merkmalen des Mediums bzw. des Medienangebots und jeweils spezifischen Voraussetzungen auf Seiten der Nutzenden.

- **Emotional** können Medien bzw. Medienangebote unterschiedliche Gemütszustände bei den Nutzenden auslösen. Sie reichen von Vergnügen und Freude, Sympathiegefühle und Mitgefühl, Schreck, Ekel und Abscheu über Furcht, Entsetzen und Angst bis hin zu Zorn, Wut, Kummer und Schmerz oder Schamgefühl (vgl. Glogauer 1987, S. 89). So kann das Streamen eines Comedy-Angebots insbesondere Freude und Vergnügen auslösen, während kritische Kommentare

oder Posts in einem sozialen Netzwerk Unsicherheit oder gar Angst auslösen oder verstärken könnten.

- In **kognitiver Hinsicht** geht es darum, inwieweit unsere Vorstellungsbildung durch Medien beeinflusst wird. Je nach Medienangebot kann dies zu angemessenen oder auch zu verzerrten Vorstellungen über die Realität führen. Beispielsweise können gut recherchierte und journalistisch aufbereitete Nachrichten die nutzende Person in zutreffender Weise über Sachverhalte oder Situationen informieren, Krimiserien aber ein durchaus wenig realitätsangemessenes Bild von Polizeiarbeit vermitteln.
- Medienangebote können in verschiedener Weise **Wertvorstellungen und Werthaltungen** von Nutzenden beeinflussen. So kann beispielsweise die Rechtfertigung von Gewalt durch bestimmte Handlungslogiken in Filmen (Rache- oder Selbstjustizmotive) nahegelegt werden oder ein diffamierendes Verhalten in sozialen Netzwerken als probates oder toleriertes Mittel der persönlichen Meinungsäußerung suggeriert werden.
- Wenn Medienangebote sich auf Werthaltungen auswirken und zu Einstellungs- oder Überzeugungsänderungen führen, können sich diese darüber hinaus auch in entsprechendem **Verhalten** zeigen. Insofern vermitteln beispielsweise Rächerfilme nicht nur eine Gewalt rechtfertigende Grundhaltung, sondern legen auch ein entsprechendes Verhalten nahe. Unmittelbar auf Verhaltensänderungen zielen auch werbende Medienangebote, z. B. im Bereich der Konsumgüter oder Verhaltensweisen von Influencern, die Kinder und Jugendliche als Vorbild sehen und diesen nacheifern wollen.
- Medien haben nicht nur Einflüsse auf den Einzelnen, sondern auch auf **soziale Zusammenhänge**. So können beispielsweise der Umgang miteinander in sozialen Netzwerken und die dort (technisch) implementierten Mechanismen der Freundschaftsbildung Auswirkungen auf die Vorstellungen von Freundschaft generell und auf den sozialen Umgang miteinander haben. Im politischen Bereich können die Verbreitung von Fake News oder Verschwörungstheorien die öffentliche Meinungsbildung beeinflussen.

Die produktive oder rezeptive Nutzung von Medien ist Teil des Alltagshandelns von Menschen und ist damit letztlich auch durch verschiedene **Bedürfnisse** bedingt. Dies bedeutet, dass die Mediennutzung i.d.R. keine zufällige Handlung ist, sondern intentional erfolgt und mit dem Ziel der Bedürfnisbefriedigung verbunden ist. Das Abonnieren und Verfolgen eines Nachrichtenkanals auf YouTube kann mit dem Bedürfnis nach Wissen und



Information verbunden sein, ebenso wie mit dem Bedürfnis, durch Informiertheit über die politische und gesellschaftliche Lage am öffentlichen Diskurs teilnehmen und damit soziale Anerkennung erlangen zu können. Das Betreiben eines eigenen Accounts auf einem Bild- oder Videoportal kann ebenfalls mit dem Bedürfnis nach Anerkennung und Wertschätzung verbunden sein, die Nutzung eines Print- oder Online-Boulevardmagazins kann dem Bedürfnis nach Entspannung, Sinneserregung und Zerstreuung entgegenkommen. Eine Klassifikation menschlicher Bedürfnisse hat Maslow (1954; 1981) mit der Unterscheidung von fünf grundlegenden Bedürfnisgruppen vorgelegt: physiologische Bedürfnisse, Sicherheitsbedürfnisse, Bedürfnisse nach Zugehörigkeit und Liebe, Achtungsbedürfnisse sowie Selbstverwirklichungsbedürfnisse (vgl. S. 62ff.). Eine weitere, später ergänzte Gruppe bilden ästhetische und kognitive Bedürfnisse (vgl. Maslow/Geiger/Maslow 1971; Tulodziecki/Herzig/Grafe 2021, S. 56 ff. – siehe Kasten). Maslow geht davon aus, dass die im alltäglichen Leben bewusst wahrgenommenen Wünsche nicht die eigentlichen Motive des menschlichen Handelns sind, sondern Mittel zum Zweck der Befriedigung tieferliegender Bedürfnisse aus den genannten Bedürfnisgruppen. Das bedeutet, dass auch die Mediennutzung in instrumenteller Weise der Befriedigung von Bedürfnissen dient und beispielsweise das Führen eines Accounts in einem sozialen Netzwerk nicht um seiner selbst willen geschieht, sondern um damit Anerkennung zu erlangen oder auch um der individuellen selbstbestimmten Lebensgestaltung Ausdruck zu verleihen. Emotionen sieht Maslow sowohl mit der Bedürfnisbefriedigung als auch mit der Bedürfnisfrustration verbunden.

Menschliche Bedürfnisgruppen

Grundlegende physische und psychische Bedürfnisse: Als grundlegende physiologische Bedürfnisse gelten z. B. die Bedürfnisse nach Nahrung und Sexualität, nach Erregung und Aktivität, nach Ruhe und Schlaf. Zudem sind psychische Eigenschaften des Menschen, z. B. Neugier oder die Wahrnehmung von Gefahren, in dieser Gruppe relevant, weil auch solche Sinnesreize und Möglichkeiten der Umwelterkundung eigenständige Entwicklungsantriebe darstellen – auch wenn sie für das physische Überleben nicht notwendig sind. Medien bedienen beispielsweise die Bedürfnisse nach Sinneserregung oder nach Erzeugung von Spannung.

Bedürfnisse nach Sicherheit und Orientierung: Zu dieser Bedürfnisgruppe zählen die Bedürfnisse nach Stabilität und Schutz, nach Geborgenheit und Angstfreiheit, nach Gesetz, Struktur und Ordnung. Daneben kann dem kognitiven Bedürfnis nach Orientierung ein eigener Stellenwert zugeschrieben werden, weil es in der Lebenswelt tief in der menschlichen Motivstruktur

verankert ist, auch ohne direkten Bezug zum Sicherheitsbedürfnis.

In Bezug auf die Mediennutzung kann beispielsweise die Erstellung eigener (Software-)Programme attraktiv sein, weil die Programmierung auf klaren Strukturen und Berechenbarkeit beruht. Für die Rezeption einer auf Jugendliche zugeschnittenen Serie auf einem Onlineportal kann z. B. das Bedürfnis nach Orientierung in Bezug auf jugendliches Verhalten in einer Clique relevant sein.

Bedürfnisse nach Zugehörigkeit und Liebe:

Bedürfnisse dieser Gruppe beziehen sich auf soziale Kontakte, Zuneigung, Freundschaft und enge Beziehungen.

Medienrelevant werden solche Bedürfnisse, wenn etwa die Zugehörigkeit zu einer Gruppe damit zusammenhängt, dass man bestimmte Videos, Serien oder Computerspiele kennt. Zudem können Medienangebote genutzt werden, um sich mit beliebten Figuren oder Personen in Filmen oder auf Kanälen in sozialen Netzwerken zu identifizieren und bei der Medienrezeption auf diese Weise Anteil an der Zuneigung oder Liebe miterleben, die diese erfahren.

Bedürfnisse nach Respekt und Wertschätzung:

In dieser Bedürfnisgruppe sind Bedürfnisse nach Achtung der individuellen Person relevant. Dies kann sich z. B. im Streben nach Aufmerksamkeit, Status, Anerkennung, Ruhm oder Dominanz äußern. Damit verbunden sind die Bedürfnisse nach Stärke, Leistung und Kompetenz (s.u.). Dennoch werden die Bedürfnisse nach Respekt und Wertschätzung hier als eigenständige Bedürfnisgruppe angesehen, weil sie auch unabhängig vom Streben nach Kompetenz existent sind, z. B. wenn jemand nicht nur in Verbindung mit besonderen Leistungen als Person wertgeschätzt werden möchte, sondern auch unabhängig davon.

Beispiele solcher Bedürfnisse im Medienkontext sind die Anerkennung in einer Peergroup über den Besitz spezieller Endgeräte oder über besondere medienbezogene technische Kenntnisse und Fähigkeiten. Über die Identifikation mit Film- oder Serienfiguren oder mit Influencern kann auch hier versucht werden, sich Anteil an deren Wertschätzung zu verschaffen.

Bedürfnisse nach Wissen und Kompetenz:

Das Streben nach Wissen, Können und Kompetenz wird in dieser Bedürfnisgruppe nicht einfach als funktional für das Streben nach Achtung und Wertschätzung aufgefasst, sondern als originärer Ausdruck kognitiver Bedürfnisse des Menschen. Während im frühen Alter das Bedürfnis, Wissen zu erwerben, häufig damit verbunden ist, Sicherheit (z. B. in beruflicher Hinsicht) oder Anerkennung zu erlangen, kann sich dies im Verlaufe der Entwicklung dahingehend ändern, Kompetenz

anzustreben, um eigene Interessen und Ziele zu verfolgen oder umzusetzen.

Im Medienbereich können sich Bedürfnisse dieser Gruppe beispielsweise darin äußern, dass jemand sich Kenntnisse, Fähigkeiten und Fertigkeiten aneignet, um ästhetisch oder künstlerisch anspruchsvolle Medienprodukte selbst zu gestalten.

Bedürfnisse nach Selbstbestimmung und Autonomie:

Letztlich sind Bedürfnisse nach Autonomie und Selbstbestimmung von dem Bestreben geleitet, nicht von außen vorgegebenen Regeln und Leitlinien zu folgen, sondern nach eigenen Maßstäben unabhängig, autonom und souverän zu handeln. Dies schließt nicht aus, auch Rahmenbedingungen des sozialverträglichen Zusammenlebens anzuerkennen und in das eigene Handeln zu integrieren.

Dies zeigt sich im Medienbereich nicht zuletzt daran, selbst auf der Basis transparenter Informationen über Medienangebote entscheiden zu wollen, welche Angebote in welcher Form genutzt werden.

Mit diesen Hinweisen ist ein Rahmen skizziert, innerhalb dessen die Frage diskutiert werden kann, welche Chancen und Problemlagen mit verschiedenen Medienangeboten verbunden sind. Dabei können sich in den einzelnen Bereichen sowohl positive Einflüsse im Sinne von Chancen zeigen als auch Problemlagen, die sich nachteilig auf Individuum und Gesellschaft auswirken. Ob die Mediennutzung mit positiven oder negativen Einflüssen bzw. Wirkungen verbunden ist, ist zunächst einmal unabhängig von den damit verbundenen Nutzungsbedürfnissen. So kann eine mit dem Bedürfnis nach Orientierung und Information verbundene regelmäßige Rezeption eines Nachrichtenkanals aufgrund der dort nur sehr einseitig präsentierten Informationen zu unangemessenen Vorstellungen beim Rezipienten führen, das Gefühl der Bedürfnisbefriedigung und eine damit verbundene Zufriedenheit kann sich aber trotzdem einstellen.

4.2 Anwendungsbereiche und Chancen der Nutzung von Empfehlungssystemen

Empfehlungssysteme stellen hilfreiche Software-Instrumente dar, um relevante oder nützliche Teil-Informationen aus einem größeren Informations- bzw. Datenpool herauszufiltern (vgl. Reimer 2013, S. 238). Die breite Anwendung von Empfehlungssystemen geht auf stetig wachsende und große Datenbestände im Internet zurück, von denen nur ein kleiner Bruchteil für einzelne Individuen von Interesse ist (vgl. Alpaydin 2019, S. 1). Für das systematische Filtern nützlicher Informationen gibt es verschiedene Verfahren, welche die indivi-

duellen Präferenzen und Vorlieben von Nutzer:innen miteinbeziehen (vgl. Abschn. 2.2). Anwendung finden Empfehlungssysteme und darin implementierte Filterverfahren in sehr unterschiedlichen Bereichen – vom E-Commerce über Entertainment bis hin zu Serviceleistungen (vgl. Ricci 2015, S. 18). In vielen dieser Anwendungsbereiche werden die Vorschläge durch Empfehlungssysteme in unterschiedlicher Häufigkeit genutzt. So zeigen die Ergebnisse einer repräsentativen Studie zur Nutzung von Empfehlungssystemen, dass nur 4 % aller Befragten noch nie ein algorithmisches Empfehlungssystem genutzt haben (Kieslich/ Dosenovic/ Marcinkowski 2020). Vor dem Hintergrund einer zumindest seltenen/ gelegentlichen Nutzung algorithmischer Empfehlungssystemen geben 84 % der Studienteilnehmer an, Empfehlungsvorschläge beim Online-Shopping zu nutzen. Daneben sagen 75 % der Befragten aus, Empfehlungssysteme gelegentlich in Mediatheken zu nutzen und 74 % der Studienteilnehmer geben dies in Bezug auf Nachrichten an. Ein knappes Drittel (30 %) der Befragten folgt Empfehlungsvorschlägen in Mediatheken sogar häufig, während dies für jeden Vierten (25 %) in Bezug auf empfohlene Nachrichten und zugleich für Empfehlungen auf Musikplattformen (25 %) gilt. Im Anwendungsfeld des Online-Shopping nutzen 23 % der Befragten häufig Empfehlungsvorschläge. Die Ergebnisse der Studie zeigen, dass Empfehlungssysteme von vielen Befragten mindestens gelegentlich genutzt werden und insbesondere für Konsumententscheidungen im Online-Kontext eine wichtige Rolle spielen.

Ein sehr bekanntes Anwendungsfeld liegt im **E-Commerce**, dem **Online-Handel**, bei welchem Nutzer:innen Empfehlungen für unterschiedliche Kaufartikel erhalten. Das Unternehmen Amazon als prominentes Beispiel kennzeichnet Empfehlungen zum Beispiel mit Sätzen wie: „Kunden, die diesen Artikel gekauft haben, kauften auch den Artikel X“.⁸ Vorteile können insbesondere personalisierte Empfehlungen bieten, die den Recherche- oder Suchaufwand für Amazon-Kunden erleichtern, um passende Artikel zu finden (vgl. Köber 2020, S. 2). Dies scheint sich auch in den Ergebnissen der Studie von Kieslich/ Dosenovic/ Marcinkowski (2020) widerzuspiegeln. Demnach empfindet jeder dritte Studienteilnehmer (33 %) Empfehlungssysteme beim Online-Shopping als (sehr) nützlich. Damit leisten entsprechende Empfehlungssysteme einen praktischen Kundenservice und tragen dazu bei, kognitiven Überforderungen und Reizüberflutungen vorzubeugen, die angesichts der enormen Produkt- und Informationsvielfalt auf solchen Verkaufsplattformen auftreten könnten.

Ein weiterer Sektor, in dem Empfehlungssysteme eingesetzt werden, ist der **Entertainment-Bereich** (vgl.

⁸ https://www.amazon.de/dp/B07GRQ6Q8T/ref=dp_prsubs_3, Zugriff: September 2022



Ricci 2015, S.18). Darin vorkommende Empfehlungen werden unter anderem für Filme, Videos oder Musik generiert, die beispielsweise auf Plattformen wie Netflix, YouTube oder Spotify erscheinen. Der Musik-Streaming-Dienst Spotify z. B. kann mithilfe personalisierter Empfehlungsalgorithmen und Deep Learning (vgl. Kap. 2.2.3) auf individuelle Hör-Präferenzen von Nutzer:innen eingehen (vgl. Del Toro Barba 2018, S.235f.). Hierbei bietet Spotify auf Nutzer:innen zugeschnittene Musik-Playlists- oder Sammlungen⁹ an, die für unterschiedliche Kontexte und Situationen angepasst sind wie beispielsweise Sport, Aktivität oder Entspannung.¹⁰ Solche personalisierten und individuellen Musikempfehlungsvorschläge werden offenbar auch beim Publikum als eine ansprechende Serviceleistung wahrgenommen. Das zeigen die Ergebnisse einer repräsentativen Studie, in der über die Hälfte der Befragten (51 %) Empfehlungssysteme auf Musikplattformen als (sehr) nützlich beurteilen (vgl. Kieslich/ Dosenovic/ Marcinkowski 2020). Damit kann ein auf den Nutzenden abgestimmtes und personalisiertes musikalisches Angebot eine durchaus förderliche Wirkung erzielen. Über gut ausgewählte Musikstücke oder -kompositionen lassen sich Emotionen und Stimmungen regulieren. Dies kann positive Auswirkungen z. B. auf Stress haben und gleichzeitig Entspannung, Freude oder Erleichterung auslösen.

Die Anwendung von Empfehlungssystemen nimmt auch eine tragende Rolle bei der Organisation und Strukturierung **sozialer Netzwerke** ein. Dazu zählen bekannte Unternehmen wie Facebook, Instagram oder Twitter. Der Konzern Facebook setzt sein Empfehlungssystem unter anderem dafür ein, um einem aktiven Nutzer/ einer aktiven Nutzer:in neue Freunde vorzuschlagen (vgl. Ziegler/Loepp 2019, S.2), die Seiten von relevanten Gruppierungen anzuzeigen oder etwa Inhalte zu präsentieren, die Kontakte aus der Freundesliste geteilt oder mit einem Like versehen haben (vgl. Schmidt 2018, S.68f.). Eine wichtige Funktion des Facebook-Empfehlungssystems besteht somit darin, dass Menschen sich untereinander vernetzen und über verschiedene Wege miteinander in Kontakt treten können. Für Nutzer:innen kann ein Online-Netzwerk wie Facebook diverse Ressourcen bereithalten (vgl. Braasch 2018), die abhängig von der Qualität und Heterogenität des Netzwerkes zur Verfügung stehen. Ein intaktes Netzwerk, bestehend aus Verwandten, Freunden und Bekannten, kann Stress oder Gesundheitsrisiken mindern (vgl. Braasch 2018, S.416). Damit kommt das Empfehlungssystem dem Bedürfnis nach sozialen Kontakten nach, kann aber auch das Bedürfnis nach

Anerkennung und Status befriedigen. Außerdem können sich dadurch persönliche Ressourcen wie Motivation, Selbstwirksamkeit oder Kommunikationsfähigkeit verstärken. Daneben lassen sich bei Facebook-Nutzer:innen positive Auswirkungen auf das Selbstwertgefühl, die Selbstwertschätzung oder etwa das Kompetenzerleben nachweisen (vgl. ebd., S. 360ff.). Entsprechende Handlungsweisen, die solche positiven Effekte auslösen, liegen zum Beispiel im Teilen von Erfolgserlebnissen und der daraus folgenden Bestätigung oder Bestärkung durch andere Nutzer:innen im Netzwerk (vgl. ebd., S. 362). Diese Interaktionsformen können Anlass für positive Emotionen wie Freude, Vergnügen oder Erleichterung sein. Darüber hinaus verfügen soziale Netzwerke wie Facebook über das Potenzial, die Aufrechterhaltung und Kommunikation familiärer, freundschaftlicher oder beruflicher Beziehungen zu fördern. Gleichzeitig bieten die auf Empfehlungssystemen basierenden virtuellen Netze auch immer die Chance, Nutzer:innen Orientierung und Anhaltspunkte für den Erwerb von positiven Werten oder Verhaltensweisen zu ermöglichen. Dies könnte sich z. B. in Bezug auf Rücksichtnahme, Respekt oder Wertschätzung gegenüber anderen Lebensformen, Einstellungen oder Umgangsformen äußern (vgl. ebd., S. 26), die in der Interaktion mit Freunden, Verwandten, Bekannten und Nutzer:innen solcher Plattformen eingeübt und verinnerlicht werden.

Ein weiteres Anwendungsgebiet von Empfehlungssystemen liegt im Bereich vielzähliger **Serviceleistungen**, bei denen beispielsweise Empfehlungen für Mietwohnungen, Reisen oder einen passenden Lebenspartner gemacht werden (vgl. Ricci 2015, S. 18). So hat allein die Online-Partnervermittlung „Parship“ rund 5,4 Millionen Mitglieder.¹¹ Auf Grundlage der in einem Nutzer:in-Profil angegebenen Interessen und Präferenzen für eine Partnerschaft ermittelt das Parship-Empfehlungssystem potenzielle Partner und gibt Erfolgswahrscheinlichkeiten mithilfe von Matching-Punkten an. Die Filterkriterien für ein Matching basieren auf dem bereits skizzierten Ähnlichkeits-Prinzip (vgl. Abschn. 2.2.2), das Parship in ähnlicher Weise für die Partnervermittlung verwendet: „So viel Ähnlichkeit wie möglich, so viel Unterschied wie nötig.“¹² Damit können solche und vergleichbare Online-Partnervermittlungen Menschen helfen, einen geeigneten Lebenspartner zu finden, den sie außerhalb des Online-Kontextes aufgrund bestimmter Umstände nicht kennengelernt hätten. Damit zeigt sich an diesem Beispiel ein Chancenpotential von Empfehlungssystemen, indem Alternativmöglichkeiten für die Gestaltung sozialer Beziehungen geschaffen werden,

⁹ <https://support.spotify.com/de/article/what-is-spotify/>, Zugriff: September 2022

¹⁰ <https://www.spotify.com/de/about-us/contact/>, Zugriff: September 2022

¹¹ <https://www.zu-zweit.de/parship/test>, Zugriff: September 2022

¹² <https://www.parship.de/tour/parship-prinzip/>, Zugriff: September 2022

die in einem solchen Zusammenhang Glücksgefühle, Freude oder Sympathien auslösen können.

Mit Empfehlungssystemen können neben den bereits genannten Domänen auch Zeitungsartikel, Nachrichten oder Dokumente im Web personalisiert und interessenbasiert angezeigt werden (vgl. Ricci et al. 2015, S. 18). Dabei werden z. B. empfohlene Nachrichten als sehr nützlich empfunden, wie die Studienergebnisse von Kieslich/ Dosenovic/ Marcinkowski (2020) zeigen. So beurteilt jeder dritte Teilnehmer (34 %) Empfehlungssysteme in Bezug auf Nachrichten als (sehr) nützlich. Für Nutzer:innen, die innerhalb dieser Systemanwendungen interagieren, kommunizieren oder rezipieren, lassen sich Chancen dahingehend einlösen, neuartige Wissensräume und -felder zu erschließen oder Perspektivwechsel einzunehmen, die Zugänge und Einblicke in verschiedene Themenbereiche über analoge Lern- und Erfahrungshorizonte hinaus ermöglichen.

Empfehlungssysteme können theoretisch so konfiguriert werden, dass eine aktive Miteinbeziehung des Nutzens ermöglicht wird, indem dieser beispielsweise zwischen verschiedenen Empfehlungsmodellen oder Einstellungen wählen kann. Eine transparente und nachvollziehbare Filtersystem-Variante könnte etwa so aussehen, Nutzenden die Entscheidung zu überlassen, nach welchen Kriterien Inhalte gefiltert und aufbereitet werden (vgl. Schmidt et. al. 2018, S. 529). Es wäre zum Beispiel vorstellbar, dass diese vorgeben können, ob eine Empfehlung stärker auf Grundlage persönlicher Interessen oder auf Basis allgemeiner Trends erfolgen soll (vgl. Abschn. 3.3.1). Überdies bestehen bereits Ansätze und Vorschläge für solche interaktiven Empfehlungssysteme, die das aktive Handeln und Eingreifen eines Nutzens erfordern, welcher damit eine stärkere Einflussnahme auf die Gewichtung von bestimmten Filterkriterien hat. Ein Beispiel für einen Vorschlag besteht in der Möglichkeit, Bewertungen, Kommentare, Beziehungen oder Elemente (items) priorisieren oder vernachlässigen zu können (vgl. Loepf/Barbu/Ziegler 2016, S. 1ff.). Solche mitbestimmungsfreundlichen Ansätze bieten für Nutzende die Chance, verschiedene Darstellungsweisen einer Empfehlung direkt erfahrbar zu machen und bestimmte Filterfunktionen und deren Auswirkungen kennenzulernen. Dabei können Lerneffekte entstehen, die Nutzende dafür sensibel machen, wann eine Empfehlung etwa auf persönlichen Daten basiert und wann nicht. Dies könnte Anstoß für eine aktive Auseinandersetzung mit dem Preisgeben persönlicher Daten sein und weitere Lernpotenziale freisetzen, sich z. B. mehr Wissen über unterschiedliche Datengrundlagen in Empfehlungssystemen anzueignen.

4.3 Anwendungsbereiche und Herausforderungen der Nutzung von Empfehlungssystemen

Formen der Verhaltensbeeinflussung

Mit der Anwendung von Empfehlungssystemen gehen zugleich Herausforderungen und Risiken einher, welche je nach Anwendungskontext in unterschiedlicher Weise auftreten. Was jedoch viele Anwendungsbereiche eint, ist eine über den Einsatz von Empfehlungssystemen beabsichtigte **Verhaltensbeeinflussung**, welche Auswirkungen auf das menschliche Konsumverhalten hat (vgl. Lehner 2017, S. 60). Das dahinterliegende ökonomische Interesse, Nutzer:innen möglichst lange auf ihren Websites zu halten und damit Profite zu erzielen (vgl. Ricci et al. 2015, S. 2f.; Köber 2020, S. 2), muss per se noch nicht problematisch sein. Denn Empfehlungen bestimmen nicht zuletzt den wirtschaftlichen Erfolg eines Online-Unternehmens und sichern das Fortbestehen am Markt (vgl. Linden/Smith/York 2003; Sharma/Hofman/Watts 2015). Problembehaftet können jedoch einzelne Empfehlungsstrategien und damit einhergehende Praktiken sein, die für eine subtile Verhaltensbeeinflussung angewendet werden. Ein dahinterliegendes Prinzip stammt aus der Verhaltensökonomik und wird als **Nudging** bezeichnet. Der Begriff *Nudging* („sanftes Schubsen“) beschreibt eine Methode, mit der das Verhalten von Menschen beeinflusst wird, ohne dabei auf Verbote oder Gebote zurückgreifen zu müssen (vgl. Thaler/Sunstein 2008, S. 6). Als Beispiel könnten die Warnhinweise auf Zigarettenpackungen dienen, welche das Rauchen weder verbieten noch einen Unterlass gebieten, dennoch Konsumenten zu einem gesünderen Lebensstil animieren wollen.

Dieses Grundprinzip wird auch in abgewandelter Form beim **digitalen Nudging** angewendet, welches z. B. für kommerzielle oder politische Zwecke eingesetzt wird, die der Verhaltensbeeinflussung oder Manipulation von Nutzer:innen dienen (vgl. Reisch 2020, S. 87). Das adaptierte Nudging-Prinzip findet sich im Design bei Nutzer:inschnittstellen wieder, mit welchem intendiert wird, Nutzer:innen in digitalen Umgebungen zu beeinflussen, ohne ihre Entscheidungsfreiheit grundsätzlich zu beschneiden (vgl. Weinmann/Schneider/von Brocke 2016, S. 433). Ein Beispiel sind Einstellungen zum Datenschutz (*privacy by design*), die beim Aufruf einer Webseite erscheinen und Entscheidungen vom Nutzenden in Bezug auf die Nutzung von Cookies¹³ verlangen. Die Entscheidungsumgebung kann nun so gestaltet werden, dass Voreinstellungen nur die Erhebung der technisch notwendigen Daten zulassen. Auf Basis der Erfahrung, dass die Nutzenden eher dazu neigen, den aktuellen Zustand nicht zu ändern, könnte ihre Entscheidung durch diese Voreinstellung entsprechend

¹³ <https://www.verbraucherzentrale.de/wissen/digitale-welt/datenschutz/cookies-kontrollieren-und-verwalten-11996>, Zugriff: September 2022



beeinflusst werden. Je nachdem, welche Voreinstellung beim Design der Nutzer-inschnittstelle gewählt wird, kann die Beeinflussung zugunsten des Nutzenden (Datenschutz) oder des Unternehmens (Zugriff auf möglichst viele Daten) ausfallen.

An dieser Stelle könnte eingewendet werden, dass eine beabsichtigte Verhaltensbeeinflussung z. B. auch über Werbung für Produkte in analogen Märkten, im Fernsehen oder in Zeitschriften vorgenommen wird (z. B. vgl. Felser 2015). Der entscheidende Unterschied liegt darin, dass Online-Unternehmen wie Amazon, Netflix, YouTube oder Facebook über personenbezogene Datenbestände in großem Ausmaß verfügen (vgl. Abschn. 1.3), wie auch über fortschrittliche und innovative algorithmische Empfehlungssysteme (vgl. Abschn. 2.2). Diese werden für digitales Nudging eingesetzt und bieten Online-Unternehmen enorme Potentiale, um Nutzer:innen zu manipulieren und zu beeinflussen: „Sind sich Kunden dieser Hintergründe nicht bewusst, kann man argumentieren, dass die Entscheidungsfreiheit von Menschen untergraben wird, weil die Information speziell auf diese eine Person – ihre Werte, ihre Präferenzen, ihre Konsumhistorie, ihre momentane emotionale Situation – abgestellt wird“ (Reisch 2020, S. 88). Empfehlungen auf Basis der Auswertung solcher Daten legen Kaufentscheidungen oder die Rezeption bestimmter Informationen (Nachrichten) nahe, denen die Nutzer:innen zwar nicht folgen müssen, dies aber gegebenenfalls dennoch tun, weil sie z. B. den Prozess der aufwändigen reflektierten eigenen Entscheidungsfindung scheuen.

Digitales Nudging wird insbesondere auch dann zu einem Problem, wenn das Verhalten der Nutzenden durch arglistige Designtricks, sogenannte „Dark Patterns“, beeinflusst wird. Ziel dabei ist es, die Nutzer:innen bewusst zu einer Handlung zu bringen, an welcher diese nicht interessiert sind (vgl. ebd., S. 90). So hat die norwegische Verbraucherzentrale „Forbrukerrådet“ im Rahmen einer Untersuchung aufgedeckt, dass Google und Facebook unter anderem versuchen, versteckte Werbung einzuspielen, Preisvergleiche zu verhindern oder Nutzer:innen von wichtigen Inhalten abzuhalten (vgl. Forbrukerrådet 2018, S. 12 ff.). Darüber hinaus werden viele weitere Taktiken angewendet, um Nutzer:innen dazu anzustoßen, so viele Daten wie möglich zu teilen. Beispielsweise suggeriert Facebook seinen Nutzer:innen, dass sie ein hohes Maß an Kontrolle über ihre Daten hätten, die von Dritten verwendet werden. Es stellt sich jedoch heraus, dass die Nutzer:in-Kontrolle viel eingeschränkter ist, als sie anfänglich erscheint. Google hingegen verspricht mit seinem Datenschutz-Dashboard, dass Nutzer:innen ihre Daten unkompliziert löschen können. Das Dashboard erweist sich allerdings nicht als ein nutzer:infreundliches Tool, sondern ähnelt eher einem Labyrinth, in welchem die Navigation sehr kompliziert ist (vgl. Forbrukerrådet 2018, S. 3).

Die missbräuchliche Anwendung von Empfehlungssystemen zu genannten Zwecken können mögliche Gründe dafür sein, dass Nutzer:innen der Einbeziehung von persönlichen Daten in Empfehlungssysteme kritisch gegenüberstehen und auch das Vertrauen in diese Systeme eher gering ausfällt. Dies lässt sich den Befunden der repräsentativen Studie von Kieslich/ Dosenovic/ Marcinkowski (2020) entnehmen. So sind mehr als zwei Drittel (67 %) der Studienteilnehmer der Meinung, dass algorithmische Empfehlungssysteme nicht vertrauenswürdig sind. Demgegenüber halten nur 6 % der Befragten die Systeme für vertrauenswürdig. Zudem empfinden 43 % der Befragten die Funktionsweise von Empfehlungssystemen nicht nachvollziehbar und nahezu jeder zweite Befragte (48 %) ist nicht der Meinung, dass Empfehlungssysteme Nutzer:innen gleichbehandeln. Eine kritische Haltung zeigen die Studienteilnehmer auch hinsichtlich der Einbeziehung persönlicher Daten in algorithmische Empfehlungssysteme. So geben 84 % der Befragten an, es schlecht zu finden, wenn Daten über ihre persönlichen Kontakte in Empfehlungssysteme mit einbezogen werden. Dies trifft auch in hohem Maße auf eine Einbeziehung von Daten über das Konsumverhalten persönlicher Kontakte (82 %), die eigene sexuelle Orientierung (81 %), sowie über das eigene Einkommen oder den Beruf (78 %) zu.

Folgen für die Nutzenden

Für Nutzer:innen können Beeinflussungsmethoden wie das (digitale) Nudging, Manipulationspraktiken und verschiedene Datenerhebungstechniken zahlreiche Folgen haben. Dies betrifft auf indirekte Weise die Wahrnehmung von der Welt, indem die Sinnesreize nur noch auf bestimmte Ziele konditioniert und die Aufmerksamkeit auf diese gelenkt wird, während der eigentliche Prozess der Entscheidungsfindung und die dem zugrundeliegenden Kriterien in den Hintergrund gerät oder völlig intransparent bleiben. Dies bedeutet, dass gegebenenfalls Fähigkeiten zur eigenständigen Auswahl, Strukturierung und Bewertung von Informationen für Einzelne nicht mehr in hinreichender Form gefordert und ausgebildet werden und eingefahrene **Denk- und Handlungsmuster stabilisiert** werden. In Bezug auf grundlegende Bedürfnisse kann dies zwar dem Sicherheitsbedürfnis und dem Bedürfnis nach (gewohnter) Struktur und Ordnung entsprechen, läuft aber gleichzeitig dem Bestreben nach Selbstbestimmung und Souveränität entgegen, auch wenn dies subjektiv anders wahrgenommen wird.

Eine weitere Herausforderung, welche ebenfalls eine algorithmische Komplexitätsreduktion eines mehrdimensionalen Weltbildes thematisiert, liegt bei Empfehlungssystemen, die in sozialen Netzwerken wie z. B. Facebook, YouTube oder Instagram verwendet werden. Dabei geht es um das vieldiskutierte Phänomen der **Filterblasen** oder **Echokammern**. Es handelt sich bei



diesen Bezeichnungen im Wesentlichen um die Situation, dass Nutzer:innen auf einer Online-Plattform wie Facebook oder YouTube vordergründig solche Informationen angezeigt werden, die mit deren Meinung bzw. Weltanschauung konform sind (vgl. Pariser 2012). Dies könnte beispielsweise passieren, wenn personalisierte Filterverfahren (vgl. Abschn. 2.2.1) dem Nutzenden sehr konsequent solche Inhalte und Empfehlungen anzeigen, die er mit möglichst hoher Wahrscheinlichkeit aufgrund seiner bisherigen Interessenslage anklicken oder ihnen folgen würde. Eine problembehaftete Situation könnte dadurch entstehen, wenn eine Beschränkung auf beispielsweise rechtsextremistische oder verschwörungstheoretische Inhalte dazu führt, dass Nutzer:innen diskriminierende oder exkludierende Einstellungen entwickeln oder sich radikalieren. Die informationelle Einengung in digitalen Kommunikationsräumen wird dabei als Filterblase bezeichnet, während der Begriff Echokammer den Umstand beschreibt, dass keine entgegengesetzten Meinungen oder Informationen im Kontrast zur Anschauung des aktiven Nutzers existieren (vgl. Schmidt 2019, S. 44 f.). Bei einer sehr einseitigen Nachrichtendarstellung durch Empfehlungssysteme kann eine verzerrte Wahrnehmung der Realität beim Nutzenden entstehen, weil dieser nicht mehr auf andersdenkende Personen oder abweichende Informationsquellen trifft, die zu kognitiven Konflikten führen und damit zur produktiven Auseinandersetzung mit unterschiedlichen Positionen führen könnten (vgl. Deussen/Zweig 2017, S. 323). Eindimensionale Informations-Darstellungen im Zusammenhang mit Empfehlungssystemen müssen jedoch nicht das Ausmaß einer Filterblase annehmen, um vielfältige und mehrperspektivische Denkweisen und Entwicklungsmöglichkeiten zu unterbinden. Schon bei wenigen veröffentlichten Daten oder einer nur unregelmäßigen Online-Präsenz können z. B. das Geschlecht oder das Herkunftsland eines Nutzenden bei demografischen Filterverfahren (vgl. Abschn. 2.2.1) bereits Grundlage für Empfehlungen sein, weil sie für Online-Unternehmen eine günstige Personalisierungslösung darstellen (vgl. Ricci et al. 2015, S. 13). Bei einer sehr einseitigen Verwendung solcher Filter besteht die Gefahr, dass sich z. B. **Klischee-Annahmen** über bestimmte Herkunftsländer oder **Stereotypen** zu Geschlechtern verhärtet. Denkbar wäre, dass ein Mann primär Empfehlungen aus den Themenbereichen Technik und Sport erhält, die männlich konnotierten Werten und Umgangsformen zugeordnet werden. Umgekehrt würden Frauen insbesondere solche Empfehlungen angezeigt, die sich an weiblichen Stereotypen orientieren. Dies könnte unter entsprechenden Umständen Vorurteile und Ressentiments begünstigen, während alternative Denkweisen und individuelle Lernpotenziale keinen Raum zur Entfaltung finden. Eine solch einseitige Anwendung von Empfehlungssystemen könnte einen Erklärungsansatz dafür liefern, dass

die allgemeine Qualität von Empfehlungssystemen durch Nutzende eher gering beurteilt wird, wie aktuelle Forschungsergebnisse zeigen (vgl. Kieslich/ Dosonovic/ Marcinkowski 2020). In der repräsentativen Studie vertreten nur 10 % aller Teilnehmer die Meinung, dass algorithmische Empfehlungssysteme die besten Ergebnisse anzeigen, gut jeder zweite Befragte verneint dies (52 %). Daneben ist weniger als ein Viertel (23 %) aller Studienteilnehmer der Auffassung, dass die Systeme den Nutzenden Zeit sparen oder ihnen Orientierung bieten (19 %; 40% teilen diese Einschätzung nicht).

Eine weitere Herausforderung, die in Verbindung mit sozialen Netzwerken und Empfehlungssystemen auftritt, sind die mit Freundeslisten und Netzwerken, welche durch Empfehlungen und Vorschläge für Personen oder Gruppen bei Facebook entstehen können, verbundenen **Vorstellungen von sozialen Beziehungen**. In der laufenden Debatte wird das Phänomen von Online-Freundschaften, die bei Facebook-Kontakten auch als solche bezeichnet werden, kontrovers verhandelt. Dabei stellt sich die Frage, ob hierbei das eigentliche Verständnis von Freundschaft unterlaufen wird, indem die Gleichwertigkeit zwischen einer realen und einer virtuellen Beziehung oder Gemeinschaft suggeriert wird (vgl. Braasch 2018, S.39 f.). Eine durch Empfehlungssysteme begünstigte Quantifizierung von Online-Freundschaften und eine „Reduktion auf Datenpflege“ (vgl. Braasch 2018, S. 40; Adelman 2011) kann verschiedene Probleme zur Konsequenz haben, welche die Gestaltung und das Geflecht sozialer Beziehungen auf mehreren Ebenen betreffen kann: „[Dabei] entsteht u.U. das Problem, dass zunehmend räumliche Nähe durch elektronische Erreichbarkeit, Vertrauen durch Überwachung, Zuverlässigkeit durch Unverbindlichkeit, Gespräche durch Konversationsfäden, Freundschaft durch Followers und Wertschätzung durch reaktive Aufmerksamkeit ersetzt werden“ (Tulodziecki et al. 2019, S. 26; Vorderer/Klimmt 2016). Eine potenzielle Gefahr liegt damit in der Verkennung echter Freundschaft und der Bedeutung kommunizierter Botschaften und Signale, die möglicherweise fehlinterpretiert werden. Denn die Kommunikation auf Online-Plattformen wie Instagram oder Facebook verläuft in der Regel sehr routiniert und oberflächlich, während tieferegehende und ernste Diskussionen eher die Ausnahme darstellen (vgl. Buttkewitz 2020, S. 75). Im Vordergrund der Kommunikation in sozialen Medien steht häufig das schnelle Verlangen nach Selbstbestätigung, Wertschätzung und positiven Gefühlen, was zugleich mit der Gefahr verbunden ist, eine Sucht danach aufzubauen (vgl. ebd., S. 79). Ein solches Verständnis von sozialen Beziehungen kann durchaus zu Problemlagen – z. B. Bedürfnisfrustration – führen, wenn es undifferenziert auf alle Lebensbereiche übertragen wird.

5 YouTube

5.1 Geschichte, Aufbau und Struktur

Geschichte

Inspiziert von der Idee, Menschen miteinander zu vernetzen, die untereinander Videos teilen und verbreiten können, wird die Videostreaming-Plattform YouTube im Jahr 2005 gegründet (vgl. Eisemann 2015, S. 124f.). Zu diesem Zeitpunkt stellt die Entwicklung eines Videoportals ein noch innovatives Projekt dar, weil es bis dato aufgrund technischer Limitationen – insbesondere wegen der Größe von Videodateien – nur wenige Möglichkeiten für Nutzer:innen gibt, sich die Videos online untereinander zugänglich zu machen (vgl. ebd., S. 124f.). Im ersten Stadium der YouTube-Ära prägen Amateur-Filme oder nicht-kommerzielle Unterhaltungsvideos das Portal, das mit der Übernahme von Google im Jahr 2006 einem kommerziell orientierten Neuanfang gegenübersteht und in der Folge verschiedene Entwicklungsphasen durchläuft (vgl. Frühbrodt/Floren 2019, S. 17ff.). Der Technologie-Konzern Google verfolgt mit Beginn der Übernahme das Ziel, YouTube für digitale Marketing-Zwecke zu nutzen. Bereits zu diesem Zeitpunkt werden erfolgreiche Videoclips auf der Plattform mit Werbung verknüpft. In den darauffolgenden Jahren wächst YouTube aus mehreren Gründen mit enormer Geschwindigkeit an. Das rasante Wachstum wird u.a. durch die Nutzbarmachung neuer technischer Möglichkeiten, professionellere Rahmenbedingungen für Nutzende oder durch kommerzielle Marketing-Instrumente begünstigte Viralitätseffekte möglich. Mit Beginn des Jahres 2013 etabliert sich im YouTube-Portal eine größere Szene von Influencer:innen bzw. YouTuber:innen, die durch Werbeaufträge unterschiedlicher Unternehmen finanziert werden. Einen weiteren Meilenstein markiert die Einführung von Bezahldiensten durch YouTube im Jahr 2016, d.h. von kostenpflichtigen Angeboten z. B. mit speziell entwickelten, exklusiv zugänglichen oder werbefreien Inhalten. Dies wird als Reaktion auf die videomedialen Angebotserweiterungen verschiedener Konkurrenz-Unternehmen wie Facebook oder Instagram betrachtet.

Themenspektrum

YouTube bietet Nutzenden vorausgewählte Videogeneres auf seiner Plattform an, die Einblicke in das thematische Spektrum zulassen. Die thematischen Genres lauten *Trends*, *Musik*, *Filme&Serien*, *Live*, *Gaming*, *Nachrichten*, *Sport* und *Lehrinhalte*.¹⁴ Für angemeldete YouTube-Nutzende besteht die Möglichkeit, einzelne Genres zu abonnieren, um Videos aus den jeweiligen Themenbereichen im Feed ausgespielt zu bekommen. Gemessen an der Anzahl der Abonnent:innen scheint

dieses Angebot von vielen Nutzer:innen wahrgenommen zu werden. In absteigender Reihenfolge veranschaulichen die Genres *Musik* (117 Mio.), *Gaming* (92,9 Mio.), *Sport* (75,1 Mio.), *Nachrichten* (36,2 Mio.) und *Live* 15,3 (Mio.) eine abonnent:innenspezifische Verteilung nachgefragter Themengebiete auf YouTube.

Es gibt wenige Themenbereiche, die nicht durch YouTube videomedial repräsentiert werden (vgl. Haarkötter/Wergen 2019, S. 4). Die Inhalte der Videoplattform sind teilweise von „überragender soziokultureller Bedeutung“ (Frühbrodt/Floren 2019, S. 12) und bieten einen Facettenreichtum, der sich inhaltlich in Songs und Live-Auftritten, Do-it-Yourself-Videos und Tutorials, Dokumentationen und Spielfilmen, Kommerz und Werbung, Fake-News und Hassbotschaften, Kunst und Kultur, Bildung und Wissenschaft, Sport und Technik oder Entertainment und Unterhaltung widerspiegelt (vgl. ebd., S. 12). Die bei YouTube zu findenden Kategorien bzw. deren Inhalte sind Ausdruck von Leitthemen und beliebten Domänen, die – ungeachtet einer hohen Themen-diversität – primär Unterhaltungscharakter aufweisen (vgl. Frühbrodt/Floren 2019, S.116).

Hinter den thematisch unterschiedlichen und zahlreichen Videoclips auf YouTube verbergen sich ebenso vielzählige und diverse Motive und Interessen, die z. B. durch Unterhaltungs-, Informations- oder auch Marketingzwecke motiviert sein können. So hat sich YouTube einerseits für Unternehmen und Konzerne mittlerweile als wertvolles Marketinginstrument etabliert (vgl. Altemeyer/Terstiege 2020). Andererseits agieren aber auch widerrechtlich handelnde Akteure auf YouTube und verbreiten dort verschwörungstheoretische Ansichten wie etwa „die Erde sei eine Scheibe, Chemtrails vergiften die Menschen, und Hitler lebe auf einem geheimen Stützpunkt in der Antarktis“ (Nocun/Lamberty 2020, S. 127). Zudem zeigen empirische Untersuchungen, dass vor allem junge Menschen regelmäßig mit extremistischen Inhalten auf YouTube in Kontakt kommen (vgl. Reinemann et al. 2019, S. 217ff.). Daneben sind auf YouTube öffentliche und private Fernsehsender, Firmen, Medienunternehmen, politische Parteien, Politiker:innen, Influencer:innen, Regisseur:innen, Lehrkräfte, Künstler:innen, Musiker:innen, Wissenschaftler:innen, Sportler:innen oder Gamer:innen als Videoproduzent:innen bzw. Creator vertreten – wobei diese Aufzählung nur einen kleinen Ausschnitt produzierender YouTube-Akteur:innen darstellt.

Funktionen der YouTube-Plattform

Die Videostreaming-Plattform YouTube bietet für Nutzende eine Vielzahl unterschiedlicher Funktionen.¹⁵ Die

¹⁴ <https://www.youtube.com/feed/explore>, Zugriff: September, 2022

¹⁵ <https://www.youtube.com/>, Zugriff: September 2022



Nutzung bzw. Verfügbarkeit einzelner Funktionen ist einerseits an die Bedingung einer Anmeldung über ein Google-Konto geknüpft, andererseits lassen sich bestimmte Funktionen nur über einen YouTube-Premium-Account¹⁶ ausführen oder sind mit zusätzlichen Kosten verbunden.

Das Videoportal kann über den Internetbrowser unter der Web-Adresse www.youtube.com oder mit dem Smartphone über die YouTube-App aufgerufen werden und ist, unabhängig vom Besitz eines Google-Kontos, in seiner Standardausführung kostenlos. Eine Nutzung von YouTube ohne Anmeldung bei Google erlaubt es, auf Videos über verschiedene Zugänge zuzugreifen, z. B. über die klassische Begriffssuche, vorausgewählte Kategorien oder etwa Empfehlungen. Neben der Möglichkeit, sich Videos anzusehen, sind auch dazugehörige Video-Komentierungen einsehbar. Überdies können YouTube-Videos in anderen Medien (z. B. WhatsApp, Twitter o. Facebook) via Link geteilt werden. Um ein Nutzer-in-Konto für die Plattform YouTube anzulegen, wird eine Registrierung bei Google benötigt.¹⁷ Angemeldete Nutzer:innen können über das YouTube-Konto verschiedene Einstellungsoptionen z. B. hinsichtlich der Benutzersprache, dem Sicherheits- und Datenschutz oder etwa des Nutzungsdesigns vornehmen. Im Gegensatz zu nicht registrierten Google-Nutzer:innen können Nutzende mit Google-Account Videos bewerten (Like /Dislike), Videos kommentieren, Videos speichern, Videos hochladen, Kanäle abonnieren, auf Videos mit Altersbeschränkung zugreifen,¹⁸ den Wiedergabeverlauf verwalten, eigene Playlists erstellen und teilen, die Live-Streaming-Funktion nutzen, unangemessene Videos melden oder einzelne Filme und Serien entgeltlich ausleihen oder käuflich erwerben.¹⁹ Das Herunterladen eines Videos ist ausschließlich mit der mobilen YouTube-App und nicht über den Webbrowser verfügbar und setzt zudem die Buchung eines YouTube-Premium-Accounts für einen monatlichen Beitrag von 11,99 € voraus.²⁰ Exklusive Funktionen mit YouTube-Premium erlauben es zum Beispiel, Videos herunterzuladen und offline anzusehen, Videoclips ohne Werbeanzeigen abzuspielen oder YouTube-Videos bei gesperrtem Smartphone-Display auszuführen.²¹

Ein YouTube-Kanal ist der individuelle Bereich eines Nutzenden, wo z. B. Videos, Playlists und Informationen über den Kanal verwaltet werden können. Bei

hochgeladenen bzw. veröffentlichten Videos können Kanal-Inhaber:innen verschiedene Video-Kommentarfunktionen verwalten.²² So ist optional einstellbar, ob ein veröffentlichtes Video eine Bewertungs- und Kommentierungsfunktion enthalten soll. Darüber hinaus steht die Option zur Verfügung, Listen mit selbstausgewählten Wörtern oder Formulierungen zu erstellen und zu verwalten, die nicht in den Kommentierungen unter einem Video angezeigt werden sollen. Durch das Abonnieren anderer Kanäle erhalten angemeldete Nutzer:innen Benachrichtigungen über neue Inhalte oder Highlights des abonnierten Kanals.²³ Die Abonnements können über einen dafür ausgewiesenen Bereich im Nutzer-in-Konto verwaltet werden.

Über die klassische YouTube-Version hinaus bietet der Konzern weitere Apps für seine Kund:innen an, die spezifische Angebotsformen oder erweiterte Funktionen umfassen und abhängig vom Angebot zusätzliche Kosten verursachen können. Unter anderem stehen für Nutzende die Apps *YouTube TV*, *YouTube Music*, *YouTube Kids*, *Creator Academy*, *YouTube Studios* oder *YouTube for Artists* zur Verfügung.²⁴ Mit der App *YouTube Kids* können Eltern z. B. die Accounts ihrer Kinder einsehen und verwalten.²⁵ Die Anwendung *YouTube Music* bietet als App das explizite Streamen von Musik und Musikvideos an.²⁶ Die *Creator Academy-App* stellt u.a. Online-Kurse und Informationen bereit, die YouTube-Nutzenden beim Aufbau und der Weiterentwicklung ihrer Kanäle helfen sollen.²⁷

Geschäftsmodell und wirtschaftliche Entwicklung

Die Registrierung als auch grundlegende Nutzungsfunktionen auf YouTube, wie das Ansehen oder Teilen eines Videos, sind für Nutzende kostenlos. Da die Video-Plattform größtenteils werbefinanziert ist, werden vor und teilweise auch während der Videoclips kurze Werbespots abgespielt. Die erzielten Werbeinnahmen, abhängig vom Ausmaß der Nutzer:innen-Interaktion mit Werbung (vgl. Funke 2016, S. 391 f.), teilen sich YouTube und die Kanalbetreiber (vgl. ebd., S. 28f.). Vor einer Buchung der Werbeplätze wird zwischen YouTube und den Kund:innen vereinbart, welcher Zielgruppe die Werbung ausgespielt werden soll (vgl. ebd., S. 391 f.). Viele Unternehmen und Konzerne haben mittlerweile das ökonomische Potenzial von YouTube erkannt und nutzen das Videoportal als

¹⁶ <https://www.youtube.com/premium>, Zugriff: September 2022

¹⁷ <https://support.google.com/youtube/answer/161805?co=GENIE.Platform%3DAndroid&hl=de>, Zugriff: September 2022

¹⁸ Zusätzliche Voraussetzung ist die Vollendung des 18. Lebensjahres.

¹⁹ Um alle der genannten Funktionen uneingeschränkt nutzen zu können, ist die Erstellung eines Kanals auf YouTube erforderlich.

²⁰ <https://support.google.com/youtube/answer/7437518?hl=de>, Zugriff: September 2022

²¹ <https://www.youtube.com/premium?ybp=Sg0IB-hJdW5saW1pdGVk>, Zugriff: September 2022

²² <https://support.google.com/youtube/answer/9483359#zippy=%2Cgesperrte-w%C3%B6rter>, Zugriff: September 2022

²³ <https://support.google.com/youtube/answer/4489286?co=GENIE.Platform%3DAndroid&hl=de>, Zugriff: September 2022

²⁴ <https://play.google.com/store/apps/dev?id=5700313618786177705&hl=de&gl=US>, Zugriff: September 2022

²⁵ <https://www.youtube.com/kids/>, Zugriff: September 2022

²⁶ <https://music.youtube.com/>, Zugriff: September 2022

²⁷ <https://creatoracademy.youtube.com/>, Zugriff: September 2022



Marketinginstrument, um die Vorteile einer videomediale Kundinnen-Adressierung im Videostreaming-Sektor auszuschöpfen (z. B. vgl. Altemeyer/Terstiege 2020; Frühbrodt/Floren 2019).

Mit der Haupteinnahmequelle durch Werbeeinhalte, die z. B. in Videos geschaltet werden (vgl. Frühbrodt/Floren 2019, S. 22), konnte YouTube seinen Umsatz in den letzten Jahren fortwährend steigern (vgl. Alphabet Announces 2019). Im Jahr 2017 erzielte YouTube einen Werbeumsatz von 8,15 Milliarden US-Dollar und steigerte diesen im Jahr 2018 auf 11,16 Milliarden. Der Jahresumsatz durch Werbeeinnahmen aus dem 2019 lag mit einer weiteren Steigerung bei 15,15 Milliarden US-Dollar und verdoppelte sich fast noch einmal auf 28,85 Milliarden US-Dollar innerhalb von 2 Jahren (vgl. Alphabet Annual report 2021, S. 56). Neben Werbung erzielt YouTube u.a. weitere Einnahmen durch sein Premium-Angebot²⁸ oder den Verkauf und das Ausleihen von Filmen und Serien.²⁹

5.2 Reichweite und Bedeutsamkeit

YouTube ist ein Video-Streaming-Portal und zählt gleichzeitig zu den sozialen Netzwerken (vgl. z. B. Frühbrodt/Floren 2019). Daneben ist das Videoportal nach Google die zweitgrößte Suchmaschine weltweit (vgl. Altemeyer/Terstiege 2020, S. 128; Smith 2019). Jeden Tag werden auf YouTube über eine Milliarde Stunden Videomaterial abgespielt und zudem Aufrufe in Milliardenhöhe getätigt.³⁰ Für mehr als 91 Länder weltweit liegen lokale YouTube-Versionen vor und die Plattform steht insgesamt in 80 Sprachen zur Verfügung. Der Online-Dienst hat über 2,48 Milliarden aktive Nutzende monatlich zu verzeichnen³¹ und gehört bei einer Gegenüberstellung mit vergleichbaren Unternehmen wie Facebook (2,94 Mrd.)³² oder etwa TikTok (1,02 Mrd.)³³ zu einer der meistbesuchten Online-Plattformen weltweit.

In Deutschland nutzen laut einer repräsentativen ARD/ZDF-Online-Studie rund 65 % der befragten Teilnehmenden im Alter von 14-70 Jahren mindestens selten YouTube (vgl. Koch/Beisch 2020, S. 485). In der Alterskohorte der 50-69-jährigen Studienteilnehmerinnen nutzt ein gutes Viertel (26 %) mindestens selten YouTube, während bereits 81 % der 30- bis 49-jährigen und 94 % der 14- bis 29-jährigen Befragten YouTube mindestens selten nutzen (vgl. ebd., S. 485). Daneben zeigen die Ergebnisse einer Jugendstudie aus dem Jahr 2019, dass 86 % der befragten Teilnehmerinnen im Alter von 12-19 Jahren YouTube nutzen (vgl. Herdt-Born/Schatilow/Winzer 2019, S. 17). Mehrere

Studienergebnisse zeigen Korrelationen auf, die eine abnehmende YouTube-Nutzung mit zunehmendem Alter belegen (z. B. vgl. Pokorny 2019, S. 4).

Dass YouTube ein sehr beliebtes Online-Angebot unter jungen Heranwachsenden von 12-19 Jahren darstellt, zeigen die Ergebnisse der repräsentativen JIM-Studie 2020. Bei der Frage nach dem liebsten Internet-Angebot liegt YouTube (57 %) deutlich vor anderen Online-Angeboten wie Instagram (35 %), WhatsApp (31 %) oder etwa Netflix (16 %) (vgl. MpFS 2020, S. 37). Die Ergebnisse der JIM-Studie 2021 zeigen, dass YouTube von annähernd der Hälfte aller Befragten (46 %) mehrmals in der Woche zum Musikhören genutzt wird (vgl. MpFS 2021, S. 25). Überdies gehört die YouTube-App nach WhatsApp und Instagram für die jugendlichen Studienteilnehmerinnen zu einer der wichtigsten Apps im Jahr 2021 (vgl. ebd., S. 34). Auch im Hinblick auf genutzte Online-Quellen zur Information über das aktuelle Tagesgeschehen wird YouTube (26 %) nach Suchmaschinen (41 %) und dem Online-Dienst Instagram (30 %) von rund einem Viertel der Heranwachsenden mehrmals pro Woche genutzt (vgl. ebd., S. 53).

Bei Betrachtung der Nutzungsmotive liegen weitere Studien-Ergebnisse aus der bereits zitierten ARD/ZDF-Untersuchung in Bezug auf YouTube vor (vgl. Koch/Beisch 2020, S. 494ff.). In der Studie wird die Frage danach gestellt, mit welcher Häufigkeit (häufig, gelegentlich, selten, nie) YouTube unter vorgegebenen Nutzungsmotiven verwendet wird. Über alle Altersgruppen hinweg (14-70 Jahre) wird die Videoplattform unter Berücksichtigung einer häufigen Nutzung an erster Stelle als Suchmaschine (35 %) verwendet, zudem für die Rezeption bevorzugter Kanäle und Abonnements (30 %) sowie für Erklärvideos oder Tutorials (30 %). Zwischen den einzelnen Alterskohorten lassen sich einige Unterschiede beobachten (vgl. Koch/Beisch 2020, S. 496). In der Gruppe der 30-49-Jährigen verwenden 37 % der Teilnehmer YouTube bevorzugt als Suchmaschine. Die Nutzung von YouTube mit Blick auf Erklärvideos oder Tutorials (29 %) und bevorzugte Kanäle oder Abos (25 %) stellt mit größerem Abstand die weniger wichtigen Motive dar. In der darunter liegenden Alterskohorte (14-29 Jahre) geben 43 % der Befragten an, YouTube häufig als Suchmaschine zu nutzen und im gruppeninternen Vergleich rangiert das Nutzungsmotiv „bevorzugte Kanäle/Abos“ (52 %) an erster Stelle, während „Erklärvideos/Tutorials“ (37 %) hier den Schluss bilden. Im gruppenübergreifenden Vergleich zeigt sich, dass in der älteren Gruppe (30-49 Jahre) „Kanäle/Abos“ (25 %) nur an dritter Stelle stehen, während

²⁸ <https://www.youtube.com/premium>, Zugriff: September 2022

²⁹ https://www.youtube.com/channel/UClgRk-hTL3_hlmCAmdLfDE4g, Zugriff: September 2022

³⁰ <https://www.youtube.com/intl/en-GB/about/press/>, Zugriff: September 2022

³¹ <https://datareportal.com/>, Zugriff: September 2022

³² <https://datareportal.com/>, Zugriff: September 2022

³³ <https://datareportal.com/>, Zugriff: September 2022



dasselbe Nutzungsmotiv in der jüngeren Teilnehmer-innengruppe den ersten Rang einnimmt (52 %). Dies zeigt – zumindest im Lichte der Ergebnisse der zitierten ARD/ZDF-Onlinestudie – dass die Motive für die YouTube-Nutzung innerhalb verschiedener Altersgruppen stark variieren können.

Die Ergebnisse aus den dargestellten Studien erlauben den Rückschluss, dass YouTube häufiger von einer jüngeren Zielgruppe aufgesucht wird und die vorrangigen Nutzungsmotive sich im Vergleich zu denen älterer Nutzer-innengruppen unterscheiden. Weitere Nutzungsmotive junger Heranwachsende zeigen zudem Ergebnisse aus einer repräsentativen YouTube-Jugendstudie aus dem Jahr 2019 (vgl. Herdt-Born/Schatilow/Winzer 2019, S. 19). Rund zwei Drittel (63 %) der 12-19-jährigen Studienteilnehmer ist beim Ansehen eines YouTube-Videos wichtig, dass es unterhaltsam ist und/ oder für Entspannung und Ablenkung sorgt. Es folgen in dieser Frage rubrik ‚ist witzig/lustig‘ (59 %), ‚ist ‚neu/zeitgemäß/hip‘ (39 %), ‚ist ‚originell/kreativ‘ (33 %) und ‚ist gut erklärt/erweitert mein Wissen‘ (25 %). Demnach scheint der Unterhaltungswert für die Befragten eine zentrale Rolle bei der YouTube-Nutzung zu spielen, was auch die Ergebnisse der JIM-Studie 2021 zeigen. Unter jungen Heranwachsenden (12-19 Jahre) stehen musikalische Inhalte (Mädchen 49 %, Jungen: 52 %), Videos von Influencer-innen (Mädchen: 42 %, Jungen: 45 %) sowie Prank- und Spassvideos (Mädchen: 21 %, Jungen: 32 %) an erster Stelle (vgl. MpFS 2021, S.48). Auch die Videos präferierter Influencer-innen thematisierten eher Alltagsthemen (62 %), Games (51 %) und Beauty (35 %) als z. B. Nachrichten (31 %) (vgl. ebd., S.48). Daneben zeigen die Ergebnisse der JIM-Studie 2021 jedoch auch, dass immerhin 31 % der männlichen und 17 % der weiblichen Befragten angeben, YouTube für die Rezeption von Wissensformaten zu nutzen. Dass die Wissenserweiterung zu einem wichtigen Nutzungsmotiv für die jungen Heranwachsende zählt, spiegelt sich auch in den Ergebnissen der bereits zitierten Jugendstudie wider (vgl. Herdt-Born/Schatilow/Winzer 2019, S. 28). So gibt mehr als ein Drittel der Teilnehmenden (37 %) in der Studie an, dass YouTube-Videos wichtig für Themen sind, die in der Schule behandelt werden, während 10 % der Studienteilnehmer-innen dies sogar für sehr wichtig halten. Hinsichtlich der Frage, wie wichtig YouTube-Videos für ausgewählte schulische Themen sind, stehen ‚Wiederholung von nicht verstandenen Unterrichtshalten‘ (73 %), ‚für Hausaufgaben‘ (70 %), ‚zur Vertiefung des Wissens aus der Schule‘ (66 %) und ‚für Prüfungen‘ (60 %) auf den vorderen Rängen. Ferner belegen die Ergebnisse der aktuellen JIM-Studie (2021), dass 19 % der männlichen und 18 % der weiblichen Teilnehmer-innen sich

YouTube-Tutorials für Themen aus der Schule, dem Studium oder der Ausbildung ansehen (vgl. MpFS 2016, S. 39).

Auch wenn YouTube nicht primär für die persönliche Wissenserweiterung oder für schulische Lernzwecke genutzt wird, muss die Plattform als videomediales Lernformat ernstgenommen werden. Gerade weil YouTube in erster Linie als Plattform mit Unterhaltungscharakter zu sehen ist (vgl. Kap. 5.1), erlaubt sie alternative und komplementäre Zugänge und Lernmöglichkeiten für die Erschließung ausgewählter Lern- und Wissensinhalte. So bietet u.a. der YouTube-Kanal *Mathe - simpleclub*³⁴ mit 813.000 Abonnenten anschauliches Beispielmateriale für unterhaltsame Lern- und Erklärvideos aus der Rubrik „Edutainment“.

5.3 YouTube's Empfehlungssystem

Eine exakte Funktionsbeschreibung des YouTube-Algorithmus oder dessen Quellcode liegen nicht offen – der Algorithmus von YouTube zählt zu einem der exklusiven Betriebsgeheimnisse des Internetkonzerns Alphabet (vgl. Geipel 2018, S. 151). Bekannt ist hingegen, dass YouTube mittlerweile auch maschinelle Lernverfahren (vgl. Kap. 3.4) einsetzt, die im Vergleich zu statistischen Verfahren (vgl. Kap. 3.3) zu einer Verbesserung von Empfehlungen führen können (vgl. Portugal/ Alencar/ Cowan 2018, S. 205ff.; Covington/ Adams/ Sargin 2016, S. 191ff.). Der Online-Dienst YouTube steht – wie auch viele andere Anwender-innen von Empfehlungssystemen – vor der Herausforderung, sich aus den Ansätzen und Verfahrensvariationen des maschinellen Lernens einen passenden Ansatz für die Entwicklung seines individuellen Empfehlungssystems auszuwählen (vgl. Portugal/ Alencar/ Cowan 2018, S. 205). Gleichwohl setzt YouTube weiterhin auch klassische Filterverfahren ein (vgl. Kap. 3.3.2), indem das Empfehlungssystem z. B. Sehgewohnheiten eines Nutzers mit denen anderer ähnlicher Nutzer-innen vergleicht und diese Informationen verwendet, um dem Nutzenden neue Inhalte vorzuschlagen, die ihm möglicherweise auch gefallen könnten.³⁵ Unabhängig von der Methodenauswahl (vgl. Kap. 3) bei einem Empfehlungssystem bleibt das primäre Ziel jedoch unverändert, das Interesse eines Nutzers an einem Item vorherzusagen (vgl. Peuker/ Barton 2021, S. 97). Damit YouTube also das Ziel einer hohen Nutzer-innenbindung und -interaktion erreicht, muss der Online-Dienst die Interessen und Bedürfnisse seiner Nutzenden möglichst präzise vorhersagen, und zwar so, dass Nutzer-innen unter minimalem Interaktionsaufwand zu einem Item gelangen, das sie interessiert (vgl. Ricci et al. 2015, S. 2) bzw. welches sie noch nicht konsumiert haben (vgl. Shikhman 2019, S. 59). Der Fokus des

³⁴ <https://www.youtube.com/c/Mathesimpleclub>, Zugriff: September 2022

³⁵ <https://blog.youtube/intl/de-de/news-and-events/uber-die-empfehlungen-von-youtube-videos/>, Zugriff: September 2022



Empfehlungssystem von YouTube liegt dementsprechend bei den Interessen und Bedürfnissen der Nutzer:innen: „YouTubes recommendation system actually finds videos for viewers rather than viewers for videos“.³⁶ Dies bedeutet, dass einzelne Videos aufgrund bestimmter Merkmale (z. B. Titel oder Länge) vom Algorithmus nicht gezielt gefördert oder verdrängt werden, sondern die individuellen Interessen und Bedürfnisse des Publikums ausschlaggebend für ausgespielte Video-Empfehlungen sind. Dabei folgt das algorithmische Empfehlungssystem keiner feststehenden Formel, sondern entwickelt sich dynamisch mit den sich ändernden Sehgewohnheiten der Nutzer:innen weiter.³⁷ Die regelmäßige Umprogrammierung des Algorithmus sorgt in der YouTube-Community unter den Produzierenden für unterschiedliche Erklärungsansätze über Funktions- und Filtermechanismen des YouTube-Algorithmus. So deuten z. B. Titel wie *YouTube Algorithmus 2019: Der komplette Überblick*³⁸ oder *YouTube-Algorithmus erklärt | Wie man 2022 SCHNELLER WÄCHST!*³⁹ darauf hin, dass sich Filter- und Gewichtungskriterien im Laufe der Zeit ändern. Im Zentrum dieser Online-Debatten steht nicht selten die Frage, wie der YouTube-Algorithmus manipuliert bzw. wie dieser für eine erfolgreiche Verbreitung von Videobeiträgen beeinflusst werden kann.

Um besser nachzuvollziehen, welche Kriterien der Algorithmus bei der Berechnung einer Empfehlung berücksichtigt, ist es sinnvoll, zu eruieren, wie YouTube die Interessen und Bedürfnisse seiner Nutzenden ermittelt. Dafür analysiert der Online-Dienst nach eigenen Angaben den Wiedergabe- und Suchverlauf (sofern aktiviert), abonnierte Kanäle, Kontextdaten wie z. B. Land und Uhrzeit oder auch die Verweildauer bzw. Watchtime, die beim Ansehen eines Videos entsteht.⁴⁰ Außerdem holt sich YouTube mithilfe zufälliger Umfragen direktes Feedback von Nutzenden zu einzelnen Videos und eingesetzten Empfehlungssystemen.⁴¹ Darin wird z. B. mittels einer 5-Sterne-Bewertung abgefragt, ob es sich bei einem angesehenen Video um eine „lohnenswerte Wiedergabezeit“ handelt.⁴² Auf Basis der Antworten und Bewertungen aus diesen Umfragen versucht YouTube mithilfe maschineller Lernverfahren

mögliche Umfrageantworten vorherzusagen, um damit seine Empfehlungsqualität zu optimieren.⁴³ Ferner liegen von YouTube Informationen darüber vor, dass die Auswahl von Empfehlungen für Nutzende auch davon abhängt, ob sie Videos geteilt,⁴⁴ gemocht (like), ignoriert oder zurückgewiesen (dismiss/ dislike) haben.⁴⁵ Laut YouTube gibt es „hunderte von Signalen“, die das Ranking eines Videos beeinflussen.⁴⁶ Letztendlich ist aber immer entscheidend, wie das Publikum mit den Videos interagiert. So können z. B. Videotitel oder Thumbnails mit bestimmten Merkmalen in einem temporären Zeitfenster zwar stärker durch den Algorithmus berücksichtigt werden – d.h. diese Videos werden aufgrund ihres Titels/ Thumbnails häufiger empfohlen – jedoch hängt dies allein damit zusammen, dass Videos mit diesen Titeln/ Thumbnails durch Nutzende aktuell stärker bevorzugt werden.⁴⁷

Einen Sonderfall stellen Videos dar, die z. B. gewaltverherrlichende, irreführende Inhalte oder Fake News zeigen – diese Videos werden auf Basis eines Klassifikationssystem, gestützt auf der Einschätzung menschlicher Expert:innen und ausgebildeter Mitarbeiter:innen – identifiziert und in der Folge nicht mehr empfohlen.⁴⁸ Seit 2015 werden auch „reißerische Boulevard-Inhalte“ im Ranking auf der YouTube-Startseite herabgestuft, da YouTube zunehmend für den Konsum von Nachrichten und Informationen genutzt wird und das Unternehmen keine Inhalte mit geringer Qualität empfehlen möchte.⁴⁹ Obgleich diese Art der Regulationspolitik mit den Anliegen von Verbraucherschützer:innen, Pädagog:innen oder dem Gesetzgeber teilweise in Einklang steht, liegt die Entscheidungsgewalt immer noch bei YouTube, zu beschließen, welche Metriken, z. B. Likes oder Verweildauer, im Videoportal von Bedeutung sind, was dafür sorgt, dass einige Videos hohe Reichweiten erzielen und andere nicht (vgl. Wergen 2019, S. 49). Auch wenn sich YouTube nach eigenen Angaben konsequent an den Interessen und Bedürfnissen seiner Nutzer:innen orientiert, um Empfehlungen zu

³⁶ <https://www.youtube.com/watch?v=fApg7tzlLjY>, Zugriff: September 2022

³⁷ <https://blog.youtube/intl/de-de/news-and-events/uber-die-empfehlungen-von-youtube-videos/>, Zugriff: September 2022

³⁸ <https://www.youtube.com/watch?v=9tY2dUu8Hg>, Zugriff: September

³⁹ <https://www.youtube.com/watch?v=xX2anvt8Y5I>, Zugriff: September 2022

⁴⁰ https://www.youtube.com/intl/ALL_de/howyoutubeworks/product-features/recommendations/, Zugriff: September 2022

⁴¹ https://www.youtube.com/intl/ALL_de/howyoutubeworks/product-features/recommendations/, Zugriff: September 2022

⁴² <https://blog.youtube/intl/de-de/news-and-events/uber-die-empfehlungen-von-youtube-videos/>, Zugriff: September 2022

⁴³ <https://blog.youtube/intl/de-de/news-and-events/uber-die-empfehlungen-von-youtube-videos/>, Zugriff: September 2022

⁴⁴ <https://blog.youtube/intl/de-de/news-and-events/uber-die-empfehlungen-von-youtube-videos/>, Zugriff: September 2022

⁴⁵ <https://www.youtube.com/watch?v=fApg7tzlLjY>, Zugriff: September 2022

⁴⁶ <https://www.youtube.com/watch?v=fApg7tzlLjY>, Zugriff: September 2022

⁴⁷ <https://www.youtube.com/watch?v=fApg7tzlLjY>, Zugriff: September 2022

⁴⁸ <https://blog.youtube/intl/de-de/news-and-events/uber-die-empfehlungen-von-youtube-videos/>, Zugriff: September 2022

⁴⁹ <https://blog.youtube/intl/de-de/news-and-events/uber-die-empfehlungen-von-youtube-videos/>, Zugriff: September 2022



erzeugen,⁵⁰ verfügt der Online-Dienst immer noch über einen großen Entscheidungs- und Interpretationsspielraum, welche Informationen aus den Nutzungsdaten als genuines Interesse oder Bedürfnis der Nutzenden gewertet werden. So weisen die Untersuchungsergebnisse einer Studie mehrerer Landesmedienanstalten (2021) darauf hin, dass YouTubes Empfehlungssystem „einige wenige Kanäle und Videos sehr sichtbar machten, während die meisten anderen Angebote nur vereinzelt empfohlen wurden“ (MABB, 2021, S. 55). Denn bei aller Kundenfreundlichkeit ist auch YouTube darauf angewiesen, dass Nutzer:innen vor allem Videos mit Werbeinhalten bzw. Werbeelementen anklicken, um sein Hauptgeschäftsmodell erfolgreich zu betreiben (vgl. Kap. 5.1). Seit einer Aktualisierung der Nutzungsbedingungen im Jahr 2021 hat sich der Online-Dienst zudem das Recht eingeräumt, jegliche Inhalte auf der Plattform monetarisieren zu dürfen – ohne anteilige Auszahlung an die Creator (mit denen keine Zahlungsverbarung besteht).⁵¹ Dies kann als Hinweis dafür gesehen werden, wie wichtig monetarisierte Inhalte auf der Plattform für das Unternehmen sind. Für die Ausrichtung des Empfehlungssystems von YouTube bedeutet dies – unter Berücksichtigung aktueller Nutzer:innenbedürfnisse und -interessen – insbesondere solche Videos vorzuschlagen, die dem wirtschaftlichen Wachstum des Unternehmens förderlich sind, also Videos zu empfehlen, die Werbung beinhalten bzw. monetarisiert sind. Wenn YouTube neuerdings alle Videos im Portal beliebig monetarisieren darf, könnte dies mutmaßlich ungeahnt zu einer besseren Empfehlungsqualität führen, da das Unternehmen nicht mehr darauf angewiesen ist, den Nutzenden vornehmlich die Videos aufzudrängen, die durch feste Vertragsvereinbarungen monetarisiert sind. Ungeachtet der Frage nach Fairplay-Regeln gegenüber betroffenen Produzierenden oder störender Werbepausen für Nutzende kann daraus die Chance erwachsen, eine größere Vielfalt empfohlener Inhalte im YouTube-Portal zu etablieren. Gleichwohl ist sehr kritisch zu hinterfragen, welche spezifischen Werbestrategien und Monetarisierungsmodelle in Verbindung mit YouTube's Empfehlungssystem in jüngster Zeit genutzt werden und inwieweit dadurch das individuelle Nutzungs-, Konsum- und Informationsverhalten des Einzelnen beeinflusst wird.

Das algorithmische Empfehlungssystem von YouTube bleibt ein intransparentes System, das auf der Grundlage klassischer statistischer Verfahren (vgl. Kap. 3.3)

als auch maschineller Lernverfahren (vgl. Kap. 3.4) funktioniert. Doch weder ist im Detail klar, welche der vielen erzeugten Nutzungsdaten als Datengrundlage für ausgespielte Empfehlungen genutzt werden noch mit welchen Methoden oder Verfahrensweisen dies im Einzelnen geschieht. Das ist vor dem Hintergrund der weiterhin hohen Klickzahlen (mehrere Millionen) einiger Videos mit desinformativem Inhalt auf YouTube (vgl. MABB, 2021, S. 32) – trotz eines regulierenden Klassifikationssystems⁵² – als durchaus problematisch zu bewerten. Auch wenn dem YouTube-Algorithmus bisher keine systematische Verstärkung extremistischer oder desinformativer Inhalte nachgewiesen werden kann (vgl. z. B. MABB 2021; Chen et al. 2022), bleibt unklar, wie algorithmische Mechanismen sich auf individueller und kollektiver Ebene auf die Nutzenden auswirken.

5.4 Datenschutz

Für YouTube (Google-Dienst) gelten die Konditionen aus der Google-Datenschutzerklärung, die regelt, welche Daten durch Google erhoben werden, welche Zwecke damit verfolgt werden und wie Nutzungsdaten aktualisiert, verwaltet, exportiert und gelöscht werden können.⁵³ Welche Daten von Google erhoben und wie diese verwendet werden, hängt davon ab, wie Google-Dienste, z. B. YouTube, genutzt und wie persönliche Datenschutzeinstellungen verwaltet werden.⁵⁴ Aus diesem Grunde kann auch nicht ausgeschlossen werden, dass sich Daten, die z. B. bei der Nutzung von Google-Maps entstehen, auch auf ausgespielte Empfehlungen bei YouTube auswirken.

Die folgende Auflistung⁵⁵ bietet eine Übersicht möglicher Daten und Datentypen, die grundsätzlich durch Google im Zusammenhang der YouTube-Nutzung erhoben und verwendet werden können:⁵⁶

- Daten aus Quellen wie z. B. Kaufaktivitäten, geposteten Kommentaren, eingegebenen Suchbegriffen, angesehenen Videos, Likes/ Dislikes, Verlaufshistorien, Abonnements, Playlists
- Gespeicherte Video- und Fotodateien, Nachrichtenformate, Sprach- und Audiodateien
- Namen, Passwörter, Emailadressen, Telefonnummern, Zahlungsinformationen, (Tages-)Daten, Uhrzeiten

⁵⁰ <https://www.youtube.com/watch?v=fApg7tzLiY>, Zugriff: September 2022

⁵¹ <https://www.youtube.com/t/terms>, Zugriff: September 2022

⁵² <https://blog.youtube/intl/de-de/news-and-events/uber-die-empfehlungen-von-youtube-videos/>, Zugriff: September 2022

⁵³ <https://policies.google.com/privacy?hl=de>, Zugriff: September 2022

⁵⁴ <https://policies.google.com/privacy?hl=de>, Zugriff: September 2022

⁵⁵ <https://policies.google.com/privacy?hl=de#infocollect>, Zugriff: September 2022

⁵⁶ Diese Liste enthält sowohl Daten, die bei einer Aktivität ohne angemeldetes Konto entstehen, als auch solche, die erst mit dem Besitz eines Google-Accounts erfasst werden. Die Aufzählung erhebt keinen Anspruch auf Vollständigkeit.



- Aktivitätsdaten, z. B. aus Kommunikations- oder Interaktionskontexten mit anderen Personen, Suchanfragen
- Daten aus Interaktionen mit verschiedenen Inhalten und Werbeanzeigen
- Cookie-Daten in Bezug auf Region, Sprache, Anmeldeinformationen, Nutzer:innen-Daten-Schutz, Prozess-Steuerung, Werbung, Sitzungsstatus
- Standortdaten aus GPS, Sensordaten des Gerätes, WLAN-Zugriffspunkten, Funkmasten, Bluetooth
- Daten über Betriebssysteme, IP-Adressen, Absturzberichte, Systemaktivitäten, Verweis-URLs
- Daten von Marketingpartnern, Werbetreibenden und Sicherheitspartnern, die Google-Dienste nutzen
- Daten aus Aktivitäten auf Websites sowie aus Apps von Drittanbietern, die Google-Dienste nutzen
- Daten über Typ und Einstellungen des Browsers/des Geräts
- eindeutige Kennungen (ID), die mit den verwendeten Browsern, Geräten und Apps verknüpft sind
- Name des Mobilfunkanbieters und Versionsnummer der App
- Daten aus Tracking-Pixeln, Browser-Webspeichern, Anwendungsdatencaches, Serverprotokollen
- YouTube-Kanal-Abos
- YouTube-Feedback/ Antworten bei YouTube-Umfragen
- Kommentare auf YouTube
- „Mag ich“- und „Mag ich nicht“-Bewertungen bei YouTube
- „Mag ich“- und „Mag ich nicht“-Bewertungen für YouTube-Kommentare
- YouTube-Communitybeiträge
- YouTube-Livechatnachrichten
- YouTube-Kaufaktivitäten
- YouTube-Geschenkeinstellungen
- zu Forschungszwecken geteilte Daten
- Auswahl von Übersetzungssprachen

Die aufgeführten Verwaltungs- und Steuerungsoptionen lassen sich auch von einem sogenannten Google-Dashboard zentral bedienen. Von dort ist es möglich, über den Umweg verschiedener Querverweise die bereits genannten Einstellungen für YouTube vorzunehmen. Außerdem können im Dashboard einzelne Datensätze über den Wiedergabe- und Suchverlauf, Videos, Kommentare und andere Inhalte von YouTube heruntergeladen werden. Über einen Kontoinaktivitätsmanager ist einstellbar, ab wann ein YouTube-Konto als inaktiv gilt und was danach mit den persönlichen Daten geschehen soll. Überdies ist es möglich, ein YouTube-Konto zu löschen.

Die Möglichkeiten für Nutzende, erzeugte Daten bei Google-Diensten zu verwalten, zu exportieren und zu löschen, haben sich in den letzten Jahren erweitert. So können z. B. Nutzungsdaten für spezifische Aktivitäten auf YouTube deutlich individueller verwaltet werden als bisher. Allerdings müssen angemeldete Nutzer:innen – sofern gewünscht – die vielen standardmäßigen Voreinstellungen ändern bzw. deaktivieren, damit erzeugte Daten nicht weiter erfasst und durch Google verarbeitet werden können. Abgesehen von freiwilligen Serviceleistungen hinsichtlich eines nutzer-unfreundlichen Datenmanagements kann auch die Verabschiedung der DSGVO als eine wichtige Maßnahme gesehen werden, die Unternehmen wie Google Regeln zur Verarbeitung personenbezogener Daten auferlegt hat.⁵⁹ Seit dem 01. Dezember 2021 ist mit dem Telekommunikation-Telemedien-Datenschutz-Gesetz⁶⁰ eine weitere Regelung in Kraft getreten, die Online-Dienste dazu verpflichtet, Nutzer:innen eine Einwilligungserklärung auf der Basis klarer und umfassender Informationen bereitzustellen, welche Informationen der Nutzenden gespeichert und verwendet werden. Dies bedeutet für Google bzw.

Die Nutzungseinstellungen bei Google bzw. YouTube lassen mit angemeldetem Konto verschiedene Optionen zu, persönliche Daten zu verwalten.⁵⁷ So kann z. B. über die Einstellungen im YouTube-Menü festgelegt werden, ob erstellte Playlists oder abgeschlossene Kanal-Abonnements privat oder öffentlich zu sehen sind. Von dort aus können Nutzende über einen Hyperlink zu den Einstellungen für Werbeinhalte bei Google gelangen, was direkt zum Google-Konto führt. Dort lassen sich personalisierte Werbeinhalte bei YouTube und gleichzeitig auch bei weiteren Google-Diensten deaktivieren. Ferner kann über das Google-Konto der YouTube-Verlauf deaktiviert werden – ein aktivierter Verlauf hingegen trägt laut Google dazu bei, bessere Empfehlungen zu erhalten. Außerdem können angesehene YouTube-Videos sowie Suchanfragen auf YouTube für den gesamten Zeitraum oder für ausgewählte zeitliche Abschnitte gelöscht werden. Überdies lässt sich auch der Standortverlauf deaktivieren bzw. löschen, der im Aktiv-Modus selbst dann Standort-Daten speichert, wenn keine Google-Dienste genutzt werden. Im Google-Konto können Nutzende bei YouTube erzeugte Daten einsehen und löschen:⁵⁸

⁵⁷ https://www.youtube.com/account_privacy, März 2021

⁵⁸ <https://myactivity.google.com/myactivity>, Zugriff: September 2022

⁵⁹ <https://dsgvo-gesetz.de/>, Zugriff: September 2022

⁶⁰ https://www.gesetze-im-internet.de/ttdsg/_26.html, Zugriff: September 2022

YouTube, auf ihren Cookie-Banner deutlich hervorzuheben, wie Cookies und Daten im Zusammenhang einer Nutzung der Google-Dienste verwendet werden. Auf eine zentrale Forderung europäischer Datenschutzbehörden hin, hat Google seine Cookie-Banner vereinfacht und einen Button eingerichtet, der es Nutzer:innen erlaubt, alle nicht-notwendigen Cookies zu verweigern (vgl. Abb. 5.4).⁶¹ Mit einer Ablehnung ist zwar das Werbetacking deaktiviert, jedoch werden Cookies zur Statistik-Erhebung oder Betrugserkennung weiterhin eingesetzt.

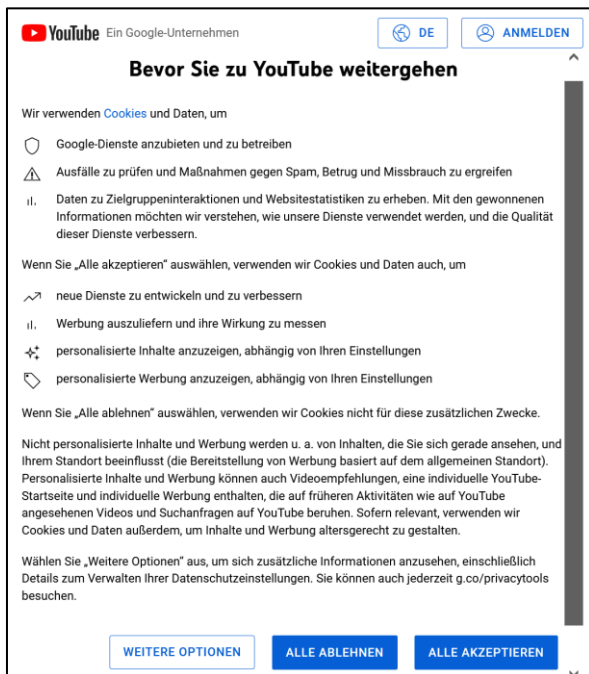


Abbildung 5.4: Cookie-Banner YouTube (2022)

⁶¹ <https://www.heise.de/news/Google-ueberarbeitet-Cookie-Banner-7062338.html>, Zugriff: September 2022

6 TikTok

6.1 Geschichte, Architektur und Funktionen

Geschichte

TikTok wurde 2016 durch Beijing ByteDance Technology veröffentlicht und gewann vor allem seit dem Kauf von musical.ly – ebenfalls eine chinesische Plattform für Videos mit Lippensynchronisation („LipSync-Videos“) – im Jahr 2018 an Erfolg. TikTok ist ein Videoportal, das sowohl über eine mobile App als auch über Internetbrowser verwendet werden kann. Im Fokus steht das Erstellen, Bearbeiten und Teilen von Kurzvideos mit einer Länge von 15 Sekunden bis 10 Minuten. Die sehr kurze Videodauer von normalerweise nicht mehr als 15 Sekunden und selten mehr als einer Minute grenzt TikTok dabei bereits von anderen beliebten Videodiensten, wie z. B. YouTube (s. Kapitel 5) ab (Chen, He, Mao, Chung & Maharjan, 2019).

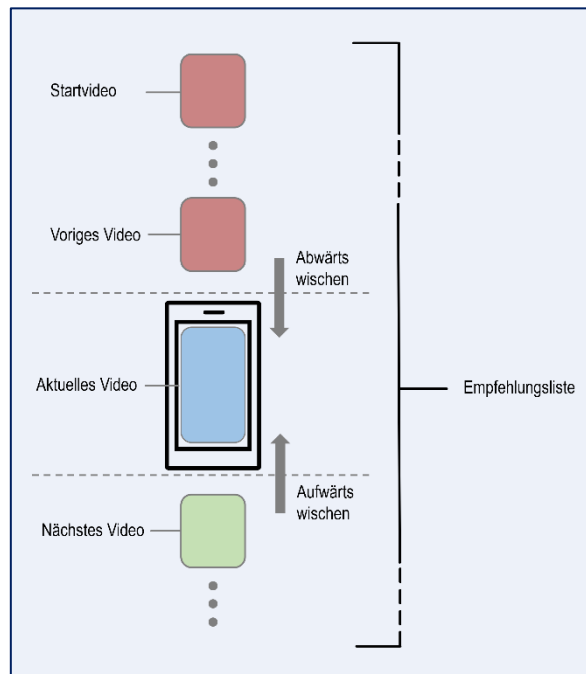
TikTok kann bedenkenlos als Online-Phänomen bezeichnet werden, da die App 2021 – nur vier Jahre nach ihrem Start – als beliebteste mobile App die Marke von einer Milliarde Nutzenden überstieg (Beuth, 2021). Im Jahr 2021 gaben 22 % der 12- bis 19-Jährigen TikTok als ihre liebteste App an, wobei TikTok dabei mit Größen wie YouTube, Instagram, WhatsApp, Netflix und Google konkurriert (vgl. Medienpädagogischer Forschungsverbund Südwest, 2021, S. 34). Mit 46 % nutzt knapp die Hälfte aller Jugendlichen zwischen 12 und 19 TikTok bereits mehrmals pro Woche bis täglich (vgl. Medienpädagogischer Forschungsverbund Südwest, 2021, S. 38). TikToks selbsterklärtes Ziel ist dabei so einfach wie nobel und beinhaltet bereits eine Zielgruppendefinition: „TikTok wants to inspire and encourage a new generation to have a positive impact on the planet and those around them.“⁶²

Trotz der positiven Vision TikToks gibt es genügend Belege dafür, dass das Videoportal einige Probleme mit sich bringt und die Nutzung durch Jugendliche nicht als unproblematisch betrachtet werden kann. Gegenstand dieser Problematiken sind *Challenges*, Nutzungsweisen und Gefahren für Jugendliche durch andere Nutzende.

Architektur & Funktionen

Neben dem Hochladen von Kurzvideos sind auch Live-Streams möglich, die eine Chat-Funktion bieten. Zwar bietet TikTok als soziales Medium die Suche nach Kanälen und Hashtags sowie das Hinzufügen zu den Favoriten bzw. das Abonnieren dieser an, jedoch basiert die eigentliche Nutzung von TikTok maßgeblich auf den

Vorschlägen des Empfehlungssystems (s. Abschnitt 6.4), was ein wichtiges Unterscheidungskriterium zu anderen Plattformen, wie z. B. YouTube oder Instagram darstellt. Nutzende landen beim Start der App direkt bei dem ersten Empfehlungsvideo im „Für dich“-Feed („For You Page“), welcher durch das Empfehlungssystem generiert wird.



Darstellung 6.1: Nutzungsweise von TikTok im „Für-Dich“-Feed

Die Videos füllen den Bildschirm des Smartphones dabei vollständig aus. Nun kann mit einem Wischen nach oben zum nächsten Video, oder mit einem Wischen nach unten zum vorigen Video gewechselt werden (s. Darstellung 6.1). Neben dem „Für dich“-Feed existiert nur noch der „Folge ich“-Feed, der dem Namen entsprechend mit neuen Videobeiträgen von abonnierten Kanälen befüllt wird. Bei der typischen Nutzung von TikTok ist somit kein aktives Suchen oder Recherchieren inbegriffen, sondern das Durchlaufen einer (endlosen) Kette von Videos, die normalerweise nur vorwärts durchlaufen wird und bei der jeweils nur genau ein vorgeschlagenes Video angezeigt wird. Daneben bietet TikTok die Möglichkeit, ausschließlich Live-Streams anzuzeigen, wobei jedoch dieselbe beschriebene Nutzungsweise (nach oben/unten wischen) vorgegeben wird, um zu anderen Live-Streams zu gelangen. Beim Anschauen der Videos (oder Streams) kann mit diesen z. B. durch das Liken, das Abonnieren des Kanals, das Kommentieren oder das Teilen, aber auch durch Geschenke (s. Abschnitt 6.2) interagiert werden.

⁶² TikTok for Good: <https://www.tiktok.com/forgood>, Zugriff: August 2022



Um für Produzierende – die mit User-Generated-Content in Form von Videos oder Live-Streams auf der Plattform erst Konsumierbares erschaffen – attraktiv zu sein, bietet TikTok eine Vielzahl an kreativen Möglichkeiten: Videos können in der App z. B. mit Filtern versehen, geschnitten und aus einem großen Pool von Musiktiteln mit diesen unterlegt werden. Darüber hinaus beinhaltet TikTok auch eine sogenannte *Duet*-Funktion, in der durch einen Splitscreen, auf dem neben dem eigenen Video simultan das jemand anderes abläuft, auf die Inhalte anderer reagiert werden kann.

Während man über den Browser unmittelbaren Zugriff auf Inhalte hat, ist in der mobilen Version eine Anmeldung notwendig. Diese kann über eine Telefonnummer oder E-Mail-Adresse sowie über ein Facebook-, Apple-, Google-, Twitter- oder Instagram-Konto erfolgen. Bei der Registrierung ist unter anderem die Angabe eines Geburtsdatums sowie die Nennung eines auf TikTok einmaligen Alias notwendig. Anschließend können einhergehend mit dem Hinweis, dass so bessere Video-Empfehlungen erfolgen, bis zu 23 Interessensbereiche angegeben werden. Zur Auswahl stehen: Memes, Fußball, Essen & Trinken, Stars, Fashion, Musik, Unterhaltung, Games, Beauty, Sport, Tutorials, Travel, Lernen, Anime & Cartoons, Oddly Satisfying, Kunst & Design, Vlogs, Gesundheit & Fitness, Autos, Technologie & Wissenschaft, DIY, Extremsport, Tanz. Diese können durch Nutzende jederzeit in den Einstellungen adaptiert werden.

6.1 Geschäftsmodell, Nutzungsbedingungen & Jugendschutz und Datenschutz

Geschäftsmodell

TikToks Einnahmequelle besteht einerseits in der Darbietung von Lösungen für Werbetreibende, die auf TikTok ihre Zielgruppe erreichen wollen.⁶³ Beispiele dafür sind das Ausspielen und Platzieren von Werbeanzeigen, das (künstliche) Starten von Challenges durch Hashtags, welche durch die Zahlung an TikTok in der Empfehlung bevorzugt werden und *Branded Effects*, die eine Adaption von TikTok-Interaktionen (z. B. Emoticons) im Sinne des Corporate-Designs des Käufers ermöglichen. Andererseits verdient TikTok durch die Nutzenden selbst, da diese ab dem Alter von 18 Jahren mit Echtgeld TikToks In-App-Währung, Coins (Münzen), erwerben und damit In-App-Käufe tätigen können.⁶⁴ Die

Münzen können dazu genutzt werden, den Kanalbesitzer*innen und Videoproduzent*innen, also *Content Creators* ein Trinkgeld für ihre Arbeit zukommen zu lassen. Das Trinkgeld oder Geschenk wird dabei in Form von Smileys übergeben, die den Zuschauer*innen von Videos oder Live-Streams – je nach Smiley – einen verschiedenen großen Münzbetrag kosten; der Smiley definiert also die Größe des Geschenks. Die Content Creators können dann wiederum die Geschenke in Form der Smileys in die zweite TikTok-Währung, Diamanten, umwandeln und sich den äquivalenten Betrag in Echtgeld auszahlen lassen.⁶⁵ Laut einer Videoproduzentin behält TikTok dabei 5 bis 10 Prozent ein.⁶⁶ Dabei werden die Smileys zunächst als lustiges Gimmick zur Interaktion genutzt und in Diamanten umgewandelt, da keine Rückführung von Münzen in Echtgeld möglich sein soll.

Auch nutzen viele Content Creator ihren Einfluss, um in der Funktion als Influencer*in – meist über ihr Management – bezahlte bzw. gesponsorte Aufträge zu Produkten von Firmen zu erhalten und Videos zu diesen hochzuladen (futurezone, 2021). Neben der nicht nativen Werbung in Form von Werbeanzeigen treffen Nutzende somit auch häufiger auf Inhalte, die bezahlte Produktplatzierungen und Empfehlungen beinhalten und damit möglichst authentisch wirken sollen. Die Bedeutung von Influencer*innen für den Erfolg von TikTok wird auch in einer Veröffentlichung zu einer Studie von TikTok selbst betont, die sich mit dem Einfluss von sozialen Communities auf Kaufentscheidungen beschäftigt (TikTok, 2021a). TikTok beschreibt dort die Kombination aus Community, Shopping und Unterhaltung als einen großen Erfolgsfaktor. Daraus lässt sich die große Wichtigkeit von Influencer*innen für TikTok ableiten, da diese Nutzer*innen an TikTok binden und In-App-Käufe sowie die Verweildauer auf TikTok und damit auch die Zeit des Konsums von Werbung steigern. Insgesamt ist TikTok mit seinem Geschäftsmodell und seiner auf dem Empfehlungssystem basierenden Software so erfolgreich, dass sogar Instagram von Meta (ehemals Facebook) und YouTube von Google sich offenbar gezwungen sahen, mit Instagram Reels⁶⁷ und YouTube Shorts⁶⁸ Konkurrenzprodukte zu entwickeln. Trotz der neuen Konkurrenzprodukte dieser großen Marktteil-

⁶³ TikTok For Business: Marketing on TikTok: <https://www.tiktok.com/business/en>, Zugriff: August 2022

⁶⁴ Policy: Virtuelle Gegenstände: <https://www.tiktok.com/legal/virtual-items?lang=de>, Zugriff: August 2022

⁶⁵ Münzen aufladen: <https://www.tiktok.com/recharge>, Zugriff: August 2022

⁶⁶ Ein 23-jähriger TikTok-Star mit 2 Millionen Followern verrät, wie viel Geld sie verdient <https://www.businessinsider.de/leben-ein->

[tiktok-star-verraet-wie-viel-geld-sie-verdient-pl](https://www.tiktok.com/recharge), Zugriff: August 2022

⁶⁷ Instagram (2020): Wir stellen vor: Instagram Reels: <https://about.instagram.com/de-de/blog/announcements/introducing-instagram-reels-announcement>, Zugriff: August 2022

⁶⁸ YouTube Official Blog (2021): YouTube Shorts kommt nach Deutschland: <https://blog.youtube/intl/de-de/news-and-events/youtube-shorts-kommt-nach-deutschland/>, Zugriff: August 2022



nehmer konnte ByteDance, Eigentümer von TikTok, den Umsatz im Jahr 2021 um 70% auf 58€ Mrd. steigern.⁶⁹

Nutzungsbedingungen & Jugendschutz

Die Nutzung von TikTok ist gemäß den Nutzungsbedingungen erst ab 13 Jahren erlaubt, Direktnachrichten in der App hingegen werden nur Nutzenden ab 16 Jahren freigeschaltet, um Jüngere zu schützen (TikTok, 2021b). Inwiefern diese Vorgabe in der Nutzung jedoch zu einem tatsächlichen Schutz der Kinder und Jugendlichen führt, bleibt fraglich, da das Geburtsdatum selbst wählbar ist und die Angabe nicht überprüft wird, weshalb Kinder ohne Hindernis Falschangaben machen können. So starb in Italien ein 10-jähriges Mädchen, das an dem Trend der „Blackout-Challenge“ teilnehmen wollte, in der sich Teilnehmer*innen strangulieren, dies filmen und hochladen (Westdeutsche Zeitung, 2021); ein 12-jähriger US-Amerikaner erlitt durch das Strangulieren im Rahmen der Challenge einen Hirntod (Mcevely, 2021). Im Hinblick auf Jugendliche ist auch die Funktion, dass Videos von TikTok heruntergeladen und so lokal auf dem Endgerät gespeichert werden können, als problematisch einzuordnen.

Neben der Festlegung des Mindestalters ist im Rahmen des Jugend- und Datenschutzes z. B. die Umstellung des Profils auf privat möglich, sodass nur genehmigte Accounts geteilte Inhalte betrachten können. Zudem bietet TikTok unter der Rubrik Datenschutz in der App die Möglichkeit, alle mit dem Account verknüpften Nutzungsdaten herunterzuladen. Eltern haben über den begleiteten Modus die Möglichkeit, zumindest die Nutzungszeit und die Kontaktmöglichkeiten (via Direktnachricht) zu definieren und den eingeschränkten Modus zu aktivieren, der bestimmte Inhalte herausfiltert.

Datenschutz

Dass bei der Verwendung elaborierter empfehlungsbasierter Software notwendigerweise große Datenmengen gesammelt und ausgewertet werden müssen, wurde bereits ausgeführt (s. Kapitel 3). Welche Daten TikTok genau sammelt, wird in dem Abschnitt zur Arbeitsweise von TikToks Empfehlungssystem beschrieben (s. Abschnitt 6.4), weshalb an dieser Stelle nur auf die Verwendung der Daten eingegangen wird.

Einerseits werden Daten von Partnerunternehmen und Drittanbietern, wie Facebook, Google oder Datenagenturen eingeholt, abgeglichen und gespeichert (TikTok, 2021c). Wird das TikTok-Konto von Nutzenden bspw.

mit einem bestehenden Facebook-Konto verbunden, findet ein Datenaustausch zwischen beiden Konten statt. Der Glaube an eine grundsätzliche Anonymität bei der Nutzung von TikTok ist folglich eine Illusion, da das Unternehmen Gerätedaten mit anderen Apps, wie z. B. Facebook und großen Datendienstleistern, wie z. B. Appsflyer austauscht und daher Datenvorräte zu einzelnen Geräten und damit auch einzelnen Nutzenden verknüpft werden können (Eberl, 2019; TikTok, 2021a). Andererseits können durch TikTok gesammelte Daten theoretisch jederzeit durch das totalitäre Regime in China verarbeitet werden oder sind sogar schon verarbeitet worden, obwohl TikTok dies vehement verneint (Tidy, 2020). Diesbezüglich haben die USA nach einer Bewertung bereits eine konkrete Sicherheitswarnung herausgegeben (Banjo & Wen, 2021) und Indien hat TikTok neben 58 anderen chinesischen Apps bereits permanent gesperrt (Reuters, 2021). Vor dem Hintergrund der sensiblen Daten und einer potenziellen Beeinflussung von Jugendlichen ist es damit zumindest nicht als unkritisch zu betrachten, dass 70% der Jugendlichen zwischen 12 und 19 Jahren ihre Daten bei TikTok für sicher halten und keine Bedenken haben (Medienpädagogischer Forschungsverbund Südwest, 2021, S. 42).

6.2 Nutzer-innendemografie und Nutzungsweisen

Nutzer-innendemografie

Mit einer Nutzerinnenschaft die zu ca. 67 % jünger als 25 Jahre ist (Hypeauditor, 2021), besitzt TikTok eher junge Kunden, was der geschäftlichen Ausrichtung anhand der Unternehmensvision entspricht (vgl. Abschnitt 6.1). Von diesen sind wiederum zwei Drittel weiblich und ein Drittel männlich. 29 % der Nutzenden sind unter 18 und lediglich 7,5 % der Nutzenden sind über 34 Jahre alt (ebd.).

Gemäß einer repräsentativen Befragung unter deutschen Jugendlichen stellen Mädchen nicht nur die Mehrheit der Nutzenden, auch findet sich unter ihnen ein größerer Anteil an Vielnutzenden⁷⁰ (52 %) als bei Jungen (39 %) (Medienpädagogischer Forschungsverbund Südwest, 2021, S. 39). Zudem nimmt die Relevanz von TikTok als eine der wichtigsten Apps in der Gruppe der 12- bis 19-Jährigen nach oben hin ab (12-13 Jahre: 35 %, 18-19 Jahre: 18 %) und ist damit vor allem für jüngere Jugendliche von besonderer Relevanz (Medienpädagogischer Forschungsverbund Südwest, 2021, S. 33 ff.). Innerhalb der Gruppe, die TikTok hingegen täglich nutzt, schlägt sich dieser Unterschied in der subjektiven Relevanz jedoch kaum nieder, da 46 %

⁶⁹ Reuters (2022): EXCLUSIVE TikTok owner ByteDance's 2021 sales growth 70%, slows yr/yr -sources: [https://www.reuters.com/markets/funds/exclusive-tiktok-owner-bytedances-](https://www.reuters.com/markets/funds/exclusive-tiktok-owner-bytedances-revenue-growth-slowed-70-2021-sources-2022-01-20/)

[revenue-growth-slowed-70-2021-sources-2022-01-20/](https://www.reuters.com/markets/funds/exclusive-tiktok-owner-bytedances-revenue-growth-slowed-70-2021-sources-2022-01-20/), Zugriff: Januar 2022

⁷⁰ Vielnutzende sind solche, die TikTok mehrmals pro Woche bis täglich nutzen.

der 12- bis 13-Jährigen und 41 % der 18- bis 19-Jährigen TikTok täglich nutzt und sich hier nur somit nur eine kleine Diskrepanz ergibt (Medienpädagogischer Forschungsverbund Südwest, 2021, S. 39).

Nutzungsweise

Für die durchschnittliche Nutzungsdauer pro Tag lassen sich wenig belastbare Daten finden, da TikTok selbst kaum Daten veröffentlicht. Eine Erhebung in den USA, Großbritannien und Spanien zwischen 2019 und 2020 kommt zu dem Ergebnis, dass Kinder zwischen 4 und 15 Jahren ca. 80 Minuten pro Tag auf TikTok verbringen. In Deutschland nutzen immerhin 46 % der 12- bis 19-Jährigen TikTok mehrmals die Woche oder täglich (Medienpädagogischer Forschungsverbund Südwest, 2021, S. 38).

In Bezug auf die Nutzungsmotive zeigt die JIM-Studie 2021 folgendes Bild: „mir die Langeweile zu vertreiben“: 29 %, „Unterhaltung/Spaß zu haben“: 23 %, „mich zu inspirieren“: 19 %, mitzubekommen was gerade wichtig ist“: 17 %, „eigene Beiträge zu posten“: 11 %, „mich zu informieren was in der Welt so los ist“: 8 %, „mit Freunden kommunizieren“: 6 %, „neue Leute kennenzulernen“: 6 % (Medienpädagogischer Forschungsverbund Südwest, 2021, S. 40).

Von Bedeutung ist auch der hohe mittlere Aktivierungsgrad der Nutzenden, der sich in der Wahrscheinlichkeit, Videos hochzuladen oder zu kommentieren ausdrückt. Dabei kann grundlegend in drei Arten der Nutzung unterschieden werden: das Konsumieren, bzw. passive Nutzen (schauen, suchen, lesen), das Partizipieren (liken, kommentieren, teilen, abonnieren etc.) und das Produzieren oder Beitragen, also das Erstellen von eigenen Videos (Omar & Dequan, 2020; Bucknell Bossen & Kottasz, 2020). Diesbezüglich ist hervorzuheben, dass z. B. der ACT ON!-Report in einer qualitativen Untersuchung im Jahr 2019 feststellte, dass über die Hälfte der TikTok-Nutzenden in der Stichprobe (n = 97) von 12- bis 14-Jährigen schon einmal eigene Videos hochgeladen haben (Stecher, Bamberger, Gebel, Cousseran & Brügggen, 2020, S. 12). Zum Vergleich nutzen in derselben Stichprobe zwar 100 % der Befragten YouTube, jedoch haben nur 6 % der Jugendlichen dort bereits ein Video hochgeladen. Damit ist ein deutlicher qualitativer Unterschied in der Nutzung zwischen den Videoportalen feststellbar. Ein ähnliches Bild wie bei TikTok ergibt sich bei Snapchat und Instagram, wo ebenfalls ein Großteil der Nutzenden Videos hochlädt. Obwohl offizielle Zahlen von TikTok selbst nicht vorliegen, zeichnet sich die eindeutige Tendenz ab, dass Apps wie TikTok

insgesamt ein höheres Aktivierungspotenzial für Jugendliche besitzen.

In der Erhebung von Bucknell Bossen & Kottasz ergab sich in Bezug auf die drei genannten Nutzungsarten folgendes Bild: 74 % passiv-konsumierend, 42 % teilnehmend und 32 % beitragend⁷¹ (2020, S. 470). Damit ist der passive Konsum zwar am prominentesten, jedoch lässt sich das eingangs genannte Muster eines hohen Aktivierungsgrads erkennen, wenn ein Drittel der Nutzenden auf TikTok Videos hochlädt. Dabei stellte sich zudem heraus, dass vor allem Nutzer:innen, die auch Videos beitragen, eher *Heavy Users* (Vielnutzer:innen) sind (Bucknell Bossen & Kottasz, 2020, S. 473). Obwohl damit zum einen vielfältige Nutzungsmotive und zum anderen verschiedene Nutzungsweisen vorliegen, stellte sich unter den befragten 11- bis 16-Jährigen die Befriedigung affektiver Bedürfnisse (z. B. Entertainment und Spaß) bei allen drei Verhaltensformen als das stärkste Motiv dar (Bucknell Bossen & Kottasz, 2020, S. 472 f.).

Bezüglich der Frage, welche Ziele mit dem TikTok-Konsum verfolgt werden, ergeben sich vier Bestrebungen: 1. das soziale Netzwerk ausweiten, 2. Berühmtheit erlangen, 3. sich selbst kreativ ausdrücken und 4. Identitätsbildung (Bucknell Bossen & Kottasz, 2020, S. 473 f.). Die Gründe der TikTok-Nutzung sind damit vielfältig und gehen zudem mit unterschiedlichen Nutzungsweisen einher. Durch die breite Streuung von Nutzungsmotiven und Nutzungsweisen, lässt sich auf eine heterogene Nutzer:innenschaft schließen.

Bezüglich der inhaltlichen Nutzungsweise sind besonders die eingangs erwähnten *Challenges* hervorzuheben. Während ein Großteil – neben Datenschutz-Bedenken – unproblematisch sein sollte, existieren einige problematische Trends: Jugendliche entwenden schulisches Eigentum unter dem Hashtag „#deviouslicks“ (Martin Holland, 2021), zerstören Stühle mit Corona-Masken (Gerl, 2021), stören Online-Veranstaltungen durch abgesprochene Aktionen (Heckers, Jansen & Schwerdtfeger, 2021) und laden für mehr Likes Videos von sexualisierten Handlungen hoch (Gonzalez, 2021; klicksafe, 2020). Vor allem der #deviouslicks-Trend nahm ein Ausmaß an, durch das sich TikTok zur Löschung des Hashtags gezwungen sah (Rosenblatt, 2021). Auch existieren viele Live-Streams aus dem Unterricht von Kindern, die scheinbar nichtsahnende Klassenkamerad:innen filmen und damit nicht nur gegen Schulordnungen verstoßen, sondern auch das Recht am eigenen Bild verletzen.

⁷¹ Die Verhaltensweisen sind nicht exklusiv, sodass ein Individuum als sowohl passiv-konsumierend wie auch beitragend gelten kann, indem es einerseits Videos rezipiert, andererseits aber

auch selbst welche hochlädt. Da das Verhalten nicht jedes Nutzenden nur einer Kategorie entspricht, überschreitet die Summe der Anteile 100 Prozent.



6.3 TikTok's Empfehlungssystem

TikToks selbst erklärtes Ziel für das verwendete Empfehlungssystem ist, möglichst einzigartige Empfehlungen für alle Nutzenden zu bieten, also hochindividualisierte Empfehlungslisten von Videos zu generieren (TikTok, 2020). Dabei greift TikTok auf verschiedenste Daten zurück: Verwendete explizite Daten stellen die selbst angegebenen Interessensbereiche aus den 23 Kategorien (vgl. Abschnitt 6.1) und das Geburtsdatum dar. Auch Interaktionen der Nutzenden, wie Kommentare, Likes, das Favorisieren von Kanälen und Hashtags (Abonnements), aber auch das Melden oder das Wählen der „nicht interessiert“-Option zählen zu den von Nutzenden bereitgestellten expliziten Daten (TikTok, 2020). Darüber hinaus fragt TikTok Nutzende nach der Erlaubnis auf die Kontakte zugreifen zu dürfen oder TikTok mit dem Facebook-Konto zu verknüpfen, um Daten aus sozialen Interaktionen einfließen lassen zu können. Von TikTok verwendete implizite Daten sind die Videoinformationen (Captions, Sounds, Hashtags der angesehenen Videos) sowie die Geräte- und Account-Einstellungen, wie Sprach- und Ländereinstellungen und der Gerätetypus. Dies sind zumindest die Daten, die innerhalb einer Bewerbung des eigenen Empfehlungssystems genannt werden (TikTok, 2020). Weitere erfasste Daten sind in der Datenschutzerklärung aufgelistet. Beispiele sind: die Inhalte aus Direktnachrichten, Inhalte vor dem Hochladen / dem Versenden, die Verwendung von TikTok-Inhalten in der Zwischenablage des Gerätes in anderen Apps, wie z. B. beim Teilen von Links, Screenshots von Bildern, und auch die Metadaten des Gerätes, wie der Akkustand, der Standort oder die IP-Adresse (TikTok, 2021c).

Wie in Kapitel 3 beschrieben, sind die Verwendung, die Faktorisierung und das Zusammenspiel der Daten aufgrund der Tatsache, dass jedes trainierte Modell ein komplexes Unikat ist, im Sinne eines *Reverse Engineering* – also einer rückwärtsgerichteten Analyse, die Rückschlüsse auf den Quellcode als Ziel hat – kaum zu entschlüsseln. Darüber hinaus wird die Funktionsweise der verwendeten Empfehlungsalgorithmen von TikTok als Kern seines Geschäftsmodells geheim gehalten und zusätzlich unter Punkt 7 der Nutzungsbedingungen eine Analyse dieser zusätzlich explizit untersagt (TikTok, 2021b). Daher kann die Beschreibung der Funktionsweise von TikToks Empfehlungssystem nur auf einer geringen Datengrundlage vorgenommen werden.

Ein von TikTok bezüglich des Empfehlungssystems genanntes Kriterium ist, dass zu Ende geschauten Videos stärker gewichtet werden als viele andere Faktoren. Zudem gibt TikTok an, dass Videos von Kanälen mit hohen Favorisierungszahlen nicht automatisch priorisiert

empfohlen werden, sondern die hohen Views ausschließlich indirekt, über die Anzahl der Follower zustande kommen:

„While a video is likely to receive more views if posted by an account that has more followers, by virtue of that account having built up a larger follower base, neither follower count nor whether the account has had previous high-performing videos are direct factors in the recommendation system.” (TikTok, 2020)

Kanäle mit erfolgreichen Videos werden dementsprechend nicht aufgrund ihres bisherigen Erfolges in der Empfehlung priorisiert. Einzig, wenn die Produzierenden es schaffen, mit ihren Videos viele Favorisierungen ihres Kanals zu erzielen, haben sie die Möglichkeit, die Popularität und Reichweite kommender Videos potenziell zu erhöhen. Neben den positiven Interaktionen, wie dem zu Ende Schauen eines Videos, dem Vergeben von Likes oder Abonnements und dem Kommentieren, ist jedoch auch die Kommunikation von Ablehnung möglich, indem das Video einerseits abgebrochen – also weggewischt – oder auf dem Video gehalten und anschließend *nicht interessiert* ausgewählt werden kann, sodass ähnliche Inhalte weniger häufig empfohlen werden (TikTok, 2020). Zudem ist auch das Verbergen aller Videos von einzelnen Nutzenden möglich, ebenso wie das Melden von Inhalten. Im Hinblick auf Herausforderungen von Empfehlungssystemen nennt TikTok das Problem der sogenannten Filterblase, die aus der Begrenzung auf ausschließlich sehr homogene Videos resultieren kann und die TikTok zu vermeiden sucht, wobei das Risiko grundsätzlich bestünde (TikTok, 2020).

Explizit von TikTok ausgeschlossen wird, dass Videos, die bereits angeschaut wurden, ein weiteres Mal empfohlen werden. Ebenso werden niemals zwei Videos von einem Urheber und auch niemals zwei Videos mit demselben hinterlegten Sound nacheinander empfohlen. TikTok selbst beschreibt unter dem Schlagwort der Diversifikation, dass der Empfehlungsalgorithmus explizit Inhalte einstreut, bei denen bisher keine Tendenz zu einem Interesse von Seiten der Nutzenden existiert, um diese Kategorien oder Video-Urheber als potenzielle neue Interessen der Nutzenden zu testen und den potenziellen Filterblaseneffekt aufzuweichen (TikTok, 2020). Obwohl Erkenntnisse über TikToks Empfehlungssystem damit zum Großteil auf Selbstauskünften basieren, lassen die beiden Tatsachen, dass TikTok erstens eine enorme Breite an Daten erfasst, speichert und Schnittstellen zu mehreren großen Drittanbietern pflegt und zweitens mit seiner starken Basierung des Dienstes auf dem Empfehlungssystem hinsichtlich der Nutzungszahlen überaus erfolgreich ist (vgl. Abschnitt 6.1), nur den Schluss zu, dass ein sehr komplexes und hochperformantes Empfehlungssystem vorliegt, das das Ziel, Nutzenden relevante Vorschläge zu offerieren,

zu erreichen scheint. Jeder TikTok-Account ist somit mit einem hochindividualisierten Model verknüpft, das die Interessen der Nutzenden offensichtlich sehr adäquat trifft.

Vor allem im Hinblick auf die Nutzung durch Jugendliche ist in Bezug auf Empfehlungssysteme anzumerken, dass mittlerweile ein Bewusstsein darüber existiert, dass die Entscheidungsverfahren basierend auf den Daten auch diskriminierend sein können (Todolí-Signes, 2019, S. 469 f.) und es Bestrebungen gibt, auf Probleme dieser Art aufmerksam zu machen und ihnen vorzubeugen (Bundesministerium des Inneren, für Bau und Heimat, 2019). Algorithmenbasierte Entscheidungen bergen das Risiko, (zum Teil nicht bekannte) tendenziöse Verzerrungen (englisch: Biases) aus Daten aufzugreifen und diese in Entscheidungen einfließen zu lassen, womit sie Gefahren im Hinblick auf Ungleichheit und Diskriminierung bergen (Bundesministerium des Inneren, für Bau und Heimat, 2019, S. 231).

Geleakte Informationen lassen jedoch die Vermutung zu, dass TikTok in eine entgegengesetzte Richtung arbeitet und damit Diskriminierung eher zu fördern scheint. TikTok limitiert nicht nur aktiv Videos von queeren Menschen sowie von Menschen mit Behinderung und behandelt diese nachrangig (Köver & Reuter, 2019), sondern weist Moderator:innen in der *Ugly Content Policy* (dt. Richtlinie zu hässlichen Inhalten) explizit dazu an, Videos von adipösen, unattraktiven oder armen Menschen zu verbergen, damit andere Nutzende nicht abgeschreckt werden (Biddle, Ribeiro & Dias, 2020). Wörtlich geht aus dem geleakten Dokument hervor, dass z. B. Videos von Menschen mit Bierbauch („beer belly“), Dickleibige („chubby“), solche mit fehlenden Schneidezähnen oder Ältere mit zu vielen Falten („too many wrinkles“) verborgen werden sollen (The Intercept, 2020). Auch sollen beispielsweise Aufnahmen aus Slums oder schäbigen („shabby“) Umgebungen verborgen werden – alles mit dem Ziel, Nutzenden nur „attraktive“ Inhalte präsentieren zu können. Aufgrund dieser expliziten Äußerungen entsteht daher der starke Verdacht, dass TikTok im Rahmen seiner Möglichkeiten auch algorithmische Lösungen zur Filterung solcher Inhalte in das Empfehlungssystem implementiert, sofern diese diesbezüglich leistungsfähig sind.

6.4 Chancen und Risiken

Basierend auf den Ausführungen in Abschnitt 6.3 liegt es auf der Hand, dass TikTok Jugendlichen offenbar großen Spaß macht, sie unterhält und ein beliebter Zeitvertreib ist. TikTok gibt Jugendlichen darüber hinaus die Möglichkeit zur Selbstpräsentation und -erprobung und stellt damit ein Instrument in Identitätsbildungsprozessen sowie zum Erhalten von Rückmeldung dar (Montag

et al., 2021, S. 2). Vor allem Jugendliche, die Videos bei TikTok hochladen oder streamen, experimentieren jedoch online mit ihrer Identität in einem Raum, der offensichtlich nur ungenügend durch Eltern geschützt wird (Bucknell Bossen & Kottasz, 2020, S. 474). Zudem sind potenzielle Konsequenzen der Nutzung teils nur schwer für Heranwachsende greifbar. Auf nur ein hochgeladenes Video können tausende Reaktionen in Form von Likes und Kommentaren folgen, die Jugendliche überfordern können – vor allem, wenn diese negativer Natur sind (Hugger et al., 2015, S. 8). Doch auch offline können Jugendliche, die aufgrund eines nicht ausreichenden Erfahrungswissens ein von Mitschüler:innen als peinlich empfundenen Video hochladen, in unangenehme Lagen geraten, wenn das Video auf Endgeräten lokal gespeichert und ungehemmt weiterverbreitet wird. Aus der vermeintlichen Anonymität und dem Spaß des Online-Konsums können dann negative lebensweltliche Konsequenzen wie Ausgrenzung oder Mobbing resultieren (Schweizerische Depeschagentur, 2019). Beispielsweise existieren sogenannte Hater-Pages unter dem Hashtag „#peinlich“, in denen peinliche Videos der diffamierten Person z. B. mit der *Duett-Funktion* aus dem Kontext genommen und verunglimpft oder verachtend kommentiert werden (Jugendschutz.net, 2021, S. 5). Bezüglich dieser Problematik ist interessant, dass laut Ergebnissen einer Teiluntersuchung des ACT ON!-Reports bereits befragte 12- bis 14-Jährigen ein Bewusstsein dafür haben, dass TikTok das Herunterladen von Videos ermöglicht und damit potenziell peinliche Situationen und Inhalte im Schulkontext verbreitet werden können (Stecher et al., 2020, S. 3). Diese Jugendlichen wenden beispielsweise ihnen bekannte Strategien zur Verschleierung ihrer Identität an, wenn sie Videos mit dem Ziel des Erlangens von Popularität veröffentlichen (Stecher et al., 2020, S. 3). Im Rahmen der Untersuchung nannten Jugendliche auch häufig, dass „Hate“ – also Hass-Kommentare – eine große Rolle spielen und nennen selbst erfahrene Beispiele von Verletzungen der Rechte am eigenen Bild, sexueller Belästigung und Urheberrechtsverletzungen (Stecher et al., 2020, S. 3). So resümiert der Report, dass Jugendliche bei der Nutzung der Plattform in Dilemmata geraten, in denen sie z. B. ihre Popularität und den Konformitätsdruck zur beitragenden Nutzung gegen das Risiko von Hass-Kommentaren und Perfektionsdruck oder die Vernetzung mit anderen gegen Privatsphäre-Belange und persönliche Risiken abwägen müssen (Stecher et al., 2020, S. 4).

Zudem kommt TikTok auch eine Verantwortung in Bezug auf das Welt- und Selbstbild von Jugendlichen zu. Diese verbringen mittlerweile mit durchschnittlich ca. 241 Minuten täglich einen substanziellen Anteil ihrer Freizeit im Internet (Medienpädagogischer Forschungsverband Südwest, 2021, S. 32). In Bezug auf das



Empfehlungssystem von TikTok gibt es Belege dafür, dass das Angebot der Videoplattform länger als intendiert genutzt wird, was für die Nutzenden selbst ein unerwünschtes Verhalten darstellt (Su, Zhou, Gong, Teng, Geng & Hu, 2021). Dementsprechend ist es nicht verwunderlich, jedoch alarmierend, wenn 5,9 % der Jugendlichen scheinbar ein Sucht-ähnliches Verhalten aufweisen (Su et al., 2021, S. 4). Durch den intensiven und regelmäßigen Konsum nehmen Medien im Vergleich zu Eltern und Peers eine zunehmend bedeutende Rolle für das Welt- und Selbstbild ein. Vor allem Jugendliche aus sozio-ökonomisch schwachen Umfeldern besitzen seltener erfolgreiche Vorbilder und verbringen mehr Zeit im Internet als andere Jugendliche (Kearney & Levine, 2020). Gerade hier bieten Inhalte auf TikTok auch Chancen: Beispielsweise haben sich in der Gruppe der Jugendlichen mit einem niedrigem sozio-ökonomischen Status Interventionen, bei denen Medien als Instrument der Darbietung positiver Vorbilder genutzt werden, als wirksame Verstärker für die vertikale Durchlässigkeit gezeigt (Kearney & Levine, 2020, S. 101 f.). Auf der anderen Seite existiert jedoch auch Grund zur Beunruhigung bezüglich des Welt- und Selbstbilds. In dem bereits genannten Report des Teams um Stecher weisen ausgewertete Kommentare darauf hin, dass Popularität von den befragten Kindern als eine wichtige Plattformnorm übernommen wird. Ein Beispiel dafür ist der im Titel des Reports auftauchende Kommentar unter einem Video „Du bist voll unbekannt!“ (Stecher et al., 2020, S. 2). Des Weiteren nehmen die Kinder einen hohen „Perfektions- und Konformitätsdruck“ wahr, der das Aussehen, die Kleidung und die Fähigkeiten betrifft (Stecher et al., 2020, S. 17 f.). Dementsprechend stark ist auch der Anreiz, die verschönernden und kaschierenden Filter von TikTok bei der Videoproduktion zu nutzen, um einem empfundenen Schönheitsideal zu entsprechen (Stecher et al., 2020, S. 2). Wie stark sich das Selbst- und Weltbild und das Verständnis davon, was der Norm entspricht, auf das Verhalten auswirken können, zeigen die im Vorigen genannten Beispiele von Challenges, in denen Kinder Eigentum entwenden und beschädigen oder sich sogar ungewollt erwürgen, sowie die Tatsache, dass Jugendliche einen Druck zur Nutzung von kaschierenden Filtern oder zum Filmen von sexualisierten Handlungen empfinden.

Weiterhin entsteht wegen der prüfungsfreien Altersangabe (vgl. Abschnitt 6.2) auch bei der Rezeption von

Videos das Risiko, dass Jugendliche, deren Eltern die Jugend- und Datenschutz-Einstellungen nicht aktiv verwalten, zum Teil sexualisierten oder auch gefährdenden Inhalten, wie z. B. der Blackout-Challenge ausgesetzt sind (Mcevely, 2021; Westdeutsche Zeitung, 2021). Obwohl auf TikTok viele Inhalte geteilt werden, die über problematische Sachverhalte oder Krankheitsbilder aufklären und damit etwas Positives bewirken sollen, liegt auch dort eine Ambivalenz vor: Anhand eines Fallberichts zeigt sich beispielsweise, dass Videos auf TikTok, die gerade ein Bewusstsein für Anorexie (Magersucht) schaffen sollten, um zur Prävention beizutragen, sogar ebenfalls Anorexie fördern können (Logrieco et al., 2021, S. 3).

Neben den potenziellen Einflüssen auf das Welt- und Selbstbild und ungeeigneten Inhalten kann jedoch auch von anderen Nutzenden eine unmittelbare Gefahr für minderjährige TikTok-Nutzer:innen ausgehen. So war das Ergebnis einer Erhebung eines englischen Wohltätigkeitsvereins für Kinder, der NSPCC, dass ca. ein Viertel der 40.000 befragten 7- bis 16-Jährigen bereits in Livestreams mit Fremden waren und 5 % dieser aufgefordert wurden, ihre Kleidung auszuziehen (Hern, 2019). Damit zeigt sich, dass viele Jugendliche nicht ausreichend bezüglich Gefahren im Internet sensibilisiert sind und, dass TikTok eine Plattform ist, auf der Kinder und Jugendliche schnell mit Pädophilen in Kontakt kommen können.

Insgesamt bietet TikTok somit einerseits die Möglichkeit unterhalten zu werden, Anschluss zu finden, Spaß zu haben, Identitätsbildungsprozesse anzutreiben und mit positiven Vorbildern in Kontakt zu kommen, andererseits jedoch auch gefährdenden oder sexualisierten Inhalten, Cyber-Grooming⁷² und -Mobbing sowie suchtfördernden Praktiken ausgesetzt zu sein. TikTok – so viel kann man sicherlich sagen – kommt seiner Verantwortung als Plattformbetreiber für eine sehr junge Zielgruppe in Bezug auf Jugendschutz nur in einem minimalen Maße nach und fördert bspw. mit der *Ugly Content Policy* (vgl. Abschnitt 6.4) eher noch als kritisch zu bewertende Welt- und Selbstbilder. Damit stellt sich die Frage, ob darauf gehofft werden darf, dass Jugendliche innerhalb der TikTok-Nutzung für sie förderliche Erfahrungen machen, oder ob es mehr Initiativen zum Jugendschutz auf TikTok geben sollte, was von einigen Forschenden gefordert wird (vgl. z. B. Bucknel Bossen & Kottasz, 2020; Logrieco et al., 2021).

⁷² Unter Cyber-Grooming wird die Vorbereitung von Straftaten wie sexueller Belästigung oder Missbrauch von Kindern und Jugendlichen im Internet verstanden (Klicksafe: Cybergrooming. Online:

<https://www.klicksafe.de/themen/kommunizieren/cyber-grooming/>, Zugriff: August 2022

7 Ethik und Moral im Kontext digitaler Medien

In den letzten Jahren haben insbesondere die beiden Themen „Künstliche Intelligenz“ und „Big Data“ für kontroverse Debatten gesorgt und können als zwei Paradebeispiele ethischer Diskussionsfälle in der digitalen Medienlandschaft angesehen werden – und sind zudem in das Themenspektrum des Deutschen Ethikrats aufgenommen worden.⁷³ Überdies hat die hohe Bedeutung medienvermittelter Kommunikation in heutigen Gesellschaften zu verschiedenen Abhandlungen über zentrale Felder und Begriffe einer Medienethik geführt (z. B. Schicha 2010, Stapf 2019 o. Paganini 2020).

7.1 Ethik und Moral

Ethik als Teildisziplin der Philosophie kann im Allgemeinen verstanden werden als die wissenschaftliche Auseinandersetzung mit Gewohnheiten, Sitten und Gebräuchen in einer Gemein- oder Gesellschaft (vgl. Düwell/ Hübenthal/ Werner 2011, S. 1f.). Ethik hat die Moral zum Gegenstand, die Menschen als wert- und regelbezogene Leitlinie für ihr Handeln dient und damit einen normativen Orientierungsrahmen für das Zusammenleben einer Gemeinschaft setzt (vgl. Herzog 1998, S. 29). Unter Moral kann nach diesem Verständnis eine lokal vorherrschende Überzeugung vom normativ Richtigen bzw. evaluativ Guten verstanden werden. Während also Moral die Normen bezeichnet, die das Handeln anleiten, liegt Ethik gleichsam als reflektierende Metaebene bzw. Moralphilosophie darüber und fragt nach den zugrundeliegenden Prinzipien oder nach der Legitimation und Begründung von Normen oder Bewertungen (vgl. ebd., S. 29). Damit kann Ethik als wissenschaftliche Disziplin aufgefasst werden, „die auf den gesamten Bereich menschlicher Praxis reflektiert und ihn in evaluativen sowie normativen Hinsichten zu beurteilen sucht“ (Düwell/ Hübenthal/ Werner 2011, S. 2). Im alltäglichen Zusammenleben einer Gesellschaft entstehen viele unterschiedliche ethische Frage- und Problemstellungen, die nicht immer eindeutig zu klären oder aufzulösen sind. Hinzu kommt das komplizierte Verhältnis von Ethik und Recht – denn was rechtlich erlaubt ist, muss nicht auch der gesellschaftlichen oder persönlichen Moralvorstellung entsprechen. Es erscheint daher unter freiheitlich demokratischen Gesichtspunkten geboten, geltendes Recht vor dem Hintergrund ethischer Prinzipien kontinuierlich und kritisch zu überprüfen und weiterzuentwickeln, gleichzeitig aber auch einen öffentlichen,

transparenten und freiheitlichen Diskurs zu führen, um ein „verständnisvolles, solidarisches und gerechtes Miteinander“ zu erreichen – so plädiert der Deutsche Ethikrat.⁷⁴

Dies bedeutet auch, dass alle Menschen einer (demokratischen) Gesellschaft unverzichtbare Teilnehmerinnen an den verschiedenen Diskursen zu ethischen Frage- und Problemstellungen sind, die sie unmittelbar betreffen. Denn ethische Frage- oder Problemstellungen können grundsätzlich in allen Feldern des menschlichen Zusammenlebens auftreten – ob in den Bereichen Forschung und Technik, Gesellschaft und Recht oder Medizin und Gesundheit – es ließen sich viele weitere Felder nennen. Dabei beschränken sich ethische Diskurse nicht allein auf Fragen zum autonomen Autofahren, zur Sterbebegleitung oder zu unethischen Tierversuchen, sondern können auch alltägliche Tabubrüche zu ihrem Gegenstand machen. Denn Ethik als reflektierende Metaebene zielt nicht isoliert auf gesonderte Bereiche menschlicher Praktiken, sondern auf den gesamten Bereich menschlicher Praxis. Nach dieser Auffassung gehören z. B. auch soziale Medien bzw. digitale Medien zu einem Bereich des menschlichen Zusammenlebens, in dem ethische Prinzipien Anwendung finden und das moralische Handeln des Einzelnen unterstützen können.

Dabei kann Medienethik im Sinne einer Bereichsethik verstanden werden, die als angewandte Moralphilosophie zu einem adäquaten Umgang mit medialen Angeboten bzw. Formaten beitragen kann (vgl. Schicha/ Brosda 2010, S. 12). Darüber hinaus lässt sich Medienethik „als die wissenschaftliche Reflexion auf den moralischen Wert von Handlungsmöglichkeiten, Haltungen und Emotionen [auffassen], die sich im Zusammenhang mit medial vermittelter Kommunikation ergeben“ (Paganini 2020, S. 38). Neben der Medienethik ließen sich noch die Ethik im Netz (Capurro 2003), die Ethik der Kommunikation (Faßler 1999), die Technikethik (Grunwald/ Hillerbrand 2021), die Roboterethik (Loh 2021) oder etwa die Bildethik (Schicha 2021) nennen, die als einzelne Bereichsethiken wichtige Bezüge zu digitalen Medien herstellen. Letztlich verweisen sie alle auf die herausragende Relevanz einer Auseinandersetzung mit ethischen Fragestellungen und Prinzipien im Zusammenhang digitaler und sozialer Medien.

Online und Offline – getrennte Welten?

Die Gültigkeit ethischer Prinzipien im Online-Kontext sowie deren Bedeutung und Notwendigkeit erscheint heute selbstverständlich. Denn Werte und Normen in (den meisten) virtuellen Räumen basieren nicht auf

⁷³ <https://www.ethikrat.org/themen/alle-themen/>, Zugriff: Januar 2023

⁷⁴ <https://www.ethikrat.org/themen/gesellschaft-und-recht/>, Zugriff: Januar 2023



grundlegend anderen ethischen Leitprinzipien (sollen und müssen) als in der realen Lebenswelt. Die zu Beginn der Geschichte des Internets vertretene Auffassung, dass sich handlungsleitende Werte und Normen der virtuellen Welt als eigenständiger Sphäre von der realen Welt unterscheiden sollten – verbunden mit der Idee, im Internet basisdemokratisch-libertäre Ideale zu realisieren (vgl. Schmidt 2016, S. 284; vgl. Beck 2006, S. 165ff.), ist überholt. Weitgehende Einigkeit herrscht darüber, dass Online und Offline zwei miteinander verbundene Sphären sind, die sich wechselseitig durchdringen (vgl. Schmidt 2016, S. 285). Entsprechend werden auch Werte und Normen als sowohl offline als auch online uneingeschränkt gültig angenommen und z. B. als Leitphilosophien von großen Online-Diensten ausgegeben. So erklärt das Videoportal TikTok die internationale Menschenrechtscharta und die UN-Leitprinzipien für Wirtschaft und Menschenrechte als zentrale Grundlage seiner Unternehmensphilosophie.⁷⁵ Zudem hält sich das Unternehmen nach eigenen Aussagen an geltende Gesetze und Vorschriften zur Förderung von Menschenrechten.⁷⁶ Überdies spiegeln sich auch in den Community-Richtlinien oder den Nutzungsbedingungen von TikTok grundlegende Werte und Normen wider, die auch außerhalb des Internets gelten wie z. B. Integrität, Respekt, Gerechtigkeit oder Transparenz.⁷⁷

Handeln und Agieren in virtuellen Räumen haben – dies illustrieren Beispiele deutlich – Konsequenzen, die für Menschen unmittelbar erfahrbar werden und sich direkt auf ihren Alltag auswirken. So zeigt sich auf Ebene der Nutzenden, dass Online-Angebote wie z. B. soziale Netzwerke häufig für die Kontaktpflege mit Personen genutzt werden, die sie bereits aus Offline-Kontexten wie der Schule, der Arbeit oder aus Freizeitaktivitäten kennen und sich damit viele Konventionen und Werte aus realen Interaktionen in virtuelle Kommunikationsräume übertragen – wodurch dem Handeln online ähnliche moralische Maßstäbe zugrunde liegen wie offline (vgl. Schmidt 2016, S. 285). Dies bedeutet aber nicht, dass es in dieser Hinsicht keine Unterschiede zwischen den beiden Sphären gibt, andernfalls wären Abhandlungen einzelner Bereichsethiken vermutlich überflüssig. Zudem existieren internetspezifische Phänomene wie Challenges, Shitstorms, Cyberbullying, Cyber-Grooming oder Scamming, die ihr Äquivalent

zwar in der realen Welt haben, im Rahmen einer medial vermittelten Kommunikation aber adaptierte Formen und Ausprägungen annehmen. Die aus solchen Internet-Phänomenen resultierenden Konsequenzen sind jedoch real und gehen einher mit konkreten Auswirkungen für die Opfer, wenngleich noch teilweise die Vorstellung kursiert, das Internet wäre „nur“ ein virtueller und weitestgehend rechtsfreier Raum, der wenig mit der Realität zu tun hätte. Gleichzeitig zeigen Extrem-Beispiele wie u.a. die Blackout-Challenge auf TikTok, bei der sich junge Menschen zu Tode strangulieren,⁷⁸ welche realen Folgen das Handeln in Online-Kontexten haben kann.

Auch die Entscheidung von Facebook, die Postings von Politiker:innen keinen Faktenchecks mehr zu unterziehen, andere Aussagen aber weiterhin auf ihren Wahrheitsgehalt überprüfen zu wollen,⁷⁹ kann den Eindruck erwecken, dass politische Aussagen im Netz nicht viel mit der Realität bzw. realen Auswirkungen auf z. B. Wahlentscheidungen oder politische Einstellungen gemein haben. Dabei liegen mittlerweile aufschlussreiche Ergebnisse u.a. aus einer Übersichtsarbeit (Lorenz-Spreen et al. 2022) vor, die zeigen, dass digitale Medien politisches Verhalten beeinflussen können. Neben positiven Wirkungen digitaler Medien für die Demokratie identifizieren die Forschenden jedoch auch klare Hinweise auf ernsthafte Bedrohungen für diese (vgl. ebd., S. 83). Auf der einen Seite können digitale Medien Bewegungen wie den Arabischen Frühling, Fridays for Future oder #MeToo ermöglichen und dadurch die Selbstbestimmung von Bürger:innen fördern. Auf der anderen Seite haben digitale Medien das Potenzial, destruktive Verhaltensweisen, Polarisierungs- und Populismustendenzen zu verstärken und Ereignisse wie den Angriff auf das Kapitol der USA zu begünstigen (vgl. ebd., S. 74).

In Bezug auf die im Kontext digitaler Medien moralische Verantwortung tragenden Akteure lassen sich im Allgemeinen Nutzende und Online-Plattformen bzw. deren Betreiber unterscheiden.⁸⁰

⁷⁵ <https://www.tiktok.com/transparency/de-de/>, Zugriff: Januar 2023

⁷⁶ <https://www.tiktok.com/transparency/de-de/>, Zugriff: Januar 2023

⁷⁷ <https://www.tiktok.com/community-guidelines?lang=de-DE>, Zugriff: Januar 2023

⁷⁸ <https://www.zdf.de/nachrichten/panorama/tiktok-tod-kinder-blackout-challenge-klage-100.html>, Zugriff: Januar 2023

⁷⁹ <https://www.zdf.de/nachrichten/digitales/trump-faktenchecks-facebook-100.html>, Zugriff: Januar 2023

⁸⁰ Viele Entscheidungen und Empfehlungen im Online-Kontext werden zwar (automatisch) durch automatisierte algorithmische Systeme getroffen (vgl. Kap. 3), jedoch letztlich von Menschen programmiert und somit auch verantwortlich.

7.2 Nutzer:innen und Online-Plattformen als moralisch Handelnde

Die Rolle der Nutzenden

Die Nutzenden sozialer Medien sind nicht mehr bloß unbeteiligte Zuschauer:innen wie noch zu Zeiten klassischer Fernsehsendungen, sondern sie interagieren mit Online-Beiträgen mehr oder minder bewusst und nehmen damit direkt oder indirekt auf das Netzgeschehen und die damit verbundenen – moralisch relevanten – Folgen Einfluss. Dies geschieht, indem sie explizites oder implizites Feedback an ein Algorithmen basiertes System abgeben – beispielsweise durch Bewertungen für ein Produkt oder die Verweildauer auf einer Webseite (vgl. Kap. 3.3.2). Unabhängig davon also, ob es sich um einen vielpostenden Influencer handelt oder einen Nutzenden, der kaum explizites Feedback abgibt, wird immer eine Rückmeldung an das System gegeben. Selbst wenn eine gefährliche Challenge aus einem Video nicht geteilt, gelikt oder kommentiert wird, kann bereits das mehrmalige Ansehen dieses Videos zur Verbreitung desselben führen, weil die Verweildauer auf einem Video als ein wesentlicher „Attraktivitätsindikator“ bei Plattformen wie YouTube oder TikTok gewertet wird (vgl. Kap. 5.3. und 6.1). Daher ist auch nicht zwangsläufig anhand von sichtbaren Feedbacks wie Likes oder Kommentaren vorherzusehen, welche Beiträge viral gehen, sich also in rasanter Geschwindigkeit auf Plattformen verbreiten.

Die rasante Verbreitung eines veröffentlichten Videos kann bei den Publishern der Clips positive Emotionen auslösen – sie werden im Optimalfall mit Reichweite, Aufmerksamkeit und bisweilen mit hohen Geldbeträgen belohnt. Andererseits kann die schnelle Verbreitung einer Nachricht auch negative Auswirkungen für eine Person haben, beispielsweise bei einem diskriminierenden und beleidigenden Post, der sich gegen sie richtet. Bei einem solchen Cybermobbing kann es im Gegensatz zu konventionellen Mobbing-Formen, bei denen der Täterkreis personell meist nicht unkontrolliert anwächst, im Online-Kontext zu einer Art „Endlosviktimsierung“ kommen, bei der das Opfer schlagartig einer extremen Öffentlichkeit ausgesetzt ist, die keinen Schonraum mehr für Betroffene zulässt (vgl. Paganini 2020, S. 60; Katzer 2011, S. 102ff.).

Der schnellen Verbreitung von z. B. Beleidigungen, Verleumdungen oder Diskriminierungen im Netz können unterschiedliche Ursachen zugrunde liegen, wobei spezifische Merkmale des Internets bzw. der

dort verlaufenden Kommunikation, Aufschluss geben, wodurch (un-)moralisches Handeln beeinflusst werden kann. Denn einerseits bleiben einzelne Kommunikationsebenen im Online-Kontext häufig unsichtbar, wie z. B. spontane mimische oder gestische Reaktionen des Opfers auf einen beleidigenden Kommentar, was dazu führt, dass der Täter kaum zu einer Einschätzung in der Lage ist, wie sich sein Kommentar-Posting gerade auf die Stimmung oder das (Un-)Wohlbefinden des Opfers auswirkt. Andererseits kann eine vermeintliche Anonymität im Netz (vgl. Gräfe/ Hamm 2021, S. 251ff.) dazu beitragen, die Hemmschwelle herabzusetzen, einen entwürdigenden Kommentar zu verfassen oder etwa einen beleidigenden Beitrag weiter zu teilen – einige Nutzende fühlen sich gewissermaßen unsichtbar.

Wenngleich kaum bestreitbar ist, „dass internetbasierte Interaktionen untrennbar mit [der] übrigen sozialen Welt verbunden sind“ (Schmidt 2016, S. 290), so ereignen sich Phänomene im Netz – und nicht zuletzt in den sozialen Medien – die teilweise das Bild eines Paralleluniversums mit anderen Werten und Normen hervorrufen. Die zahlreichen beleidigenden und aggressiven Beiträge im Netz schaffen in ihrer Verbreitungsdynamik nach Frevert (2017) eine dem historischen Pranger ähnliche Öffentlichkeit, in der Menschen oder Organisationen öffentlich beschämt werden (vgl. ebd., S. 140ff.). Allerdings erfülle die Beschämung in digitalen Netzwerken nicht die klassische Funktion einer Gesellschaft, Normverstöße zu ahnden, um in sozialen Gruppen oder Gemeinschaften die soziale Integration zu sichern. Vielmehr gehe es um den „Spaß an Erniedrigung“ oder etwa die „Beschämung als Selbstzweck“, was nach Frevert mit einer sozialen „Entbettung“ in digitalen Netzwerken zusammenhängt, und zur Folge hat, dass die Bedeutung gesellschaftlicher Regulation von Emotionen abnimmt und Demütigungen allein der Ausgrenzung von Menschen im Diskurs dienen (vgl. ebd., S. 141).

Zu emotionalen Ausdrücken in Kommentaren bei Shitstorms⁸¹ hat Haarkötter (2016) herausgearbeitet, „dass die prägenden Kommentare eines Shitstorms nicht so sehr emotional-eruptiv und unbewusst, sondern im Gegenteil eher rational-bewusst im Sinne einer rhetorischen Kommunikationsstrategie vorgebracht werden“ (Haarkötter 2016, S. 45). Dabei sind die prägenden Kommentare in der Regel diejenigen, die beleidigende, fanatische oder diskriminierende Aussagen enthalten und damit am ehesten virale Effekte erzielen – beispielsweise durch viele Likes,

⁸¹ Unter einem Shitstorm kann eine Situation verstanden werden, „in der sich innerhalb kurzer Zeit in den unterschiedlichsten Anwendungen des Social Webs eine große Menge an kritischen Kommentaren über eine Organisation oder

Person verbreitet, wodurch die Reputation des angegriffenen Objekts gefährdet wird“ (Himmelreich/ Einwiller 2015, S. 189).



Aufrufe oder Kommentierungen (vgl. ebd., S. 36, S. 44f.).

Die netzöffentliche Demütigung zum Zwecke digitaler Exklusion und die Verwendung diskriminierender oder beleidigender Aussagen als Kommunikationsstrategie im Online-Kontext führt auf menschliche Akteure/ Akteurinnen zurück, die gelernt haben, wie sie eine technische Infrastruktur bzw. ein algorithmisches Empfehlungssystem für ihre Ziele nutzen bzw. manipulieren können. Es ist unbestreitbar, dass der Einzelne eine moralische Verantwortung für sein Handeln im Netz hat, also was gepostet, gelikt, kommentiert, angeklickt, angeschaut, designt oder etwa programmiert wird. Doch wie bereits in Kap. 2.1 diskutiert, erfordert digital souveränes Handeln als Zielvorstellung neben dem kompetenten Individuum auch die Verantwortung der Online-Unternehmen für die Gestaltung technischer Artefakte und ihrer algorithmischen Strukturen (vgl. z. B. Diepenbrock/Sachweh 2018) sowie Regulierungen des Staates (vgl. z. B. Misterek 2017). Nur so können alle Gesellschaftsmitglieder sachgerecht, selbstbestimmt, kreativ und sozial verantwortlich in einer digitalen Welt miteinander leben (vgl. Tulodziecki/ Herzig/ Grafe 2019, S. 12). Dabei setzt ein sozial verantwortliches Handeln des Einzelnen voraus, sich kritisch zu hinterfragen, wem gegenüber man Verantwortung trägt, welche Prinzipien für das eigene Handeln leitgebend sind und wie soziale Gerechtigkeit, Verantwortung, Freiheit und Gleichheit vor dem Hintergrund der eigenen Biografie und Identitätssuche miteinander vereinbart werden können (vgl. ebd., S. 80). Diese handlungsleitenden Prinzipien für das eigene Handeln können zum Beispiel auf Werten basieren, die als moralische Grundwerte für alle Mitglieder einer Online-Plattform verbindlich sind.

Zu der Frage, welche Werte im Kontext einer medial vermittelten Kommunikation einen konsensfähigen Kernbestand der Moral darstellen könnten, hat Paganini (2020) in ihrem Werk „Werte für die Medien(ethik)“ fünf Kernwerte herausgearbeitet. Sie schlägt auf Basis einer Rekonstruktion bestehender Selbstverpflichtungskodizes verschiedener nationaler und internationaler Dokumente und Positionspapiere die fünf Werte *Transparenz*, *Fairness*, *Respekt*, *Verantwortung* und *Kompetenz* vor, die bei individuellen Entscheidungen „zueinander in Beziehung gesetzt und gegeneinander abgewogen werden

müssen“ (Paganini 2020, S. 153). Die Bezugnahme auf internationale Wertekonzepte trägt dem Umstand einer globalen Netzgemeinschaft Rechnung, in der ethische Prinzipien und Wertevorstellung sehr unterschiedlich sein können. Ein konsensfähiger Kernbestand der Moral bezieht sich jedoch nicht allein auf das moralische Handeln des Einzelnen gegenüber seinen Mitmenschen, sondern auch auf das moralische Handeln der Online-Unternehmen gegenüber ihren Nutzer:innen.

Die Rolle der Online-Plattformen

Online-Plattformen wie YouTube, TikTok oder Facebook haben sich im Rahmen ihrer Selbstverpflichtungskodizes verschiedene werte- und normenbezogene Standpunkte auferlegt, die einerseits das unternehmerische Selbstbild umschreiben und andererseits das Miteinander auf der Plattform regeln. Das Videoportal YouTube positioniert sich gegen Hassrede, Belästigung, gewalttätigen Extremismus und setzt sich für den Schutz von Kindern, für politische Integrität und für das Bekämpfen von Fehlinformationen auf seiner Plattform ein.⁸² Das Unternehmen TikTok stellt die Barrierefreiheit bzw. Inklusion⁸³, die Wahrung der Menschenrechte⁸⁴ sowie die Förderung von Kreativität und das gegenseitige Vertrauen⁸⁵ für seinen Dienst in den Vordergrund. Bei Facebook bzw. Meta werden die Vernetzung von Menschen, die freie Meinungsäußerung und der kostenlose Zugang zu Technologien für alle Menschen als leitgebende Prinzipien des Unternehmens ausgegeben.⁸⁶ Die übergreifende Mission des Meta-Konzerns lautet: „Menschen die Möglichkeit geben, Gemeinschaften aufzubauen und die Welt näher zusammenzubringen“.

Im Oktober 2022 berichtet eine ehemalige Produktmanagerin von Facebook, die mittlerweile als Whistleblowerin agiert, in einem Interview über ihren ehemaligen Arbeitgeber Folgendes: „Im Telefon sieht man möglicherweise nur 100 Inhalte. Aber Facebook hat Tausende von Optionen, die es Ihnen zeigen könnte. Eine der Konsequenzen, wie Facebook diese Inhalte heute auswählt, ist die Optimierung für Inhalte, bei denen Nutzende mitmachen wollen. Dann bleiben sie länger dabei. Ihre eigene (Facebooks) Forschung zeigt, dass es am einfachsten ist, Menschen zu Wut zu inspirieren als zu anderen Emotionen“ (Haugen 2021).⁸⁷

⁸² https://www.youtube.com/howyoutubeworks/?utm_campaign=ytgen&utm_source=ythp&utm_medium=LeftNav&utm_content=txt&u=https%3A%2F%2Fwww.youtube.com%2Fhowyoutubeworks%3Futm_source%3Dy-thp%26utm_medium%3DLeftNav%26utm_campaign%3Dyt-gen, Zugriff: Januar 2023

⁸³ <https://www.tiktok.com/accessibility/de-de/>, Zugriff: Januar 2023

⁸⁴ <https://www.tiktok.com/transparency/de-de/>, Zugriff: Januar 2023

⁸⁵ <https://www.tiktok.com/transparency/de-de/>, Zugriff: Januar 2023

⁸⁶ <https://about.meta.com/de/company-info/>, Zugriff: Januar 2023

⁸⁷ <https://www.tagesschau.de/ausland/amerika/facebook-whistleblowerin-101.html>, Zugriff: Januar 2023



Auf der Medienmesse SXSW 2022 in Austin erklärt die Whistleblowerin eine der wesentlichen Funktionen des Facebook-Algorithmus, die darin bestehe, insbesondere Inhalte mit viel Interaktionspotenzial zu fördern – hierbei handelt es sich laut Haugen vor allem um Inhalte, die eher negative Gefühle auslösen.⁸⁸ Für diese Einschätzung von Haugen gibt es – trotz einer vielbeachteten Anhörung vor dem US-Senat⁸⁹ – bisher keine eindeutigen empirischen Belege, ebenso wenig wie es fundierte Ergebnisse für den Vorwurf gibt, dass der YouTube-Algorithmus extremistische oder desinformative Inhalte systematisch verstärkt (vgl. z. B. MABB 2021; Chen et al. 2022). Diese Vorwürfe an Facebook und YouTube reihen sich in eine Vielzahl von Vermutungen, dass bei großen Online-Unternehmen eingesetzte Algorithmen extremistisches Verhalten, negative Emotionen oder – wie bei TikTok⁹⁰ – Videoinhalte mit Hashtags zu Themen wie Traurigkeit, Depression, Selbstverletzung und Suizidgedanken verstärken oder fördern. Als problematisch gelten die eingesetzten Algorithmen der Unternehmen, die zu einer inhaltlichen Themenverengung und damit zu thematischen Nischen führen. Grundsätzlich ist die Strategie, Nutzer:innen mit den Inhalten zu versorgen, die sie interessieren, vor allem aber möglichst lange und langfristig an die Plattform binden, eine nachvollziehbare Geschäftsstrategie (vgl. Kap. 3.1). Interessieren sich Nutzende jedoch vor allem für extremistische Inhalte, Verschwörungstheorien oder Videos zu Suizidgedanken, können algorithmische Empfehlungssysteme problematische Situationen verstärken. So zeigt ein zukunftsweisendes Experiment des Wall Street Journal,⁹¹ dass der TikTok-Algorithmus Nutzende zu extremen Rändern drängen und damit politische Radikalisierung fördern oder etwa Themendiversität unterbinden kann.

Die moralische Verantwortung der Unternehmen, ihre algorithmischen Systeme bei Verdacht auf solche Tendenzen kritisch zu untersuchen, ist unzweifelhaft. Denn um Verantwortung für sein Handeln zu übernehmen, ist die Kontrolle darüber eine notwendige Voraussetzung (vgl. Fischer/ Ravizza 2000, S. 441ff.). Fraglich bleibt dann, inwieweit die Online-Dienste in der Lage dazu sind, ihre auf künstlicher Intelligenz basierenden Verfahren (vgl. Kap. 3.4) zu überprüfen, die im Anwendungsrahmen algorithmischer Empfehlungssysteme zum Einsatz kommen.

Dabei ist oft weder im Detail klar, welche der vielen erzeugten Nutzungsdaten als Datengrundlage für ausgespielte Empfehlungen genutzt werden noch mit welchen Methoden oder Verfahrensweisen dies im Einzelnen geschieht (vgl. Kap. 3, 5.3 & 6.3).

Der entscheidende Punkt ist aber, dass die Unternehmen künstlich intelligente Verfahren zur Generierung von Empfehlungen einsetzen, deren Zustandekommen nicht mehr im Detail rekonstruiert werden können, da es sich um sogenannte Black Boxes handelt. Dies bedeutet, dass die Regeln, nach denen ein solches System Entscheidungen trifft bzw. Empfehlungen ausspielt, den Entwickler:innen der Systeme im Detail nicht bekannt sind, weil sie vom System erst gelernt werden müssen, anschließend aber nicht als explizites Regelsystem vorliegen (vgl. Kap. 1.2 & 1.3). Dies bedeutet nicht, dass Online-Unternehmen völlig unkontrollierbare Empfehlungssysteme einsetzen, die Nutzer:innen ausschließlich problematische Inhalte vorschlagen. Es bedeutet aber, dass Systeme eingesetzt werden, die zwar für die Unternehmen zufriedenstellende Ergebnisse liefern, aber zu problematischen Empfehlungen für die Nutzenden selbst führen können und deren Zustandekommen im Kern für die Entwickler:innen gänzlich unverstanden bleibt. Vor dem Hintergrund der oben beschriebenen Problematik mancher Systeme bleibt der Einsatz solcher Systeme daher mindestens fragwürdig, weil Entwickler:innen nie genau wissen können, wie Menschen in filterblasenähnliche (problematische) Themennischen (vgl. Kap. 4.3) hineingeraten.

Bei Entwicklung, Einsatz oder Anwendung von künstlich intelligenten Verfahren sollte nach den Ethikrichtlinien der *High Level Expert Group* der EU-Kommission⁹² der ethische Zweck im Vordergrund stehen, der u.a. auf den Grundrechten, gesellschaftlichen Werten, Nichtschaden, Erklärbarkeit, Nachvollziehbarkeit und Rechenschaftspflicht von KI-Systemen basiert (vgl. European Commission 2019, S. 2). Nach Einschätzung der Expert:innengruppe muss künstliche Intelligenz dem Menschen dienen, um menschliches Wohlbefinden zu steigern (vgl. ebd., S. 1f.). Eine wesentliche Voraussetzung dafür ist das Vertrauen in KI-Systemen, weshalb eine Liste mit sieben Anforderungen erarbeitet wurde, um die Vertrauenswürdigkeit solcher Systeme einzustufen (vgl. ebd., S. 3ff.). Unter dem Punkt *Transparency* wird die Transparenz von Geschäftsmodellen für Daten,

⁸⁸ <https://www.youtube.com/watch?v=3D18JlrsGQM>, Zugang: Januar 2023

⁸⁹ <https://www.tagesschau.de/ausland/amerika/facebook-anhoerung-whistleblowerin-101.html>, Zugriff: Januar 2023

⁹⁰ <https://www.tagesschau.de/investigativ/br-recherche/tiktok-selbstverletzung-101.html>, Zugriff: Januar 2023

⁹¹ [https://www.wsj.com/video/series/inside-tiktoks-highly-secretive-algorithm/investigation-how-tiktok-algorithm-figures-out-](https://www.wsj.com/video/series/inside-tiktoks-highly-secretive-algorithm/investigation-how-tiktok-algorithm-figures-out-your-deepest-desires/6C0C2040-FF25-4827-8528-2BD6612E3796)

[your-deepest-desires/6C0C2040-FF25-4827-8528-2BD6612E3796](https://www.wsj.com/video/series/inside-tiktoks-highly-secretive-algorithm/investigation-how-tiktok-algorithm-figures-out-your-deepest-desires/6C0C2040-FF25-4827-8528-2BD6612E3796), Zugriff: Januar 2023

⁹² <https://digital-strategy.ec.europa.eu/en/policies/expert-group-ai>: Die *High Level Expert Group* ist eine Expertengruppe der Europäischen Kommission, die sie zu ihrer Strategie für künstliche Intelligenz berät. Zugriff: Januar 2023



Systeme und Künstliche Intelligenz sowie deren Rückverfolgbarkeit als eine notwendige Vertrauensprämisse erachtet.

Da diese Transparenz, bei Online-Diensten wie YouTube, TikTok oder Facebook nicht gegeben ist, kann nicht detailliert rückverfolgt werden, wie eine Empfehlung mittels künstlich intelligenter Verfahren zustande gekommen ist. Da zudem für die Öffentlichkeit weitestgehend intransparent bleibt, auf welchen Nutzungsdaten, Methoden oder Verfahrensweisen die Empfehlungssysteme aufsetzen, ist die Anwendung solcher Systeme moralisch hinterfragbar. Denn so bleibt es zumeist schwierig bis unmöglich, die Ursachen negativer Auswirkungen auf menschliche Emotionen, auf Vorstellungen über die Realität, auf Haltungen bzw. Wertorientierungen, auf Verhalten bzw. Verhaltensorientierungen und auf soziale Zusammenhänge im Kontext der Plattformnutzung einzuschätzen. Die bereits beschriebenen negativen Auswirkungen und Risiken sind vor dem Hintergrund der Hauptnutzer:innen von Diensten wie YouTube oder TikTok – Kinder und Jugendliche (vgl. Kap. 5.2 & 6.2) – aus schul- und medienpädagogischer Perspektive von besonderer Bedeutung.

7.3 Ethik und Moral im Kontext digitaler Medien – ein Thema für den schulischen Unterricht?

Wertebildung in der Schule

Kinder und Jugendliche nutzen Online-Dienste wie YouTube oder TikTok in selbstverständlicher und intensiver Weise, um sich unterhalten zu lassen, zu Informations- und Lernzwecken oder auch zur Kommunikation mit anderen Nutzer:innen. Sie zählen zu den Hauptnutzer:innen sozialer Online-Plattformen und nutzen diese im Vergleich zu anderen Altersgruppen deutlich intensiver (vgl. Kap. 5.2 & 6.2). Bei der Nutzung internetbasierter Angebote machen junge Heranwachsende Erfahrungen mit beleidigenden Kommentaren (48 %), Hassbotschaften (35 %) oder persönlichen Anfeindungen/ Beleidigungen (16 %) wie die Ergebnisse der JIM-Studie 2022 zeigen (vgl. MpFS 2022, S. 54).

Eine Internetkultur, die an zahlreichen Stellen durch die netzöffentliche Beschämung und Demütigung zum Zwecke der Exklusion geprägt ist (vgl. Frevert 2017), in der intransparente algorithmische Empfehlungssysteme auf Basis künstlich intelligenter Lernverfahren teils problematische Inhalte fördern und verstärken (vgl. Kap. 5.3, 6.3 & 6.4), stellt eine virtuelle Umgebung dar, in der die moralische Urteilsfähigkeit von Kindern und Jugendlichen mitunter auf die Probe gestellt wird. Wann besteht die moralische Pflicht, eine gefährliche Challenge oder ein gewaltverherrlichendes Video zu melden? Woran ist unmoralisches Verhalten oder Handeln anderer

Nutzer:innen erkennbar? Warum ist es von Bedeutung, sein eigenes Handeln im Netz wertebezogen zu hinterfragen? Die Diskussion moralischer Frage- und Problemstellungen im Zusammenhang digitaler und sozialer Medien ist von großer Bedeutung, da sie nicht zuletzt der epochalen Frage anhängen, wie Menschen in einer gemeinsamen Welt miteinander leben und auskommen wollen, in der Online und Offline nicht mehr zu trennen sind und sich wechselseitig durchdringen.

Die Schule ist eine der zentralen pädagogischen Institutionen, um junge Heranwachsende bei der Förderung ihrer sozial-moralischen Entwicklung zu begleiten und zu unterstützen (vgl. Kenngott 2010, S. 199ff.). Grundsätzlich sind „schulische Bildung und Erziehung [...] stets mit Wertebildung verbunden, [wengleich] entsprechende Aktivitäten [...] meist jedoch [...] unter Begriffen, wie z. B. soziales Lernen, Gewaltprävention, partizipatorisches Lernen, Friedenserziehung, Menschenrechtserziehung, interkulturelles Lernen und antirassistische oder vorurteilsbewusste Erziehung gefasst [werden]“ (Schubarth 2019, S. 79).

In diesem Zusammenhang stellt sich die Frage, auf welche Art und Weise die sozial-moralische Entwicklung bzw. die sozial-moralische Urteilsfähigkeit von Schüler:innen durch Schule zielführend gefördert werden kann. In Anlehnung an Piaget (1983;1986) argumentiert Kenngott (2010), dass sich Moral nicht im Sinne antrainierter Verhaltensregeln erlernen oder erzwingen lässt, sondern vielmehr als der Erwerb einer Haltung zu verstehen ist, die erst aus einer inneren und tatsächlich empfundenen Verpflichtung heraus entsteht (vgl. ebd., S. 200). Dafür ist laut Kohlberg (1974) eine aktive Auseinandersetzung mit ethischen Konflikten erforderlich, um den Entwicklungsprozess bei Heranwachsenden zu stimulieren bzw. die nächsthöhere moralische Stufe der Entwicklung zu erreichen. Im Mittelpunkt steht dabei das aktive Denken, das durch den Konflikt bzw. das Problem herausgefordert wird und somit die Entwicklung der moralischen Urteilsfähigkeit fördert. Auf Basis dieser Grundannahmen kognitiver Entwicklung leitet Hößle (2007) ab, dass eine der Hauptaufgaben von Schulen darin bestehe, „[die] moralische[n] Erfahrungs- und Verarbeitungsprozesse zu stimulieren und es dem Kind zu erleichtern, seine Entwicklung selbst voranzubringen“ (Hößle 2007, S. 202).

Dieser schulische Auftrag bezieht sich auch auf moralische Erfahrungs- und Verarbeitungsprozesse in medialen Zusammenhängen. Dies wird auch in der KMK-Empfehlung „Medienbildung in der Schule“ (2012) deutlich, die schulische Medienbildung als „dauerhafte[n], pädagogisch strukturierte[n] und begleitete[n] Prozess der konstruktiven und kritischen

Auseinandersetzung mit der Medienwelt [versteh]“ (KMK-Beschluss 2012, S. 3). Eine der zentralen Aufgaben der Schule ist nach diesem Beschluss, Kinder und Jugendliche bei ihrer Entwicklung moralischer Maßstäbe, ethischer Orientierungen und ästhetischer Urteile zu fördern, was insbesondere dadurch begründet ist, dass „Selbst- und Weltbilder, Argumentations- und Handlungsmuster, Rollenverständnisse und Verhaltensweisen oft medialen Kontexten entnommen [werden]“ (KMK-Beschluss 2012, S. 5). Schulische Medienbildung als Pflichtaufgabe schulischer Bildung zielt auf den Erwerb und die kontinuierliche Erweiterung von Medienkompetenz, womit Kenntnisse, Fähigkeiten und Fertigkeiten gemeint sind, die ein sachgerechtes, selbstbestimmtes, kreatives und sozial verantwortliches Handeln in der medial geprägten Lebenswelt ermöglichen sollen (vgl. ebd., S. 3). Im KMK-Kompetenzrahmen der Kultusminister (2016) bilden sich konkrete Anforderungen bzw. „Kompetenzen in der digitalen Welt“ ab, die im Zusammenhang einer Förderung der sozial-moralischen Entwicklung relevant werden (vgl. ebd., S. 16ff.). So sind z. B. das Wissen und die Anwendung von Verhaltensregeln im Zusammenhang digitaler Interaktions- und Kooperationsprozesse (2.4.1) oder die Kenntnis und Berücksichtigung ethischer Prinzipien bei der Online-Kommunikation (2.4.3.) zentrale Anforderungen, die im Rahmen der schulischen Medienbildung vermittelt werden sollen.

Neben den Unterrichtsfächern Religion, Informatik oder Philosophie, die sich typischerweise mit ethischen Frage- und Problemstellungen im Zusammenhang digitaler und sozialer Medien auseinandersetzen, können sich auch in anderen Fächern relevante Bezugspunkte im Lehrplan ergeben. So ist es beispielsweise Aufgabe und Ziel des Fachs Deutsch (Gymnasium), bei Schüler:innen die Fähigkeit zu einem ausgewogenen Urteil und einer ethisch fundierten Haltung durch die Auseinandersetzung mit Medien weiterzuentwickeln (vgl. Kernlehrplan Deutsch NRW Sek I 2019, S. 8). Überdies ist es im Sinne des allgemeinen Bildungs- und Erziehungsauftrags der Schule fachübergreifende Querschnittsaufgabe, einen Beitrag u.a. zur Werteerziehung, zur Bildung für die digitale Welt und zur Medienbildung zu leisten (vgl. Kernlehrpläne NRW Sek I, Gymnasium 2019).⁹³ Daran schließt die Frage an, wie sich z. B. eine Unterrichtsreihe oder ein Lehr-Lernszenario zu ethischen Frage- und Problemstellungen im Online-Kontext gestalten lässt.

Handlungsorientierte und lernprozessanregende Auseinandersetzung mit ethischen Konflikten

Für eine lernanregende und handlungsorientierte Auseinandersetzung mit moralischen Fragestellungen und ethischen Prinzipien im Online-Kontext kann der bereits genannte Ansatz von Lawrence Kohlberg (1974) als Bezugsrahmen dienen. Kohlberg geht davon aus, dass die moralische Entwicklung in einzelnen Stufen verläuft, die durch bestimmte Denk- und Urteilsstrukturen geprägt sind. Mithilfe der Stufen wird beschrieben, wie Menschen über moralische Probleme denken und wie sie bestimmte Verhaltensweisen oder Entscheidungen begründen. Dafür unterscheidet Kohlberg zwischen drei Ebenen der sozial-moralischen Entwicklung mit jeweils zwei Unterstufen⁹⁴ (vgl. Kohlberg 1974; Herzig 2000, S. 7ff.):

Stufe 1 (Strafe und Gehorsam): Eine bestimmte Verhaltens- oder Handlungsweise wird nach den erwartbaren Konsequenzen wie z. B. Strafe oder Belohnung beurteilt. Die Durchsetzung der eigenen Interessen und Bedürfnisse werden als gerechtfertigt angesehen, solange sie nicht durch strafende Autoritäten reglementiert werden.

Stufe 2 (Zweckdenken): Eine Handlung wird dann als richtig beurteilt, wenn dadurch die eigenen Bedürfnisse befriedigt werden, auch wenn gegebenenfalls die Bedürfnisse Anderer instrumentell befriedigt werden müssen. Hierbei steht der zweckgebundene Austausch im Vordergrund, d.h. Kompromisse einzugehen und Zugeständnisse zu machen („Eine Hand wäscht die andere“).

Stufe 3 (Übereinstimmung mit Anderen): Ein Verhalten wird dann als richtig oder gerechtfertigt angesehen, wenn es der Erwartung von Bezugspersonen oder Bezugsgruppen entspricht. Beispielsweise wird ein Verhalten auf dieser Stufe dann als richtig beurteilt, wenn z. B. Eltern/ Lehrkräfte/ Freund:innen ein bestimmtes Verhalten erwarten und die Erfüllung dieser Erwartungen Anerkennung verspricht.

Stufe 4 (Orientierung an der Gesellschaft): Die Rechtfertigung oder Ablehnung einer Handlung oder eines Verhaltens wird danach beurteilt, ob gegen verbindliche Regeln der Sozialgemeinschaft (Gesetze) verstoßen wurde. Dies geschieht in der Annahme, dass verbindliche Regeln bzw. Gesetze jeweils klar genug sind, um entscheiden zu können, ob ein Verstoß gegen sie vorliegt oder nicht. Mit dieser Urteilsstruktur geht die Position einher, dass eine soziale Gemeinschaft um ihrer selbst willen

⁹³ <https://www.schulentwicklung.nrw.de/lehrplaene/lehrplannavigator-s-i/gymnasium-aufsteigend-ab-2019-20/index.html>, Zugriff: Januar 2023

⁹⁴ Auf die Darstellung der sechsten Stufe des moralischen Urteils wird an dieser Stelle verzichtet, da sie philosophisch

umstritten ist und zudem empirisch bisher nicht nachgewiesen wurde (vgl. Colby/Kohlberg 1987, S. 32 ff.; Herzig 1998, S. 66).

aufrechterhalten werden soll und jeder dazu seinen Beitrag leisten muss.

Stufe 5 (Sozialvertrag und individuelle Rechte): Richtiges Handeln wird mit Bezug auf individuelle Rechte und Standards begründet, die kritisch geprüft sind und denen die Gesellschaft zustimmt. Auf dieser Stufe gelten persönliche Werthaltungen und Meinungen letztlich als relativ. Vereinbarte Regelungen bzw. Gesetze einer Sozialgemeinschaft zur Konsensfindung werden zwar grundsätzlich anerkannt, allerdings nicht als unveränderlich aufgefasst. Sofern Regelungen oder Gesetze nicht mehr ein Höchstmaß an Gerechtigkeit ermöglichen bzw. nicht mehr dem Wohl der Gemeinschaft dienen, müssen diese korrigiert werden. Neben den Gesetzen gibt es Werte, wie z. B. Freiheit oder Leben, die absoluten Charakter besitzen. Zusammenfassend beschreibt die fünfte Stufe eine Orientierung an individuellen Rechten und ihrer kritischen Prüfung unter universalen Ansprüchen der menschlichen Gemeinschaft.

Das moralische Stufenmodell von Kohlberg (1974) ist mit der Annahme verbunden, dass eine aktive Auseinandersetzung mit moralischen Konflikten erforderlich ist, um den sozial-moralischen Entwicklungsprozess bei Heranwachsenden zu stimulieren und die nächsthöhere moralische Stufe der Entwicklung zu erreichen. Demnach kann Weiterentwicklung nur durch das Erlebnis eines kognitiven Konflikts erreicht werden, bei dem der Heranwachsende die Erfahrung macht, dass bisherige Denkmuster zur Beurteilung eines (moralischen) Konflikts nicht hinreichend sind.

Schritte zur Weiterentwicklung können durch die Lehrkraft nicht erzwungen oder direkt vermittelt, sondern nur angeregt oder begünstigt werden (vgl. Kenngott 2010, S. 200; Piaget 1983;1986). Um die sozial-moralische Urteilsfähigkeit von Heranwachsenden im Zusammenhang eines schulischen Lernszenarios und einem Medienbildungsthema zu fördern, kann das übergreifende didaktische Prinzip der Handlungsorientierung für medienpädagogisches Vorgehen (vgl. Tulodziecki/Herzig/Grafe 2019, S. 74ff.) den grundlegenden Rahmen für eine interaktive und handlungsorientierte Auseinandersetzung bei Schüler:innen darstellen. Dies bedeutet für die Entwicklung eines schulischen Lernszenarios, lernprozessanregende Erlebnis- und Handlungsmöglichkeiten zu schaffen, die aktuelle Lebenssituationen, Bedürfnisse, Erfahrungen, Entwicklungsstände und Kompetenzen der Heranwachsenden hinreichend berücksichtigen (vgl. ebd., S. 76f.).

Für ein Lernszenario mit dem Ziel, die sozial-moralische Urteilsfähigkeit von Schüler:innen zu fördern, kann ein komplexer Entscheidungsfall (vgl. Tulodziecki/ Herzig/ Blömeke 2017, S. 135) als lernförderlicher Aufgabentyp angesehen werden. Für

einen Entscheidungsfall ist charakteristisch, dass die Heranwachsenden unter Berücksichtigung verschiedener Kriterien Handlungsmöglichkeiten beurteilen und Entscheidungen treffen müssen.

Beispiel: Ein komplexer Entscheidungsfall

Als Ausgangspunkt einer unterrichtlichen Auseinandersetzung mit moralischen Frage- und Problemstellungen im Online-Kontext könnte folgender Entscheidungsfall dienen:

Das Hornissen-Video



Martin (16) und Kaya (15) verbringen ihre Pausenzeiten in der Schule gerne damit, sich gemeinsam TikTok-Videos anzusehen. Dafür nutzen sie am liebsten die For-You-Page auf TikTok, um sich immer wieder neue Videos vorschlagen zu lassen. Eines Tages stoßen sie auf ein Video, in dem ein TikTok-Influencer ankündigt, zwei lebende Hornissen essen zu wollen. Er begründet sein Vorhaben damit, in letzter Zeit nicht so viele Klicks bekommen zu haben. Dann ist zu sehen, wie er sich die noch lebenden Hornissen mit Stäbchen in den Mund einführt. Die Tiere stechen sofort zu. Der Mann schreit auf und spuckt die Tiere auf den Boden. Im zweiten Teil des Videos erscheint der Influencer mit einer massiv geschwellenen Lippe – die Schwellung reicht bis unter die Augen. Das Gesicht des Mannes ist kaum wiederzuerkennen. Martin und Kaya schauen sich das Video ein zweites und ein drittes Mal an. Sie können kaum glauben, was sie sehen. Kaya ist verärgert, dass TikTok solche Videos nicht sofort löscht. Schließlich können Kinder so etwas leicht nachahmen. Martin dagegen findet die Idee genial, durch solch einen verrückten Einfall viele Klicks zu erzielen.

Ist es aus Perspektive des Influencers verantwortlich bzw. zu rechtfertigen, ein solches Video auf TikTok hochzuladen?

Sollte TikTok das Hornissen-Video löschen oder nicht?

Darstellung 7.1: Beispiel eines Entscheidungsfalls

Aus dem geschilderten Fall resultieren die Perspektive des Influencers und die Perspektive des Plattformbetreibers, mit denen sich die Schüler:innen im weiteren Verlauf des Lernszenarios auseinandersetzen. Ein Teil der Schüler:innen bearbeitet die Frage, ob es aus Perspektive des Influencers verantwortlich bzw. zu rechtfertigen ist, ein solches Video auf TikTok hochzuladen. Eine andere Gruppe widmet sich der Frage, ob TikTok das Video löschen sollte. Beide Gruppen sollen möglichst gut begründete Argumente für eine Entscheidungsfindung aus Perspektive des Influencers und aus Perspektive von TikTok erarbeiten, indem sie sowohl sachliche Informationen, z. B. zum Tierschutz oder zu TikTok's Nutzungsbedingungen, als auch moralische Prinzipien berücksichtigen. Mögliche stufenbezogene Argumentationen sind die folgenden:

Stufe 1 (Strafe und Gehorsam):

Der Influencer sollte seine Entscheidung, das Video hochzuladen oder nicht hochzuladen davon abhängen.



gig machen, ob er dafür eine schlimme Strafe (z. B. Verwarnung, Kontosperrung) zu befürchten hat.

Stufe 2 (Zweckdenken):

Der Influencer sollte seine Entscheidung, das Video hochzuladen oder nicht hochzuladen davon abhängig machen, ob dies eine Sache auf Gegenseitigkeit ist. Der Influencer liefert ein spektakuläres Video und erhält im Gegenzug dafür die Likes der TikTok-Nutzer:innen. Im Grundsatz gilt: „Eine Hand wäscht die andere.“

Stufe 3 (Übereinstimmung mit Anderen):

Der Influencer sollte seine Entscheidung, das Video hochzuladen oder nicht hochzuladen davon abhängig machen, ob er damit die Erwartungen seiner Follower oder seines Managements erfüllt und diese nicht enttäuscht.

Stufe 4 (Orientierung an der Gesellschaft):

Der Influencer sollte seine Entscheidung, das Video hochzuladen oder nicht hochzuladen davon abhängig machen, ob er gegen vorhandene gesetzliche Bestimmungen bzw. Plattform-Richtlinien verstößt oder nicht. Die Einhaltung von Regeln ist schließlich eine wichtige Voraussetzung für das menschliche Zusammenleben. Es ist daher wichtig, dass sich der Influencer an gesetzliche Bestimmungen und an die Plattform-Richtlinien hält.

Stufe 5 (Sozialvertrag und individuelle Rechte):

Der Influencer sollte seine Entscheidung, das Video hochzuladen oder nicht hochzuladen davon abhängig machen, welcher allgemeine Grundsatz für sein Handeln leitend sein soll. Beispielsweise können Minderjährige schlimme Verletzungen erleiden, wenn sie die gefährlichen Handlungen aus dem Video nachahmen. Die Achtung und Wertschätzung der Gesundheit minderjähriger Nutzer:innen könnte als allgemeiner Handlungsgrundsatz dann wichtiger sein als die bloße Einhaltung der Gesetze und Plattform-Richtlinien.

Die Konfrontation mit solchen moralischen Orientierungen ermöglicht einen kognitiven Konflikt bei den Lernenden, insbesondere dann, wenn sie mit einer höheren Stufe als ihrer eigenen konfrontiert werden (vgl. Hoeßle 2007, S 202f.). Mehrere Forschungsarbeiten haben gezeigt, dass die Auseinandersetzung mit solchen Argumenten bisherige Denkmuster zur Beurteilung eines ethischen Konflikts verunsichert und dadurch Weiterentwicklungsprozesse begünstigt werden (vgl. Herzig 1998, S. 283 ff.; Hoeßle 2007, S. 203; Oser/ Althof 1997). Zur Stimulierung, Unterstützung und Aufrechterhaltung des Diskussionsprozesses schlägt Beyer (1977) verschiedene Fragearten vor:

- Klärungsfragen, die dazu dienen, dass einzelne Aussagen bei der Diskussion von allen Beteiligten verstanden werden (z. B.: Was meinst du, wenn du sagst, der Influencer mache nichts Schlimmes?)

- Problemfragen, die dazu anregen sollen, konfligierende Werte zu benennen und den moralischen Kern einer Problemlage fokussieren (z. B.: Welche Verantwortung hat der Influencer gegenüber anderen TikTok-Nutzer:innen?)
- Konfliktfragen, um anzuregen, konkurrierende Werte gegenüberzustellen und gegeneinander abzuwägen (z. B.: Wem gegenüber trägt der Influencer mehr Verantwortung: den geltenden Gesetzen oder den Erwartungen seiner Follower gegenüber?)
- Fragen nach der Rolle von Beteiligten, um für die Betrachtung eines Konfliktes aus unterschiedlichen Perspektiven zu sensibilisieren (z. B.: Was erwarten die Follower vom Influencer?)
- Fragen nach universalen Konsequenzen, die dazu anregen sollen, die Folgen einer Konfliktlösung für alle Beteiligten zu berücksichtigen, d.h. zu bedenken, was passieren würde, wenn alle die vertretene Position einnehmen würden (z. B.: Was würde passieren, wenn man seine Entscheidungen immer von den Erwartungen/ Ansichten anderer abhängig macht?)

Neben diesen Fragen kann auch die Auseinandersetzung mit rechtlichen bzw. sachlichen Grundlagen wie Plattformrichtlinien und Gesetzen im Lernszenario dafür sensibilisieren, diese Regelwerke als bedeutsame Grundsätze für das funktionierende Zusammenleben einer Gesellschaft wahrzunehmen. Zudem kann für die Lernenden erfahrbar werden, dass rechtlich korrektes Handeln nicht zwangsläufig auch moralisch vertretbar sein muss und bestehende Gesetze und Regeln nicht unveränderbar sind, sofern sie nicht dem Wohle der Gemeinschaft dienen bzw. kein Höchstmaß an Gerechtigkeit ermöglichen.

8 Literatur

- Adelmann, R. (2011). Von der Freundschaft in Facebook. Mediale Politiken sozialer Beziehungen in Social Network Sites. In O. Leistert & T. Röhle (Hrsg.), *Generation Facebook. Über das Leben im Social Net* (S. 127–143). Transcript Verlag.
- Alpaydin, E. (2019). *Maschinelles Lernen* (2. Auflage). De Gruyter.
- Alphabet Announces (2019). Alphabet Announces Fourth Quarter and Fiscal Year 2019 Results. https://abc.xyz/investor/static/pdf/2019Q4_alphabet_earnings_release.pdf?cache=05bd9fe
- Alphabet Annual report (2021). Revenue Recognition. Year Ended December 31. https://abc.xyz/investor/static/pdf/2021_alphabet_annual_report.pdf?cache=3a96f54
- Altemeyer, C. & Terstiege, M. (2020). YouTube als aufstrebendes Marketingvehikel für mittelständische B2B- und B2C-Unternehmen. Ein Best-Practice-Vergleich. In M. Terstiege (Hrsg.), *Digitales Marketing - Erfolgsmodelle aus der Praxis* (S. 123–138). Springer Gabler.
- Balabanovic, M. & Shoham, Y. (1997). FAB: Content-based, Collaborative Recommendation. *Communications of the Association for Computing Machinery*, 40(3), 66–72.
- Banjo, S. & Wen, S. (2021, 13. Mai). A push-up contest on TikTok exposed a great cyber-espionage threat. BLOOMBERG. <https://www.bloomberg.com/news/articles/2021-05-13/how-tiktok-works-and-does-it-share-data-with-china>
- Beck, K. (2006). *Computervermittelte Kommunikation im Internet*. R. Oldenbourg Verlag.
- Beuth, P. (2021, 28. September). Meilenstein für die App: TikTok meldet eine Milliarde aktive Nutzer. SPIEGEL. <https://www.spiegel.de/netzwelt/apps/tiktok-meldet-eine-milliarde-aktive-nutzer-a-6b61b799-5155-4708-acda-1022d73449b3>
- Beyer, B. K. (1977). Moralische Diskussion im Unterricht. *Wie macht man das? Politische Didaktik*, 3, 2–14.
- Biddle, S., Ribeiro, P. V. & Dias, T. (2020, 16. März). Invisible censorship – TikTok told moderators to suppress posts by “ugly” people and the poor to attract new users. <https://theintercept.com/2020/03/16/tiktok-app-moderators-users-discrimination/>
- BLK [Bund-Länder-Kommission für Bildungsplanung und Forschungsförderung] (1995). *Medienerziehung in der Schule. Orientierungsrahmen*. BLK.
- Böttcher, W., Bunne, Ch. & von Stetten, J. (2019). Graduiertenabstiegsverfahren. In K. Kersting, Ch. Lampert & C. Rothkopf (Hrsg.), *Wie Maschinen lernen* (S. 171–184). Springer Fachmedien.
- Braasch, M. (2018). *Stressbewältigung und Social Support in Facebook: Der Einfluss sozialer Online-Netzwerke auf die Wahrnehmung und Bewältigung von Stress*. Springer Fachmedien.
- Breese, J. S., Heckermann, D. & Kadie, C. (2013). *Empirical Analysis of Predictive Algorithms for Collaborative Filtering*. <https://arxiv.org/pdf/1301.7363.pdf>
- Bucknell Bossen, C. & Kottasz, R. (2020). Uses and gratifications sought by pre-adolescent and adolescent TikTok consumers. *Young Consumers*, 21(4), 463–478.
- Bundesministerium des Inneren, für Bau und Heimat. (2019). *Gutachten der Datenethikkommission*. <https://www.bmi.bund.de/SharedDocs/downloads/DE/publikationen/themen/it-digitalpolitik/gutachten-datenethikkommission.html>
- Bundesministerium der Justiz. (2022). *Gesetz über den Datenschutz und den Schutz der Privatsphäre in der Telekommunikation und bei Telemedien (Telekommunikation-Telemedien-Datenschutz-Gesetz - TTDSG) § 26 Anerkannte Dienste zur Einwilligungsverwaltung, Endnutzereinstellungen*. https://www.gesetze-im-internet.de/ttdsg/_26.html
- Bunk, P. & Goldschmidt, P. (2016). Big Data und die Dual-Use Problematik am Beispiel öffentlicher Daten. *Datenschutz und Datensicherheit*, 40(7), 463–467.
- Burke, R. (1999). Integrating Knowledge-based and Collaborative-Filtering Recommender Systems. *AAAI Technical Report*, 69–72.
- Burke, R. (2007). Hybrid Web Recommender Systems. In P. Brusilovsky, A. Kobsa, W. Nejdl (Hrsg.), *The Adaptive Web*, 377–408, Springer.
- Buttkewitz, U. (2020). *Smiley. Herzchen. Hashtag: Zwischenmenschliche Kommunikation im Zeitalter von Facebook, WhatsApp, Instagram @Co*. Springer Fachmedien.
- Capurro, R. (2003). *Ethik im Netz*. Franz Steiner Verlag.
- Chen, A., Nyhan, B., Reifler, J., Robertson, R. & Wilson, C. (2022). Subscriptions and external links help drive resentful users to alternative and extremist YouTube videos. <https://arxiv.org/abs/2204.10921>
- Chen, Z., He, Q., Mao, Z., Chung, H.-M. & Maharjan, S. (2019). A study on the characteristics of Douyin short videos and implications for edge caching. *Proceedings of the ACM Turing Celebration Conference*, 1–6.
- Christen, M., Mader, C., Cas, J., Abou-Chadi, T., Bernstein, A., Braun Binder ... Thouvenin, F. (2020). Wenn Algorithmen für uns entscheiden: Chancen und Risiken der künstlichen Intelligenz. *TA-SWISS Publikationsreihe*, 72, 11–385.
- Colby, A. & Kohlberg, L. (1987). *The measurement of moral judgment*. Vol. I. Cambridge University Press.

- Covington, P., Adams, J. & Sargin, E. (2016). Deep Neural Networks for YouTube Recommendations. RecSys '16: Proceedings of the 10th ACM Conference on Recommender Systems. <https://doi.org/10.1145/2959100.2959190>
- DataReportal (2022). Digital 2022 Juli Global Statshot. <https://datareportal.com>
- Del Toro Barba, A. (2018). Marktmacht durch Big Data in der künstlichen Intelligenz. ORDO. Jahrbuch für die Ordnung von Wirtschaft und Gesellschaft, 217–248. Abgerufen von: https://doi.org/10.1007/978-3-658-27427-6_2
- Deshpande, M. & Karypis, G. (2004). Item-Based Top-N Recommendation Algorithms. ACM Transactions on Information Systems, 22(1), 143–177.
- Deussen, O., Zweig, K. & Krafft, T. (2017). Algorithmen und Meinungsbildung. Informatik Spektrum, 40(4), 318–326.
- Deutscher Ethikrat. (2023). Alle Themen. <https://www.ethikrat.org/themen/alle-themen/>
- Deutscher Ethikrat. (2023). Gesellschaft und Recht. <https://www.ethikrat.org/themen/gesellschaft-und-recht/>
- Diepenbrock, A. & Sachweh, S. (2018). Ein konzeptionelles Rahmenwerk für die Integration Digitaler Souveränität in Softwarearchitekturen. Datenschutz und Datensicherheit, 42(5), 281–285.
- Düwell, M., Hübenal, C. & Werner, M. (2011). Handbuch Ethik (3. Auflage). Springer.
- Eberl, M. (2019, 04. Dezember). Wie Tiktok seine Nutzer überwacht. SÜDDEUTSCHE ZEITUNG. <https://www.sueddeutsche.de/digital/tiktok-ueberwachung-daten-kritik-1.4709779>
- Eisemann, C. (2015). C Walk auf YouTube. Sozialraumkonstruktion, Aneignung und Entwicklung in einer digitalen Jugendkultur. VS Verlag für Sozialwissenschaften.
- Europäisches Parlament und Rat der Europäischen Union. (2016). Datenschutz-Grundverordnung. DSGVO. <https://dsgvo-gesetz.de>
- European Commission. (2019). Communication from the commission to the european parliament, the council, the european economic and social committee and the committee of the regions. Building Trust in Human-Centric Artificial Intelligence. <https://ec.europa.eu/jrc/communities/en/community/digitranscope/document/building-trust-human-centric-artificial-intelligence>
- European Commission. (2023). High-level expert group on artificial intelligence. <https://digital-strategy.ec.europa.eu/en/policies/expert-group-ai>
- Fakhfakh, R., Ammar, A. B. & Amar, C. B. (2017). Deep Learning-Based Recommendation: Current Issues and Challenges. International Journal of Advanced Computer Science and Applications, 12, 59–68.
- Faßler, M. (1999). Alle möglichen Welten: virtuelle Realität – Wahrnehmung – Ethik der Kommunikation. Fink Verlag.
- Fischer, J. M. & Ravizza, M. (2000). Précis of Responsibility and Control: A Theory of Moral Responsibility. Philosophy and Phenomenological Research, 61(2), 441–445. <https://doi.org/10.2307/2653660>
- Felser, G. (2015). Werbe- und Konsumentenpsychologie (4. Auflage). Springer.
- Forbrukerradet (2018). Deceived by design: How tech companies use dark patterns to discourage us from exercising our rights to privacy. <https://fil.forbrukerradet.no/wp-content/uploads/2018/06/2018-06-27-deceived-by-design-final.pdf>
- Fraunhofer Gesellschaft. (2018). Maschinelles Lernen. Eine Analyse zu Kompetenzen, Forschung und Anwendung. Fraunhofer Gesellschaft.
- Frevert, U. (2017). Die Politik der Demütigung. Schauplätze von Macht und Ohnmacht. S. Fischer Verlag.
- Friedrichsen, M. & Bisa, P. (2016). Einführung – Analyse der digitalen Souveränität auf fünf Ebenen. In M. Friedrichsen M. & P. Bisa (Hrsg.), Digitale Souveränität. Vertrauen in der Netzwerkgesellschaft (S. 1–6). Springer Fachmedien.
- Friedrichsen, M. & Bisa, P. (Hrsg.). (2016). Digitale Souveränität. Vertrauen in der Netzwerkgesellschaft. Springer Fachmedien.
- Frochte, J. (2019). Maschinelles Lernen: Grundlagen und Algorithmen in Python (3. Auflage). Carl Hanser Verlag.
- Frochte, J. & Kaufmann, Ch. (2020). Zuverlässige KI und Transparenz auf unstrukturierten Daten. <https://www.informatik-aktuell.de/betrieb/kuenstliche-intelligenz/zuverlaessige-ki-und-transparenz-auf-unstrukturierten-daten.html>
- Frühbrodt, L. & Floren, A. (2019). Unboxing YouTube. Im Netzwerk der Profis und Profiteure. Otto Brenner Stiftung.
- Funke, S.-O. (2016). Video ist King! Erfolgreiches Online-Marketing mit YouTube. Rheinwerk-Verlag.
- Futurezone (2021). TikTok: So viel Geld kannst du verdienen. <https://www.futurezone.de/apps/article233022045/tiktok-so-viel-geld-kannst-du-verdienen.html>
- Gapski, H. (2015). Medienbildung in der Medienkatastrophe. In Ders. (Hrsg.). Big Data und Medienbildung. Zwischen Kontrollverlust, Selbstverteidigung und Souveränität in der digitalen Welt. Kopaed, 63–79.

- Geipel, A. (2018). Wissenschaft@YouTube. Plattformspezifische Formen von Wissenschaftskommunikation. In E. Lettkemann, R. Wilke & H. Knoblauch (Hrsg.), Knowledge in Action. Neue Formen der Kommunikation in der Wissensgesellschaft (S. 137–163). Springer Fachmedien.
- Gerl, M. (2021, 26. Juli). Destruktiver Masken-Missbrauch. SÜDDEUTSCHE ZEITUNG. <https://www.sueddeutsche.de/bayern/bayern-coronavirus-schueler-masken-1.5359724>
- Glogauer, W. (1987). Videofilm-Konsum der Kinder und Jugendlichen. Erkenntnisstand und Wirkungen. Klinkhardt.
- Goodrow, C. (2021, 21. September). Über das Empfehlungssystem von YouTube. YouTube Official Blog. <https://blog.youtube/intl/de-de/news-and-events/uber-die-empfehlungen-von-youtube-videos/>
- Google LLC (2022). Datenschutzerklärung. <https://policies.google.com/privacy?hl=de>
- Google LLC (2022). Meine Google-Aktivitäten. <https://myactivity.google.com/myactivity?pli=1>
- Gräfe, H.-C. & Hamm, A. (2021). Anonymität im Internet. Interdisziplinäre Rückschlüsse auf Freiheit und Verantwortung bei der Ausgestaltung von Kommunikationsräumen. In F. X. Berger, A. Demeretz, M. Hennig & A. Michell (Hrsg.), Autonomie und Verantwortung in digitalen Kulturen. Privatheit im Geflecht von Recht, Medien und Gesellschaft (S. 251–285). Academia Verlag.
- Groß, R. & Knoll, J. (2016). Wie funktionieren Recommendersysteme? Didaktische Aufarbeitung der Recommenderalgorithmen User-based und Item-based Collaborative Filtering. Sonderdruck Schriftenreihe der Technischen Hochschule Nürnberg Georg Simon Ohm Nr. 64.
- Grunwald, A. & Hillerbrand, R. (2021). Handbuch Technikethik (2. Auflage). J.B. Metzler
- Haarkötter, H. (2016). Empörungskaskaden und rhetorische Strategien in Shitstorms. Eine empirische Analyse des User-Verhaltens in ausgewählten Facebook-Shitstorms. In H. Haarkötter (Hrsg.), Shitstorms und andere Nettigkeiten. Über die Grenzen der Kommunikation in Social Media (S. 17–50). Nomos Verlag.
- Haarkötter, H. & Wergen, J. (2019). Das YouTubiversum. Chancen und Disruptionen der Onlinevideo-Plattform in Theorie und Praxis. Springer Fachmedien.
- He, X., Liao, L., Zhang, H., Nie, L., Hu, X. & Chua, T.-S. (2017). Neural collaborative filtering. Proceedings of the 26th International Conference on World Wide Web. International World Wide Web Conferences Steering Committee, 173–182.
- Hecker, D., Koch, D.J., Heydecke, J. & Werkmeister, Ch. (2016). Big-Data-Geschäftsmodelle – die drei Seiten der Medaille. Wirtschaftsinformatik & Management, 8(6), 20–30.
- Heckers, M., Janssen, J. & Schwerdtfeger, C. (2021, 26. Januar). Schulen in NRW warnen vor TikTok-Challenges. RHEINISCHE POST. https://rp-online.de/nrw/panorama/schulen-in-nrw-warnen-vor-tiktok-challenges_aid-55902805
- Herdt-Born, B., Schatilow, F. E. & Winzer, S. (2019). Die Zahlen. Ergebnisse aus der Befragung der Jugendlichen. Jugend /YouTube /Kulturelle Bildung. Horizont 2019.
- Hern, A. (2019). Adults don't get it': why TikTok is facing greater scrutiny. <https://www.theguardian.com/technology/2019/jul/05/why-tiktok-is-facing-greater-scrutiny-video-sharing-app-child-safety>
- Herzig, B. (1998). Förderung ethischer Urteils- und Orientierungsfähigkeit. Grundlagen und schulische Anwendungen. Waxmann.
- Herzig, B. (2000). Virtuelle Helden in realen Welten – oder warum Hacker für die Schule wichtig sind. Ein Fallbeispiel.
- Herzig, B. (2012). Medienbildung. Grundlagen und Anwendungen. Kopaed.
- Herzig, B. (2020). Digitalisierung, Medienbildung und Medienkompetenz. Verhältnisbestimmungen und Implikationen für die Lehrerbildung und den Lehrerberuf. In M. Rothland & S. Herrlinger (Hrsg.), Digital?! Perspektiven der Digitalisierung für den Lehrerberuf und die Lehrerbildung (Beiträge zur Lehrerbildung und Bildungsforschung, Band 5) (S.35–50). Waxmann.
- Herzig, B. (2023). Digitalität, Transformation und Bildung – ein Megatrend aus medienpädagogischer Perspektive. Erscheint in S. Aßmann & N. Ricken (Hrsg.), Bildung und Digitalität. Analysen – Diskurse – Perspektiven (S. 99-126). Springer VS.
- Hetzel, L. & Wangelik, F. (2019). Künstliche neuronale Netze. Ein Nachbau unseres Gehirns? In K. Kersting, Ch. Lampert & C. Rothkopf (Hrsg.), Wie Maschinen lernen (S. 149–162). Springer Fachmedien.
- Himmelreich, S., Einwiller, S. (2015). Wenn der "Shitstorm" überschwappt: eine Analyse digitaler Spillover in der deutschen Print- und Onlineberichterstattung. In O. Hoffmann & T. Pleil (Hrsg.), Strategische Onlinekommunikation: theoretische Konzepte und empirische Befunde (S. 183–205). Springer VS.
- Hiralall, M. (2011). Recommender systems for e-shops. https://science.vu.nl/en/Images/werkstuk-hiralall_tcm296-202691.pdf
- Höhfeld, S. & Kwiatowski, M. (2007). Empfehlungssysteme aus informationswissenschaftlicher Sicht – State of the art. Information – Wissenschaft und Praxis, 265–276.
- Holland, M. (2021). TikTok-Challenge: Festnahmen nach Diebstählen an Schulen in den USA. HEISE ONLINE. <https://www.heise.de/news/TikTok-Challenge-Festnahmen-nach-Diebstaelen-an-Schulen-in-den-USA-6199561.html>

- Höfle, C. (2007). Theorien zur Entwicklung und Förderung moralischer Urteilsfähigkeit. In D. Krüger & H. Vogt (Hrsg.), *Theorien in der biomedizinischen Forschung* (S. 197–208). Springer Verlag.
- Hugger, K.-U., Tillmann, A. & Iske, S. (2015). Kinder und Kindheit in der digitalen Medienkultur. In K.-U. Hugger, A. Tillmann, S. Iske, J. Fromme, P. Grell & T. Hug (Hrsg.), *Jahrbuch Medienpädagogik 12. Kinder und Kindheit in der Digitalen Kultur* (S. 7–11). Springer.
- Hustedt, C. (2019). Algorithmen-Transparenz. Was steckt hinter dem Buzzword? reframeTech. <https://www.reframetech.de/2019/05/06/algorithmen-transparenz-was-steckt-hinter-dem-buzzword/>
- Hypeauditor (2021). Der Stand des Influencer Marketing 2021. Abgerufen am 19. August 2022, von <https://hypeauditor.com/de/whitepapers/state-of-influencer-marketing-2021/>
- Jugendschutz.net (2021). Praxis Info TikTok – Kinder und Jugendliche für Risiken sensibilisieren. <https://www.jugendschutz.net/mediathek/artikel/praxisinfo-tiktok-kinder-und-jugendliche-fuer-risiken-sensibilisieren>
- Katzer, C. (2011). Das Phänomen Cyberbullying – Genderaspekte und medienethische Konsequenzen. In P. Grimm & H. Badura (Hrsg.), *Medien-Ethik-Gewalt* (S. 101–108). Franz Steiner Verlag.
- Kearney, M. S. & Levine, P. B. (2020). Role models, mentors, and media influences. *The Future of Children*, 30(1), 83–106.
- Kenngott, E.-M. (2010). Wertebildung in der Schule: Handlungsansätze und Beispiele. In W. Schubarth, K. Speck & H. Lynen von Berg (Hrsg.), *Wertebildung in Jugendarbeit, Schule und Kommune. Bilanz und Perspektiven* (S. 199–209). VS Verlag für Sozialwissenschaften.
- Kieslich, K., Dosenovic, P. & Marcinkowski, F. (2020). Meinungsmonitor Künstliche Intelligenz: Algorithmische Empfehlungssysteme. Was denkt die deutsche Bevölkerung über den Einsatz und die Gestaltung algorithmischer Empfehlungssysteme? <https://www.cais.nrw/wp-94fa4-content/uploads/2021/05/Factsheet-5-KI-Rec recommender.pdf>
- Kirste, M. & Schürholz, M. (2019). Einleitung: Entwicklungswege zur KI. In V. Wittpahl (Hrsg.), *Künstliche Intelligenz. Technologie, Anwendung, Gesellschaft. iit-Themenband* (S. 21–35). Springer Vieweg.
- Kitchin, R. & Dodge, M. (2011). *Code/Space. Software and Everyday Life*. MIT Press.
- Klahold, A. (2009). *Empfehlungssysteme. Recommender Systems – Grundlagen, Konzepte und Lösungen*. GWV Fachverlage.
- Klein, O. (2022, 17. November). Faktenchecks verboten. Auf Facebook darf Trump weiterlügen. ZDF HEUTE. <https://www.zdf.de/nachrichten/digitales/trump-faktenchecks-facebook-100.html>
- Kleinz, T. (2021, 22. April). Google überarbeitet Cookie-Banner. HEISE ONLINE. <https://www.heise.de/news/Google-ueberarbeitet-Cookie-Banner-7062338.html>
- Klicksafe (2021). Challenges - Alles nur Spaß? Online im Internet. <https://www.klicksafe.de/materialien/challenges-alles-nur-spas/>
- KMK [Kultusministerkonferenz]. (2016). *Bildung in der digitalen Welt. Strategie der Kultusministerkonferenz. Beschluss vom 08.12.2016*. Sekretariat der KMK.
- KMK [Sekretariat der Kultusministerkonferenz]. (2012). *Medienbildung in der Schule. Beschluss der Kultusministerkonferenz vom 8. März 2012*. KMK.
- Knorre, S., Müller-Peters, H. & Wagner, F. (2019). Die Big-Data-Debatte. Chancen und Risiken der vernetzten Gesellschaft. <https://doi.org/10.1007/978-3-658-27258-6>
- Köber, B. (2020). Das Prinzip Amazon. In C. Stummeyer & B. Köber (Hrsg.), *Amazon für Entscheider. Strategieentwicklung, Implementierung und Fallstudien für Hersteller und Händler* (S. 33–49). Springer Fachmedien.
- Koch, W. & Beisch, N. (2020). Ergebnisse der ARD/ZDF-Onlinestudie 2020. Erneut starke Zuwächse bei Onlinetv. *Media Perspektiven*, 9, 482–500.
- Köchler, H. (2016). Souveränität, Recht und Demokratie versus Machtpolitik. In M. Friedrichsen & P. Bisa (Hrsg.), *Digitale Souveränität. Vertrauen in der Netzwerkgesellschaft*. (S. 93–110). Springer Fachmedien.
- Kohlberg L. (1974). *Zur kognitiven Entwicklung des Kindes*. Suhrkamp Verlag.
- Köver, C. & Reuter, M. (2019, 02. Dezember). Diskriminierende Moderationsregeln: TikToks Obergrenze für Behinderungen. NETZPOLITIK.ORG. <https://netzpolitik.org/2019/tiktoks-obergrenze-fuer-behinderungen/>
- Krotz, F. (2001). *Die Mediatisierung kommunikativen Handelns. Der Wandel von Alltag und sozialen Beziehungen, Kultur und Gesellschaft durch die Medien*. Westdeutscher Verlag.
- Lehner, N. (2017). Empfehlungssysteme. Begehrlichkeiten auf Umwegen. *Ilinx*, 4, 59–80.
- Levermann, T. (2018). Wie Algorithmen eine Kultur der Digitalität konstituieren: Über die kulturelle Wirkmacht automatisierter Handlungsanweisungen in der In-fosphäre. *Journal für korporative Kommunikation*, 2, 31–42. <https://nbn-resolving.org/urn:nbn:de:0168-ssoar-62401-9>
- Linden, G., Smith, B. & York, J. (2003). Amazon.com recommendations: Item-to-item collaborative Filtering. *IEEE Internet Computing*, 7(1), 76–80.

- Loepp, B., Barbu, C.-M. & Ziegler, J. (2016). Interactive Recommending: Framework, State of Research and Future Challenges. In EnCHIReS '16: Proceedings of the 1st workshop on engineering computer-human interaction in recommender systems, 3–13.
- Logrieco, G., Marchili, M. R., Roversi, M. & Villani, A. (2021). The paradox of TikTok anti-pro-anorexia videos: How social media can promote non-suicidal self-injury and anorexia. *International Journal of Environmental Research and Public Health*, 18(3), 1041.
- Loh, J. (2019). *Roboterethik: Eine Einführung*. Suhrkamp Verlag.
- Lorenz-Spreen, P., Oswald, L. & Lewandowsky, S. (2022). A systematic review of worldwide causal and correlational evidence on digital media and democracy. *Nat Hum Behav*. <https://doi.org/10.1038/s41562-022-01460-1>
- MABB [Medienanstalt Berlin Brandenburg]. (2021). Empfehlungen in Krisenzeiten. Welche Inhalte machen die Empfehlungsalgorithmen von YouTube sichtbar? Eine Studie von Kantar, Public Division und der RWTH Aachen im Auftrag der Medienanstalt Berlin-Brandenburg (mabb), der Senatskanzlei Berlin, der Bayerischen Landeszentrale für neue Medien (BLM), der Landesanstalt für Medien NRW und der Medienanstalt Rheinland-Pfalz. <https://www.medienanstalt-nrw.de/presse/pressemitteilungen-2021/2021/februar/studienvorstellung-empfehlungen-in-krisenzeiten.html>
- Maslow, A. H. (1954). *Motivation and Personality*. Harper.
- Maslow, A. H. (1981). *Motivation und Persönlichkeit*. Rowohlt.
- Maslow, A. H., Geiger, H. & Maslow, B. G. (1972). *The Farther Reaches of Human Nature*. Viking Press.
- McEvily, P. (2021, 01. April). Denver (USA) - 12-Jähriger erleidet Hirntod nach Blackout Challenge auf Tiktok. 20 MINUTEN. <https://www.20min.ch/story/12-jaehri-ger-erleidet-hirntod-nach-blackout-challenge-auf-tiktok-636670208333>
- Meta (2023). *Unsere Prinzipien*. <https://about.meta.com/de/company-info/>
- Misterek, F. (2017). *Digitale Souveränität. Technikutopien und Gestaltungsansprüche demokratischer Politik*. MPIfG Discussion Paper, 17(11).
- Montag, C., Yang, H. & Elhai, J. D. (2021). On the psychology of TikTok use: A first glimpse from empirical findings. *Frontiers in Public Health*, 9, 1–6.
- MpFS [Medienpädagogischer Forschungsverbund Südwest]. (2019). *JIM-Studie 2019. Jugend, Information, Medien. Basisuntersuchung zum Medienumgang 12- bis 19-Jähriger*. https://www.mpfs.de/fileadmin/files/Studien/JIM/2019/JIM_2019.pdf
- MpFS [Medienpädagogischer Forschungsverbund Südwest]. (2020). *JIM-Studie 2020. Jugend, Information, Medien. Basisuntersuchung zum Medienumgang 12- bis 19-Jähriger*. https://www.mpfs.de/fileadmin/files/Studien/JIM/2020/JIM-Studie-2020_Web_final.pdf
- MpFS [Medienpädagogischer Forschungsverbund Südwest]. (2021). *JIM-Studie 2021. Jugend, Information, Medien. Basisuntersuchung zum Medienumgang 12- bis 19-Jähriger*. https://www.mpfs.de/fileadmin/files/Studien/JIM/2021/JIM-Studie_2021_barrierefrei.pdf
- MpFS [Medienpädagogischer Forschungsverbund Südwest]. (2022). *JIM-Studie 2022. Jugend, Information, Medien. Basisuntersuchung zum Medienumgang 12- bis 19-Jähriger*. https://www.mpfs.de/fileadmin/files/Studien/JIM/2022/JIM_2022_Web_final.pdf
- Nocun, K. & Lamberty, P. (2021). Fake Facts. Wie Verschwörungstheorien unser Denken bestimmen. *Quadriga*.
- Omar, B. & Dequan, W. (2020). Watch, Share or create: The influence of personality traits and user motivation on TikTok mobile video usage. *International Journal of Interactive Mobile Technologies (iJIM)*, 14(4), 121–137.
- Oser, F., Althof, W. (1997). *Moralische Selbstbestimmung. Modelle der Entwicklung und Erziehung im Wertebereich*. Ein Lehrbuch (3. Auflage). Klett-Cotta.
- Othmer, J. & Weich, A. (2013). «Wirbst du noch oder empfiehlst du schon?». Überlegungen zu einer Transformation der Wissensproduktion von Werbung. *Zeitschrift für Medienwissenschaft*, 5(9), 43–52.
- Paganini, C. (2020). *Werte für die Medien(ethik)*. Nomos Verlag.
- Pariser, E. (2012). *Filter Bubble: Wie wir im Internet entmündigt werden*. Carl Hanser Verlag.
- Piaget, J. (1983). *Das moralische Urteil beim Kinde*. Clett-Cotta.
- Piaget, J. (1986). Die moralische Regel beim Kind. In H. Bertram (Hrsg.), *Gesellschaftlicher Zwang und moralische Autonomie* (S. 106–117). Suhrkamp Verlag.
- Pietsch, W. & Wernecke, J. (2017). Einführung: Zehn Thesen zu Big Data und Berechenbarkeit. In W. Pietsch, J. Wernecke & M. Ott (Hrsg.), *Berechenbarkeit der Welt? Philosophie und Wissenschaft im Zeitalter von Big Data* (S. 13–35). Springer Fachmedien.
- Pohle, J. (2020). Digitale Souveränität. In T. Klenk et al. (Hrsg.), *Handbuch Digitalisierung in Staat und Verwaltung* (S. 241–253). Springer Fachmedien.
- Pokorny, S. (2019). (Un-)Soziale Medien? Der Einfluss der Facebooknutzung auf die Sprach- und Streitkultur. *Analysen & Argumente*, 356, 1–17.
- Poriya, A., Patel, N., Bhagat, T. & Sharma, R. (2014). Non-Personalized Recommender Systems and User-based Collaborative Recommender Systems. *International Journal of Applied Information Systems (IJ AIS)*, 6(9), 22–27.

- Portugal, I., Alencar, P. & Cowan, D. (2018). The use of machine learning algorithms in recommender systems: A systematic review. *Expert Systems With Applications*, 97, 205–227.
- QUA-LIS NRW. (2023). Kernlehrpläne für das Gymnasium (ab 2019/2020). <https://www.schulentwicklung.nrw.de/lehrplaene/lehrplannavigator-s-i/gymnasium-aufsteigend-ab-2019-20/index.html>
- Qustudio (2020). Connected More than Ever. Qustudio annual report on children's digital habits. https://www.schau-hin.info/fileadmin/content/Downloads/Sonstiges/Qustudio_2020_Annual_Report.pdf
- Reckwitz, A. (2003). Grundelemente einer Theorie sozialer Praktiken. *Zeitschrift für Soziologie*, 32(4), 282–301.
- Reimer, U. (2013). Empfehlungssysteme. In R. Kuhlen, W. Semar & D. Strauch (Hrsg.), *Grundlagen der praktischen Information und Dokumentation. Handbuch zur Einführung in die Informationswissenschaft und -praxis* (S. 238–251). De Gruyter Saur.
- Reisch, L.A. (2020). Nudging hell und dunkel: Regeln für digitales Nudging. *Wirtschaftsdienst*, 100, 87–91. <https://doi.org/10.1007/s10273-020-2573-y>
- Reuters (2021, 26. Januar). India makes ban on TikTok, WeChat, 57 other Chinese apps permanent. SOUTH CHINA MORNING POST. <https://www.scmp.com/news/asia/south-asia/article/3119227/india-makes-ban-tiktok-wechat-57-other-chinese-apps-permanent>
- Ricci F., Rokach, L., Shapira, B. & Kantor, P. (2015). *Recommender Systems Handbook. Second Edition*. Springer US.
- Romeike, R. & Grillenberger, A. (2015). Big-Data-Analyse im Informatikunterricht mit Datenstromsystemen: Ein Unterrichtsbeispiel. In J. Gallenbacher (Hrsg.), *INFOS 2015 - Informatik allgemeinbildend begreifen, Lecture Notes in Informatics (LNI)* (S. 135–144). Gesellschaft für Informatik.
- Sarwar, B., Karypis, G., Konstan, J. & Riedl, J. (2001). Item-based collaborative filtering recommendation algorithms. *Proc. 10th International Conference on the World Wide Web*, 285–295.
- Scheel, Ch., Castellanos, A., Lee, T. & De Luca, E. W. (2014). The reason why: survey of Explanations for Recommender Systems. *Adaptive Multimedia Retrieval: Semantics, Context, and Adaption. 10th International Workshop, AMR 2012*, 67–84.
- Schicha, C., Brosda, C. (2010). *Handbuch Medienethik*. VS Verlag für Sozialwissenschaften.
- Schicha, C. (2021). *Bildethik: Grundlagen, Anwendungen, Bewertungen*. UVK Verlag
- Schmidt, J.-H. (2016). Ethik des Internets. In J. Heesen (Hrsg.), *Handbuch Medien- und Informationsethik* (S. 284–292). J.B. Metzler Verlag.
- Schmidt, J.-H., Sorensen, J. K. & Hasebrink, U. (2018). Wie können Empfehlungssysteme zur Vielfalt von Medieninhalten beitragen? *Media Perspektiven*, 11, 522–531.
- Schmidt, J.-H. (2019). Filterblasen und Algorithmenmacht. Wie sich Menschen im Internet informieren. In C. Gorr, M. Bauer (Hrsg.), *Gehirne unter Spannung. Kognition, Emotion und Identität im digitalen Zeitalter* (S. 35–51). Springer Verlag.
- Schubarth, W. (2019). Wertebildung in der Schule. In R. Verwiebe (Hrsg.), *Werte und Wertebildung aus interdisziplinärer Perspektive* (S. 79–96). Springer VS.
- Schweizerische Depeschenagentur (2019, 29. März). Polizei warnt wegen Mobbing vor Tiktok-App. NEUE ZÜRCHER ZEITUNG. <https://www.nzz.ch/panorama/polizei-warnt-wegen-mobbing-vor-tiktok-app-ld.1471331>
- Sharma, A., Hofman, J.M. & Watts, D.J. (2015). Estimating the Causal Impact of Recommendation Systems from Observational Data. *Proceedings of the Sixteenth ACM Conference on Economics and Computation*, 453–470. <https://doi.org/10.1145/2764468.2764488>
- Shikhman, V. (2019). *Mathematik für Wirtschaftswissenschaftler. Studienbücher Wirtschaftsmathematik*. Springer Gabler.
- So geht YouTube (2019, 02. März). YouTube Algorithmus 2019: Der komplette Überblick. [Video]. YouTube. https://www.youtube.com/watch?v=_9tY2dUu8Hg
- Stapf, I., Prinzing, M., Köberer, N. (2019). *Aufwachsen mit Medien. Zur Ethik mediatisierter Kindheit und Jugend*. Nomos Verlag.
- Stecher, S., Bamberger, A., Gebel, C., Cousseran, L. & Brüggem, N. (2020). „Du bist voll unbekannt!“. Selbstdarstellung, Erfolgsdruck und Interaktionsrisiken auf TikTok aus Sicht von 12- bis 14-Jährigen. *Ausgewählte Ergebnisse der Monitoring-Studie. ACT ON! Short Report Nr. 7. JFF – Institut für Medienpädagogik in Forschung und Praxis*.
- Su, C., Zhou, H., Gong, L., Teng, B., Geng, F. & Hu, Y. (2021). Viewing personalized video clips recommended by TikTok activates default mode network and ventral tegmental area. *NeuroImage*, 237, 1–11.
- SVRV [Sachverständigenrat für Verbraucherfragen beim Bundesministerium der Justiz und für Verbraucherschutz.] (2017). *Digitale Souveränität. Gutachten des Sachverständigenrats für Verbraucherfragen*. Berlin.
- SXSW (2022). Frances Haugen: The Facebook Whistleblower | SXSW 2022 [Video]. Abgerufen am 10.01.2023 von <https://www.youtube.com/watch?v=3D18JlrsGQM>
- Tagesschau (2021). "Facebook verdient Geld mit Hass und Wut". *TAGESSCHAU*. Abgerufen am 11.01.2023 von <https://www.tagesschau.de/ausland/amerika/facebook-whistleblowerin-101.html>



- Tagesschau (2022). Algorithmus empfiehlt gefährliche Inhalte. TAGESSCHAU. Abgerufen am 11.01.2023 von <https://www.tagesschau.de/investigativ/br-recherche/tiktok-selbstverletzung-101.html>
- Tagesschau (2021). "Facebook stellt Profite über die Menschen. TAGESSCHAU. Abgerufen am 11.01.2023 von <https://www.tagesschau.de/ausland/amerika/facebook-anhoerung-whistleblowerin-101.html>
- Thaler, R.H. & Sunstein, C.R. (2008). *Nudge: Improving decisions about health, wealth, and happiness*. Yale University Press.
- The Intercept (2020, 16. März). TikToks Ugly Content Policy. THE INTERCEPT. <https://theintercept.com/document/2020/03/16/ugly-content-policy/>
- The Wall Street Journal (2021). Subscribe sign in inside tiktok's highly secretive algorithm. THE WALL STREET JOURNAL. <https://www.wsj.com/video/series/inside-tiktoks-highly-secretive-algorithm/investigation-how-tiktok-algorithm-figures-out-your-deepest-desires/6C0C2040-FF25-4827-8528-2BD6612E3796>
- TikTok (2020). How TikTok recommends videos #ForYou. Abgerufen am 05.01.2022 von <https://newsroom.tiktok.com/en-us/how-tiktok-recommends-videos-for-you>
- TikTok (2021). Datenschutzerklärung. Abgerufen am 05.01.2022 von <https://www.tiktok.com/legal/privacy-policy-eea?lang=de>
- TikTok (2021). Endnutzer-Lizenzvereinbarung und Allgemeine Geschäftsbedingungen. Abgerufen am 05.01.2022 von <https://www.tiktok.com/legal/terms-of-service?lang=de>
- TikTok (2021). Neue Studie von WARC, TikTok und Publicis Groupe zeigt die Macht des Community-Commerce. Abgerufen am 05.01.2022 von <https://newsroom.tiktok.com/de-de/neue-studie-von-warc-tiktok-und-publicis-groupe-zeigt-die-macht-des-community-commerce>
- TikTok (2023). TikTok-Transparenzzentrum. Unsere Verpflichtung. Abgerufen am 25.01.2023 von <https://www.tiktok.com/transparency/de-de/>
- TikTok (2023). Community-Richtlinien. Abgerufen am 25.01.2023 von <https://www.tiktok.com/community-guidelines?lang=de-DE>
- TikTok (2023). Unser Bekenntnis zur Barrierefreiheit. Abgerufen am 26.01.2023 von <https://www.tiktok.com/accessibility/de-de/>
- Todolí-Signes, A. (2019). Algorithms, artificial intelligence and automated decisions concerning workers and the risks of discrimination: The necessary collective governance of data protection. *Transfer: European Review of Labour and Research*, 25(4), 465–481.
- Tseng, G.Y. & Lee, W.-P. (2015). An Enhanced Memory-Based Collaborative Filtering Approach for Context-Aware Recommendation. *Proceedings of the World Congress on Engineering*, 1–5.
- TubeBuddy (2022, 04. März). YouTube-Algorithmus erklärt | Wie man 2022 SCHNELLER WACHST! [Video]. YouTube. <https://www.youtube.com/watch?v=xX2anvt8Y5I>
- Tulodziecki, G., Herzig, B. u. Blömeke, S. (2017). *Gestaltung von Unterricht. Eine Einführung in die Didaktik* (3. Auflage). Klinkhardt/UTB.
- Tulodziecki, G., Herzig, B. & Grafe, S. (2019). *Medienbildung in Schule und Unterricht*. Klinkhardt/UTB.
- Tulodziecki, G., Herzig, B. & Grafe, S. (2021). *Medien in Erziehung und Bildung* (3. Auflage). Klinkhardt/UTB.
- vbw [Vereinigung der Bayerischen Wirtschaft e. V.] (Hrsg.). (2018). *Digitale Souveränität und Bildung*. Aktionsrat Bildung. Waxmann
- Vorderer, P & Klimmt, C. (2016, 28. Januar). Das neue Normal. ZEIT ONLINE. https://www.zeit.de/2016/05/online-kommunikation-leben-alltag-auswirkungen?utm_referrer=https%3A%2F%2Fwww.google.com
- Weinmann, M., Schneider, C. & Brocke, J.V. (2016). Digital Nudging. *Business & Information Systems Engineering*, 58, 433–436. <https://doi.org/10.1007/s12599-016-0453-1>
- Wergen, J. (2019). Herausforderung Internationaler Diskurs. Welche Nutz- und Wirkweisen von YouTube durchbrechen vorherige Diskursstrukturen? In H. Haarkötter & J. Wergen (Hrsg.), *Das YouTubeuniversium. Chancen und Disruptionen der Onlinevideo-Plattform in Theorie und Praxis* (S. 37–54). Springer Fachmedien.
- Westdeutsche Zeitung (2021, 23. Januar). TikTok-Skandal: Antonella (10) stirbt nach Mutprobe - Aufsicht fordert Sperrungen. WESTDEUTSCHE ZEITUNG. https://www.wz.de/panorama/tiktok-skandal-antonella-10-stirbt-nach-mutprobe-aufsicht-fordert-sperrungen_aid-55847429
- Wierse, A. & Riedel, T. (2017). *Smart Data Analytics*. De Gruyter.
- Wittpahl, V. (2019). *Künstliche Intelligenz. Technologie /Anwendung /Gesellschaft*. Springer Vieweg.
- Yang, X., Guo, Y., Liu, Y. & Steck, H. (2014). A survey of collaborative filtering based social recommender systems. *Computer Communications*, 41, 1–10.
- YouTube (2022). Trends. Abgerufen am 07.09.2022 von <https://www.youtube.com/feed/explore>
- YouTube (2022). YouTube. Abgerufen am 07.09.2022 von <https://www.youtube.com>
- YouTube (2022). YouTube Premium. Abgerufen am 07.09.2022 von <https://www.youtube.com/premium>



- YouTube (2022). Konto auf YouTube erstellen. Abgerufen am 08.09.2022 von <https://support.google.com/youtube/answer/161805?co=GENIE.Platform%3DAndroid&hl=de>
- YouTube (2022). Ich kann keine Videos herunterladen. Abgerufen am 08.09.2022 von <https://support.google.com/youtube/answer/7437518?hl=de&co=GENIE.Platform%3DDesktop&oco=1#zippy=>
- YouTube (2022). Kommentareinstellungen. Abgerufen am 08.09.2022 von <https://support.google.com/youtube/answer/9483359#zippy=%2Cgesperrte-wörter>
- YouTube (2022). YouTube-Kanäle abonnieren. Abgerufen am 09.09.2022 von <https://support.google.com/youtube/answer/4489286?co=GENIE.Platform%3DAndroid&hl=de>
- YouTube (2022). Google LLC. Abgerufen am 09.09.2022 von <https://play.google.com/store/apps/dev?id=5700313618786177705&hl=de&gl=US&pli=1>
- YouTube (2022). YouTube Kids. Abgerufen am 09.09.2022 von <https://www.youtube.com/kids/>
- YouTube (2022). YouTube Music. Abgerufen am 09.09.2022 von <https://music.youtube.com/>
- YouTube (2022). YouTube Creators. Abgerufen am 09.09.2022 von <https://creatoracademy.youtube.com/>
- YouTube (2022). Filme & Serien. Abgerufen am 10.09.2022 von https://www.youtube.com/channel/UClgRkhTL3_hImCAmdLfDE4g
- YouTube (2022). About YouTube. Abgerufen am 10.09.2022 von <https://www.youtube.com/intl/en-GB/about/press/>
- YouTube (2022). Mathe – simpleclub. Abgerufen am 10.09.2022 von <https://www.youtube.com/c/Mathe-simpleclub>
- YouTube (2022). Empfohlene Videos. Abgerufen am 13.09.2022 von https://www.youtube.com/intl/ALL_de/howyoutube-works/product-features/recommendations/
- YouTube (2022). Nutzungsbedingungen. Abgerufen am 14.09.2022 von <https://www.youtube.com/t/terms>
- YouTube (2022). Datenschutz. Abgerufen am 14.09.2022 von https://www.youtube.com/account_privacy
- YouTube (2023). Wofür wir stehen. Das tun wir für unsere Community. Abgerufen am 26.01.2023 von https://www.youtube.com/howyoutube-works/?utm_campaign=yt-gen&utm_source=ythp&utm_medium=LeftNav&utm_content=txt&u=https%3A%2F%2Fwww.youtube.com%2Fhowyoutube-works%3Futm_source%3Dythp%26utm_medium%3DLeftNav%26utm_campaign%3Dytgen
- YouTube Creators (2022, 09. August). Suche und Auffindbarkeit in YouTube: Häufige Fragen zum Algorithmus und zur Leistung [Video]. YouTube. <https://www.youtube.com/watch?v=fApg7tzlJY>
- ZDFheute (2022). Bei Challenge erwürgt. Eltern verklagen TikTok nach Tod von Töchtern. ZDF HEUTE. <https://www.zdf.de/nachrichten/panorama/tiktok-tod-kinder-blackout-challenge-klage-100.html>
- Ziegler, J. & Loepp, B. (2019). „Empfehlungssysteme“. In T. Kollmann (Hrsg.), Handbuch Digitale Wirtschaft. Springer Reference Wirtschaft.
- Zweig, K. A. (2018). Wo Maschinen irren können. Verantwortlichkeiten und Fehlerquellen in Prozessen algorithmischer Entscheidungsfindung. Impuls Algorithmenethik, 4, 1–36.
- Zweig, K. A. (2019). Algorithmische Entscheidungen. Transparenz und Kontrolle. Analysen und Argumente. Digitale Gesellschaft, 338, 1–16.