

Christopher Grieser  
Simon Egbert

## **Algorithmen als automatisierte Ranglisten**

*Potenziale der Soziologie der Quantifizierung für die Digitalisierungsforschung*

Sociology of Science Discussion Papers  
SoS Discussion Paper 3/2020

12th November 2020

Copyright remains with the authors.

This discussion paper serves to disseminate the research results of work in progress prior to publication to encourage the exchange of ideas and academic debate. The inclusion of a paper in the discussion paper series does not constitute publication and should not limit publication in other venues.

Christopher Grieser, Simon Egbert

Algorithmen als automatisierte Ranglisten. Potenziale der Soziologie der Quantifizierung für die Digitalisierungsforschung

SoS Discussion Paper 3/2020

TU Berlin

Social Studies of Science and Technology

2020

# Algorithmen als automatisierte Ranglisten

## Potenziale der Soziologie der Quantifizierung für die Digitalisierungsforschung

Christopher Grieser<sup>1</sup>, Simon Egbert<sup>2</sup>

<sup>1</sup>*christopher.grieser@tu-berlin.de, TU Berlin, HBS 7, Hardenbergstr. 16-18, 10623 Berlin (Germany)*

<sup>2</sup>*simon.egbert@tu-berlin.de, TU Berlin, FH 9-1, Fraunhoferstr. 33-36, 10587 Berlin (Germany)*

### Zusammenfassung

Ausgangspunkt des Aufsatzes ist die Beobachtung, dass die gegenwärtige sozialwissenschaftliche Digitalisierungsforschung implizit zumeist auf Algorithmen fokussiert, die auf softwaretechnisch-automatisiert erzeugten Ranglisten basieren. Angesichts dessen ist es beklagenswert, dass die Erkenntnisse der Soziologie der Quantifizierung bisher kaum in der Analyse algorithmischer Phänomene berücksichtigt wurden. Eine Synthese der Kernergebnisse dieses Forschungsfeldes sowie ein Vergleich analog und automatisiert erzeugter Ranglisten in diesem Beitrag zeigt, dass die algorithmische Ranking- und Rating-Produktion zu Konsequenzen in sechs Bereichen führt: Skalierbarkeit, Inflexibilität, Granularität, zeitliche Verdichtung, Opazität und eine Integration von Nutzerdaten. Diese Überlegungen münden in ein Analyseschema, das eine tiefenschärfere Analyse gängiger algorithmenbezogener Forschungsgegenstände ermöglicht. Der analytische Mehrwert des Schemas wird anhand einer Re-Lektüre der Studie von Scott und Orlikowski (2012) zum TripAdvisor-Popularitäts-Algorithmus illustriert.

**Schlüsselwörter:** Digitalisierung; Algorithmen; Quantifizierung; Ranglisten; Rankings; Ratings

### Abstract

The article is based on the observation that current social scientific research on digitization focuses implicitly mostly on algorithmics which are basically rankings that are automatically produced by software technologies. In view of this, it is quite regrettable that relevant scholars studying algorithms have paid rather little attention to the sociology of quantification. A synthesis of the core results of this research field as well as a comparison of analogously and automatically created rankings in this paper shows that algorithmic ranking production leads to consequences in six areas: Scalability, inflexibility, granularity, temporal compression, opacity, and an integration of user data. This insight is translated into an analytic framework that allows for a more in-depth analysis of algorithmic-related research topics. The analytical value of the framework is illustrated by a re-reading of Scott and Orlikowski's (2012) study of the TripAdvisor popularity algorithm.

**Keywords:** Digitalization; Algorithms; Quantification; Rankings; Ratings

## Einleitung<sup>1</sup>

Die Digitalisierung führt zu einer zunehmenden Verbreitung von Algorithmen in unterschiedlichen wie zahlreichen Gesellschaftsbereichen. Die entsprechende akademische Debatte wird bestimmt von Diskussionen verschiedener Sorten von Algorithmen, seien es Such-, Risikobewertungs-, Empfehlungs- oder Trading-Algorithmen (Noble 2018; Müller & Pöchhacker 2019; A. Mackenzie 2018; D. MacKenzie 2014). Auch bei einschlägigen Themen der sozialwissenschaftlichen Digitalisierungsforschung, wie z.B. digitale Marktplätze, soziale Medien oder Arbeitsverhältnisse in der Gig Economy (Kirchner & Beyer 2016; Rosenblat & Stark 2016; Bucher 2018; Helmond 2015) stehen letzten Endes Algorithmen im Zentrum. Ohnehin müssen Algorithmen grundsätzlich als zentrales Element der Digitalisierung verstanden werden, sind Computer doch im Kern „algorithm machines“ (Gillespie 2014: 167).

Ein genauerer Blick macht ferner deutlich, dass es sich bei vielen Forschungsgegenständen der sozialwissenschaftlichen Digitalisierungsforschung um algorithmisch-automatisierte Entscheidungsprozesse handelt, deren zentrales epistemisches Element eine Rangliste darstellt. Angesichts dessen ist es beklagenswert, dass die soziologische Forschung zu Quantifizierungsprozessen bis dato nicht systematisch zu Rate gezogen wurde. Dieses Defizit wollen wir im Folgenden bearbeiten, indem wir herausstellen, wie sich Erkenntnisse aus der Soziologie der Quantifizierung (Espeland & Stevens 2008) hinsichtlich der Eigenarten und Effekte von Rankings für die Untersuchung von softwaretechnisch-automatisiert erzeugten Ranglisten – und damit für die Analyse vieler gegenwärtig prominenter Algorithmen – nutzbar machen lassen. Auch wenn die Forschung zu analogen, nicht-automatisiert erzeugten Rankings und Ratings wertvolle Hinweise für die Analyse von Digitalisierungsphänomenen bereitzustellen vermag, soll keineswegs in Abrede gestellt werden, dass die softwaretechnisch-automatisierte Erzeugung von Ranglisten eigenständige Folgen besitzt. Diese lassen sich als Modifikationen der Effekte von analogen Ranglisten verstehen und somit ohne weiteres in ein Verständnis von Algorithmen als automatisiert erzeugter Ranglisten integrieren. Unsere Überlegungen münden in einem Analyseschema, das für die Analyse von unterschiedlichen Algorithmen produktiv nutzbar sein soll. Die Differenzierung von Ranglisten-Effekten und Ranglisten-Effekt-Modifikationen ermöglicht es letztlich zudem, systematisch zu bestimmen, was an der Digitalisierung konkret neu ist.

Dieser Beitrag ist wie folgt aufgebaut: Zunächst stellen wir dar, inwieweit Ranglisten als impliziter Gegenstand der bisherigen Algorithmenforschung angesehen werden können (2.). Darauf folgend präsentieren wir einschlägige Ergebnisse der Quantifizierungssoziologie in Bezug auf Rankings und Ratings vor (3.), auf Basis derer erörtert wird, welche modifizierenden Effekte die automatisierte Erzeugung von Ranglisten für die in der Quantifizierungsforschung thematisierten Effekte von Ranglisten besitzt (4.). Daran anknüpfend entwickeln wir ein Analyseschema (5.), dessen Mehrwert

---

<sup>1</sup> Wir danken Jochen Gläser, Leonie Mader, Paola Lopez, Linda Hering sowie den Teilnehmer\*innen des 3. Workshops des Arbeitskreises „Digitalisierung und Organisation“ der DGS-Sektion Organisationssoziologie für hilfreiche Anmerkungen zu früheren Versionen dieses Beitrags.

wir anhand einer Re-Lektüre der Studie von Scott und Orlikowski (2012) zum *Popularity-Index*-Algorithmus des Hotelbewertungsportals TripAdvisor demonstrieren (6.).

## **Ranglisten als impliziter Gegenstand der Algorithmenforschung**

Betrachtet man die gängigen Untersuchungsgegenstände der Algorithmenforschung<sup>2</sup> genauer, fällt auf, dass es sich in vielen Fällen um Ratings oder Rankings handelt, die mit Mitteln softwaretechnischer Automatisierung erzeugt werden oder diese als wesentlichen epistemischen Kern enthalten. So stehen beispielsweise hinter Empfehlungssystemen im Online-Handel Wahrscheinlichkeitsrankings, die auf Basis vergangener Käufe und ähnlich klassifizierter Kund\*innen erstellt wurden (A. Mackenzie 2018). Auch gängige Such-Algorithmen erzeugen letztlich nichts anderes als Ranglisten, wie im Falle von Suchmaschinen, Video- oder Bewertungs-Plattformen (Airoldi et al. 2016; Rieder et al. 2018; Lury & Day 2019).

Zwar mag es zahlreiche Untersuchungsgegenstände geben, bei denen das Endergebnis der algorithmischen Berechnung keine Rangliste, sondern eher eine schlichte Zuordnung von Entitäten zueinander ist (*matching*). Jedoch arbeiten auch diese Algorithmen im Hintergrund stets mit Rankings bzw. Ratings: So wird bei Dating-Portalen als wesentlicher Zwischenschritt im *matching*-Prozess eine Rangliste potenziell passender Personen erzeugt und die jeweils analog gelisteten Personen als geeignete Kandidat\*innen vorgeschlagen (Roscoe & Chillas 2014). Ebenso basiert der *PageRank*-Algorithmus der Google-Suchmaschine auf einem Rankingverfahren, in dem die als einschlägig identifizierten Webseiten zu einem Suchbegriff nach ihrer Relevanz in eine Rangliste gesetzt und entsprechend angezeigt werden (Rieder 2012; Cardon 2013). Stellt man die epistemischen Zwischenschritte im Rahmen algorithmischer Berechnungen konsequent in Rechnung, so lässt sich auch bei weniger offensichtlichen Fällen wie der prognosebasierten Polizeiarbeit (*Predictive Policing*) erkennen, dass Ranglisten eine zentrale Rolle spielen: Dort werden etwa Entscheidungs bäume genutzt, die die betreffenden Stadtgebiete gemäß der Präsenz von vorab priorisierten Vorhersage-Variablen ranken (LKA NRW 2018: 45), oder es werden Personen nach ihrem Risiko zukünftiger schusswaffenbezogener Gewalttaten sortiert und entsprechend polizeilich bearbeitet (Saunders et al. 2016).

Es wird somit ersichtlich, dass sich die sozialwissenschaftliche Algorithmenforschung faktisch zu großen Teilen mit soziotechnischen Arrangements beschäftigt, bei denen Ranglisten entweder Ergebnis oder zentrales epistemisches Element für die softwaretechnische Automatisierung sind, die dem Arrangement zugrunde liegt. Auch wenn es nicht die explizite Lösung der sozialwissenschaftlichen Digitalisierungs- und Algorithmenforschung sein mag, so lässt sich doch

---

<sup>2</sup> Der Begriff „Algorithmus“ wird sehr unterschiedlich verwendet. So wird er in der Informatik vor allem als eine endliche Folge logischer Schritte verstanden, die bei exakter Befolgung aus einem bestimmten Input einen spezifischen Output erzeugen (z.B. Martignon 2015: 529; Domingos 2017: 3). Auch einige Autor\*innen aus der Techniksoziologie folgen diesem Verständnis (z.B. Heintz 1993: 72ff.; Rammert 2007: 62ff.). In der sozialwissenschaftlichen Forschung zu Algorithmen hingegen wird der Begriff mehrheitlich als ein Kürzel für ein soziotechnisches Ensembles der Wissensproduktion verwendet (Gillespie 2016). Wenn wir in dieser Arbeit von Algorithmen sprechen, folgen wir dabei letzterer Handhabe.

mit Recht konstatieren, dass Ranglisten zumindest implizit einer der zentralen Untersuchungsgegenstände des betreffenden Forschungsfeldes sind. Was diese softwaretechnisch erzeugten Ranglisten von analogen (nicht automatisiert erzeugten) unterscheidet, ist somit erstmal nur der Grad technischer Elaboriertheit ihrer Erzeugung (vgl. Espeland & Stevens 1998: 318). Auf die nichtsdestotrotz bestehenden Unterschiede zwischen analog und softwaretechnisch-automatisiert erzeugten Ranglisten werden wir später noch gesondert eingehen (Abschnitt 4).

Die beschriebene Vermengung von Ranglisten und Algorithmen spiegelt durchaus die vorhandene empirische Wahlverwandtschaft von Quantifizierung und Digitalisierung wider. So wird die Digitalisierung einerseits als ein wesentlicher Treiber der anhaltenden Quantifizierung der Gesellschaft beschrieben (Beer 2016: 4; Diaz-Bone & Didier 2016: 8; Mau 2017: 40), da algorithmische Datenanalysen stets auf Basis statistischer, numerisch fundierter Prozesse operieren (Kitchin 2017: 17). Ohnehin basieren viele gängige Algorithmen auf statistischen Methoden (z.B. Rieder 2017). Andererseits wird die Sozialstatistik als wesentliche Vorform der Digitalisierung thematisiert (Passoth & Straßheim 2018: 169; Nassehi 2019: 31). Auch legen neue Phänomene wie die *Quantified Self*-Bewegung (Duttweiler et al. 2016), einen engen Zusammenhang zwischen Digitalisierungs- und Quantifizierungspraktiken nahe. Dass die Digitalisierung ohne die dahinterstehenden Quantifizierungsprozesse nicht denkbar ist, wurde von Vormbusch (2014) bereits treffend zugespitzt: „ohne Zahlen kein Big Data“.

Trotz dieser vielfältigen und engen Verknüpfung zwischen Quantifizierung und Digitalisierung lässt die gegenwärtige Digitalisierungs- und Algorithmenforschung einen systematischen Zugriff auf die Arbeiten der Quantifizierungssoziologie missen. Anschließend an den *empirischen* Zusammenhang zwischen Digitalisierung und Quantifizierung, wollen wir daher auch einen *theoretischen* Zusammenhang zwischen beiden verdeutlichen, indem wir im Folgenden aufzeigen, welchen Beitrag die Quantifizierungssoziologie für die Digitalisierungsforschung leisten kann.

## **Ranglisten: Perspektiven der Soziologie der Quantifizierung**

Bei der Soziologie der Quantifizierung handelt es sich um ein immer noch wenig institutionalisiertes, transdisziplinäres Forschungsfeld, das sich mit Praktiken des Quantifizierens, also der Produktion und Kommunikationen von Zahlen, samt ihrer gesellschaftlichen Effekte, befasst (Espeland & Stevens 2008; Diaz-Bone & Didier 2016: 8f.; Berman & Hirschman 2018: 258; Mennicken & Espeland 2019: 224f.). Aufgrund der geringen Institutionalisierung des Forschungsfeldes sind quantifizierungssoziologisch relevante Erkenntnisse oft verstreut in unterschiedlichen speziellen Soziologien zu finden, etwa der Wirtschaftssoziologie (z.B. Fourcade & Healy 2013), Wissenschaftssoziologie (z.B. Gläser et al. 2010) oder der Soziologie der Bewertung (z.B. Lamont 2012; Krüger & Hesselmann 2020) zu finden. Spezifisch mit Bezug auf die hier relevanten Ranglisten ist gar eine Soziologie der Rankings im Entstehen begriffen (Ringel & Werron 2019). Der Einfachheit halber fassen wir an dieser Stelle indes diese Arbeiten allesamt unter das Rubrum der Soziologie der Quantifizierung, auch wenn dies nicht unbedingt der Selbstbeschreibung der Forschenden entsprechen mag. Das für uns dabei relevante Kriterium für die Zuordnung ist jedoch, ob sich

soziologisch anschlussfähig mit Zahlen, Statistik, Ziffern, Vergleichen, Rankings, Ratings, Bewertungen und Messungen, kurz: mit der numerisch-quantitativen Dimension der Gesellschaft und den daran anschließenden Praktiken und Diskursen thematisch auseinandergesetzt wird.

Ranglisten verstehen wird dabei als eine Form des „evaluative[n] Vergleich[s]“ (Heintz 2016: 311) und als Grundtyp verschiedener Formate der vergleichenden Bewertung und Hierarchisierung von Entitäten (Esposito 2017: 353f.; Heintz 2019). Diese können in Form von Ratings, Rankings, Bestenlisten und Preise erstellt werden (Heintz 2019: 55-63; vgl. a. Mau 2017: 74f.). Die wesentlichen Unterschiede zwischen Ratings und Rankings bestehen dabei im Konstruktionsverfahren: Während bei Ratings erst einzeln beurteilt wird, also zunächst unabhängig von den Bewertungen der anderen Entitäten, vollzieht sich dies bei Rankings in einem Schritt und auf Basis von Beginn an vergleichenden Bewertungen (Lamont 2012: 211; Heintz 2019: 57-59; Esposito & Stark 2019: 7). Dies impliziert, dass bei Ratings Mehrfachbesetzungen von Ranglistenplätzen möglich sind während diese bei Rankings zumeist exklusiv sind, wodurch ein Nullsummenspiel der Ranking-Positionen entsteht, was einen verstärkten Wettbewerb zur Folge hat (Heintz 2019: 56-60). Dahinter stehen aber nicht per se quantifizierende Verfahren, es können ebenso qualitative Urteile Hintergrund der numerisch definierten Rankingplätze sein (Heintz 2019: 64). Dennoch wird über das ziffernförmige Rangsystem eine quantifizierende Bewertungsmethodik suggeriert, bisweilen um bewusst den weit verbreiteten Glauben an die Neutralität und Präzision von Zahlen zu nutzen (Heintz 2018: 636; 2019: 68f.). Vor dem Hintergrund automatisiert erzeugter Ranglisten sind für unsere weiteren Überlegungen vor allem diejenigen Forschungsergebnisse der soziologischen Quantifizierungsforschung relevant, die Prozesse selektiver Kategorisierung, der Stratifizierung und Normalisierung von Feldern, der Objektivitäts- und Legitimitätssteigerung, der Konstitution von Steuerbarkeit sowie dem Gaming thematisieren:

Ranglisten bzw. Quantifizierungen allgemein sind zunächst keineswegs als neutrale Instrumente zu verstehen (Esposito & Stark 2019: 6f.). Sie haben vielmehr konkrete epistemische und praktische Effekte, denn *„numbers often help constitute the things they measure by directing attention, persuading, and creating new categories for apprehending the world.“* (Espeland & Stevens 2008: 404, 412). Allen voran basieren Quantifizierungen also auf Prozessen der *Kategorisierung* und *Klassifizierung*, die die prinzipiell komplexe Realität in denk- und handhabbare Entitäten übersetzen. Auf diese Weise können sie simplifizieren, selektiv reduzieren, somit Entscheidungspraktiken anleiten und gesellschaftliche Realität mithin performativ erzeugen (Heintz 2007: 74; 2016: 316; Merry 2011: 84). Mitunter geht dies auch mit einer Standardisierung von Denkkategorien einher, die durch ihren hohen Institutionalisierungsgrad eine zunehmende Härte und Rigidität aufweisen (Bowker & Star 1999).

Ranglisten definieren jedoch nicht nur die Zugehörigkeit zur selben Kategorie, sondern etablieren auch hierarchische Differenzen innerhalb bzw. zwischen Kategorien (Heintz 2010). Ein wesentlicher Effekt dieser Hierarchisierung ist die *Stratifizierung* des betreffenden Feldes, d.h. eine Erhöhung der Ungleichheit zwischen den gerankten Akteur\*innen (Espeland & Sauder 2007; Fourcade & Healy 2013). Grundlage hierfür ist ein positiver Feedback-Mechanismus, der dadurch entsteht, dass hoch

gerankte Akteur\*innen leichter Ressourcen akquirieren können, mit denen sie wiederum ihre Ranglistenposition leichter verbessern können als schlechter gerankte Akteur\*innen (Gandy 2012). Dieser Mechanismus, der dem Matthäus-Effekt Merton'scher (1968) Prägung entspricht, kann im Extremfall dazu führen, dass anfangs kleine Unterschiede in später große Differenzen resultieren. So mag es ursprünglich zwischen zwei Privathochschulen, die auf Platz 100 und 101 eines Hochschulrankings stehen, nur marginale Unterschiede gegeben haben. Doch da die Einbeziehung in eine Top-100-Liste zu einer deutlich höheren Sichtbarkeit führt, kann die erste Universität, im Gegensatz zur zweiten, spürbare Vorteile genießen, sodass sich der Abstand zwischen den beiden Hochschulen schnell vergrößern wird (Espeland & Sauder 2007: 20).

Die *Normalisierung* von Feldern durch Ranglisten beschreibt wiederum den Umstand, dass Ranglisten zu einer Angleichung der gerankten Akteure im Feld führen, sobald sich letztere an den Ranglisten bzw. den ihnen zu Grunde liegenden Indikatoren orientieren. Ausgehend von Foucaults (1977) Überlegungen zur Disziplinarmacht wird argumentiert, dass die gerankten Akteur\*innen gemeinhin nach einer hohen Position in der Rangliste streben und sich daher darauf fokussieren, in den Ranglisten-relevanten Kriterien möglichst gut abzuschneiden, während weniger irrelevante Kriterien vernachlässigt werden. Als Folge kommt es zu einer *Homogenisierung* des betreffenden Feldes, da die Akteur\*innen ihr Handeln an demselben Set von Bewertungskriterien ausrichten (Sauder & Espeland 2009: 64; Covalski et al. 1998: 296). Ein Beispiel hierfür sind schulische Prüfungsleistungen, deren mitunter absoluter Status für die Leistungsbewertung dazu führt, dass Studierende sich tendenziell nur noch auf prüfungsrelevante Inhalte konzentrieren und nicht-prüfungsrelevanten Themen weniger Aufmerksamkeit schenken, was letztlich in homogenen Lerninhalten und -prozessen mündet. Dieser Effekt lässt sich auch bei digitalisierungsbezogenen Phänomenen vorfinden: Die Orientierung an der Auffindbarkeit mittels Suchmaschinen führt z.B. dazu, dass Journalist\*innen ihren Artikeln eher algorithmisch gut auffindbare Überschriften geben denn besonders kreative oder prägnante Überschriften (Range & Schweins 2007: 57-59).<sup>3</sup>

Quantifizierungen wird ferner gemeinhin *Objektivitätscharakter* zugesprochen. Gerade die „Objektivitätsaura von Zahlen“ (Heintz 2007: 79) ermöglicht es, mit ihnen Aussagen zu treffen, die von Adressat\*innen als neutral, sachbezogen, subjekt- und ortsunabhängig wahrgenommen werden (Porter 1994: 209; Heintz 2016: 317) – „*Quantification is a way of making decisions without seeming to decide.*“ (Porter 1995: 8). Die Quelle dieser Steigerung wahrgenommener Objektivität und Legitimität liegt zum einen darin, dass Zahlen ihre Negationsmöglichkeit nicht in sich tragen, d.h. dass für die Ablehnung einer Aussage mit Zahlen entweder alternative Zahlen oder konkretes Wissen um die Herstellungsbedingungen der Zahlen vorliegen müssen, was häufig nicht der Fall ist (Espeland & Stevens 2008: 422; Mennicken & Espeland 2019: 239). Zum anderen überzeugen Zahlen durch ihre hohe Komprimierungs- und Verdichtungsfähigkeit (Heintz 2010: 173). Beispielhaft sei hier auf die jährlichen Berechnungen zum Bruttoinlandsprodukt verwiesen, das als allgemein akzeptierter und politisch wirkmächtiger Indikator für die volkswirtschaftliche Leistung verwendet

---

<sup>3</sup> Beides kann freilich zusammenfallen, muss es aber nicht.



wird und im jährlichen Vergleich intuitiv sichtbar machen kann, ob diese gestiegen oder gefallen ist, gleichwohl es kaum Möglichkeiten gibt, die errechneten Werte zu überprüfen (Lepenes 2013).

Ein weiterer Strang beschäftigt sich mit dem durch Quantifizierung erhöhtem Potential zur Ressourcen-Allokation (Miller 2001), und der hieraus resultierenden gesteigerten *Konstitution von Steuerbarkeit*.<sup>4</sup> Diese Idee hat ihre Wurzeln einerseits in Foucaults Konzept der Biopolitik, bei der Bevölkerungsstatistiken neue Formen des Regierens ermöglichen (Foucault 1978; Miller & Rose 2008: 65-68; Hacking 2015), andererseits schließt die Idee an das ANT-Konzept der „*immutable mobiles*“ (Latour 2006) an. In diesem Sinne wird Zahlen gemeinhin eine hohe physische Mobilität zugeschrieben wird: „*numbers travel faster and better than words*“ (Heintz 2010: 167), infolgedessen räumlich umfassendere Bezugsrahmen gebildet werden können (Esposito & Stark 2019: 13). Im Bereich Digitalisierung lassen sich Entsprechungen insbesondere bei Plattform-Unternehmen finden, die u.a. auf Basis der Aggregation und Analyse von Transaktionsdaten ganze Märkte regulieren (Srnicek 2017; Staab 2019). Dort wird Nutzung von Daten zu Steuerungszwecken zwar auch unter Begriffen wie „*programmability*“ thematisiert (van Dijck & Poell 2013: 5), prinzipiell entspricht dies nichtsdestotrotz der Idee statistisch konstituierter Steuerbarkeit.

Wie erwähnt ist es bei vielen Ranglisten üblich, dass diese publiziert und von den gerankten Personen bzw. Organisationen berücksichtigt werden, also eine Reaktivität der Ranglisten vorliegt. Dies resultiert zum Teil darin, dass die Bewerteten versuchen, ihre Position auch mit (aus Sicht der bewertenden Instanz) nicht-legitimen Mitteln künstlich zu verbessern (Espeland & Sauder 2007). Dieser als „*Gaming*“ bekannte Effekt ist in der Soziologie keine neue Einsicht – so ist der bereits von Merton (1940) diskutierte Mechanismus des „*goal displacement*“, bei dem Evaluationen lediglich zur Verbesserung der Performance-Indikatoren aber nicht der eigentlichen Performance führen, bereits eine Form des Gamings, wie sie in der Quantifizierungsforschung thematisiert wird. Gaming-Praktiken im Rahmen von Rankings sind indes besonders folgenreich, da es sich bei diesen um ein Nullsummenspiel handelt: jeder Aufstieg einer Person bzw. Organisation führt zum Abstieg einer anderen (Heintz 2019: 60). Eine Langzeitfolge von Gaming-Strategien kann sein, dass die Ranglisten-Indikatoren gänzlich obsolet werden, da sie durch massenhaftes Gaming jegliche Validität verloren haben. So haben Ratings in der Finanzindustrie aufgrund von vielfältigen Optimierungshandlungen seitens der bewerteten Organisationen und Staaten stetig an Aussagekraft eingebüßt (Fligstein & Goldstein 2010: 58; Carruthers 2010: 167). Auf ähnliche Weise sind Patente immer unzuverlässige Indikatoren für Innovativität geworden, da Unternehmen Patente mehr zur Signalisierung von (vermeintlicher) Innovativität denn zur Absicherung tatsächlicher Neuerfindungen anmelden (Mersch 2013: 138-144). Praktiken des Gamings lassen sich bei zahlreichen öffentlichen Algorithmen finden, beispielsweise im Zuge der sogenannten *Search Engine Optimization* (Ziewitz 2019), der künstlichen Verbesserung der eigenen Position bei Suchmaschinen-Trefferlisten. Bezeichnenderweise werden die Versuche betroffener Unternehmen, Gaming-Praktiken etwa durch

---

<sup>4</sup> In diesem Rahmen wird die National-Statistik mitunter auch als Geburtsstunde des modernen Staates angesehen (Desrosières 1998).

bewusste Geheimhaltung der Berechnungsmethode der Ranglisten entgegenzuwirken (Crawford 2016: 87), mit dem Objektivitäts- und Neutralitäts-Anspruch von Algorithmen legitimiert (Gillespie 2010; Petre et al. 2019).

Im nächsten Abschnitt wird nun thematisiert, wie die vorgestellten Effekte von Ranglisten auf die Algorithmenforschung übertragbar gemacht werden kann.

### **Die Modifizierung von Ranglisten-Effekten aufgrund softwaretechnisch-automatisierter Erzeugung**

Die Frage nach der Differenz von analog erzeugten Ranglisten und solchen, die mit Hilfe softwaretechnischer Automatisierung erzeugt wurden, entspricht im Grunde der Frage, was denn an der Digitalisierung wirklich neu sei. Während der Grad der technischen Elaboriertheit der Ranglisten-Erstellung bereits als ein wesentlicher Faktor in klassischen Arbeiten der Quantifizierungssoziologie Eingang benannt wurde (Espeland & Stevens 1999: 318), wurden die konkreten Konsequenzen technisch elaborierterer bzw. algorithmisierter Ranglisten-Erzeugung kaum thematisiert. Mit der folgenden Darstellung wollen wir die wesentlichen Bereiche aufzeigen, für die die Automatisierung der Erzeugung von Ranglisten Folgen hat. Es soll im Zuge dessen deutlich werden, dass sich sämtliche Konsequenzen algorithmisierter Ranglisten-Erzeugung auf einen oder mehrere im vorangehenden Abschnitt thematisierten Effekte beziehen lassen, da sie nämlich in ihrer Wirkung modifiziert werden. Abgeleitet wurde die folgende Liste dabei aus der Literatur zu den Unterschieden zwischen Big Data und traditionellen Datensätzen (z.B. Tufekci 2014), konzeptionellen Arbeiten der Techniksoziologie zu Algorithmen (z.B. Rammert 2007) und aus verschiedenen Arbeiten der sozialwissenschaftlichen Digitalisierungsforschung (z.B. Kitchin 2014; Crawford 2016; Büchner 2018).

Ein erster Ausgangspunkt für die Differenz zwischen analog und automatisiert erzeugten Ranglisten ist die softwaretechnische Vermittlung, auf Basis derer die Rangliste einschlägiger Algorithmen erzeugt wird. Ausgehend von techniksoziologischen Arbeiten, die Technik als zuverlässiges, fixiertes und wiederholbares Mittel zur verstärkten Wirksamkeit bei der Erzeugung spezifischer Effekte definieren (Rammert 2007: 54-63; Schulz-Schaeffer 2019: 17), lässt sich die automatisierte Ranglisten-Erzeugung als eine Form der verstärkten<sup>5</sup> Technisierung interpretieren (Rammert 2007: 54). Dies hat auf der Ebene der produzierten Ranglisten einerseits eine abermals verstärkte Fixierung und Härtung des betreffenden Kategoriensystems zur Folge. Nicht umsonst gilt die strenge Regelbefolgung bzw. hohe Formalisierung als das zentrale Wesensmerkmal von Algorithmen (Heintz 1993: 234f.; 2018: 632). Ohnehin ist die Vorstellung, dass Technik gehärtete bzw. strengere Institutionen repräsentiert, seit jeher ein Kerngedanke der sozialwissenschaftlichen Technikforschung (z.B. Latour 1991). In handlungspraktischer Konsequenz führt dies, wie in einigen

---

<sup>5</sup> Allein die Quantifizierung, auf der Ranglisten beruhen, ist natürlich schon als eine wiederholbare und schematisierte Form verstehen, sodass man den analog erzeugten Ranglisten bereits eine gewisse Technisierung zuschreiben muss und die automatisierte Ranglisten-Erzeugung dementsprechend eine verstärkte Technisierung.

Arbeiten der Digitalisierungsforschung bereits thematisiert worden ist (Müller-Birn et al. 2013: 82; Büchner 2018: 339), zur einer *erhöhten Skalierbarkeit* und Effizienz der technischen Automatisierung der Ranglisten-Erzeugung auf Kosten einer zugleich substanziell *verringerten Flexibilität*, was die idiosynkratischen Charakteristika der gerankten Elemente angeht.<sup>6</sup>

Zur Veranschaulichung von Skalierbarkeit und Inflexibilität denke man beispielsweise an die netzpolitische Diskussion um Upload-Filter, die einerseits eingeführt werden sollten, da sie einerseits in der Lage sind sehr viel größere Datenmengen zu überprüfen (höhere Skalierbarkeit), andererseits aber auch von Netzaktivist\*innen dafür kritisiert wurden, dass sie zu einem *Overblocking* führen könnten, was die Meinungsfreiheit faktisch einschränken würde (geringere Flexibilität) (Heldt 2018). Die erhöhte Skalierbarkeit führt zu einem Einbezug von mehr Entitäten in die vergleichende Bewertung und somit einer erhöhten Reichweite des Steuerungspotenzials der Ranglisten-Produzent\*innen. Basierend auf der These, dass eine höhere Konzentration von Akteur\*innen verschärften Wettbewerb zur Folge hat (Durkheim 2013: 201-222), ist es naheliegend anzunehmen, dass die erhöhte Skalierbarkeit auch zu einem verschärften Wettbewerb zwischen den Akteur\*innen und damit potenziell zu einer stärkeren Stratifizierung des Feldes führen kann (Brankovic et al. 2018). Die zunehmende Inflexibilität hingegen kann zu einer Verstärkung der ohnehin schon durch Quantifizierung bestehenden Rigidität von Kategoriensystemen führen und somit den Normalisierungsdruck bei gerankten Akteur\*innen abermals verstärken.

Im Gegensatz zu analogen Ranglisten zeichnen sich algorithmisch vermittelte Ranglisten ferner häufig durch *eine höhere Granularität* aus, also einer sehr feinen Anpassung der Ergebnisse bis hin zur individuellen Anpassung der Bewertungen (Passoth & Rammert 2019: 153-154; Kitchin 2014: 2). So werden beispielsweise Google-Nutzer\*innen auf Basis ihrer vorherigen Suchanfragen personalisierte Suchergebnisse angezeigt (Feuz et al. 2011). Dieses Potenzial zur personenbezogenen Adaption ist letzten Endes eine Konsequenz der erhöhten Leistungsfähigkeit von Softwaretechnik hinsichtlich numerischer Operationen. Die erhöhte Granularität algorithmisch erzeugter Ranglisten wird besonders deutlich, wenn man sich vor Augen führt, dass mit der Einführung der Sozialstatistik ursprünglich das Ideal des „*homme moyen*“ verbunden war (Quetelet 1869); also des Durchschnittsmenschen, der als Aggregation sämtlicher Personen und folglich als Nivellierung interpersonaler Unterschiede verstanden wurde (Igo 2007). Das Spannungsfeld zwischen rigiden statistischen Kategorien einerseits, und individueller Zuschneidung andererseits, ist dabei eine offene empirische Frage mit besonderer Relevanz für Fragestellungen zu Individualisierung im digitalen Zeitalter (z.B. Reckwitz 2017).

Es bleibt festzuhalten, dass eine hohe Granularisierung den parallel ebenfalls auftretenden Homogenisierungseffekt (durch die Normalisierung des Feldes) abschwächen kann. Ebenso ermöglicht die Granularität automatisiert erzeugter Ranglisten auch zuvor weniger sichtbaren Entitäten deutlich sichtbar zu werden und somit die Stratifikations-Effekte von Ranglisten zu

---

<sup>6</sup> Dies impliziert keine deterministische Vorstellung von Ranglisten, da Akteur\*innen selbstverständlich weiterhin Spielräume in der Nutzung bzw. Beeinflussung der Ranglisten besitzen, etwa wenn es bei unplausiblen Ergebnissen zu einer „Rekalibrierung“ der Interpretation der Zahlen kommt (Dudhwala & Larsen 2019).

gewissem Grade zu nivellieren. So erklärt Anderson (2008) die gestiegene Relevanz von Nischenprodukten unter anderem mit der höheren Granularität von Such- und Empfehlungsalgorithmen. Ferner kann die individuelle Anpassung auch eine Ausweitung des mittels Ranglisten konstituierten Steuerungspotenzials bedeuten, sofern die Personalisierung von Rankings oder Ratings auch eine Personalisierung von Versuchen der Verhaltens-Beeinflussung mit sich bringt – eine der Kernideen der These des Überwachungskapitalismus (Zuboff 2019). Und zu guter Letzt kann eine höhere Granularität das Steuerungspotenzial von Ranglisten nochmals steigern, was sich am Beispiel der Versicherungsbranche treffend veranschaulichen lässt: So setzt sich hier nämlich durch den zunehmenden Einsatz algorithmischer Big Data-Analysen immer stärker der Trend durch, Tarife und Prämien auf Basis individueller Profile und nicht mehr anhand überindividueller Durchschnitts-Risiken zu bestimmen (Cevolini & Esposito 2020).

Auch auf temporaler Ebene hat die Algorithmisierung der Ranglisten-Erzeugung Konsequenzen. Hier ist durch die Automatisierung eine *zeitliche Verdichtung* der Erzeugung von Ranglisten festzustellen: Während analoge Ranglisten relativ selten veröffentlicht werden – im Falle von Hochschulrankings beispielsweise nur einmal im Jahr (Espeland & Sauder 2007; Ringel & Werron 2020) – werden automatisiert erzeugte Ranglisten nahezu in Echtzeit adaptiert und publiziert (van Dijck & Poell 2013: 10; Kitchin 2014: 1). Dies ist vor allem darauf zurückzuführen, dass digitalen Technologien sich durch eine nahezu verzögerungsfreie Übertragung von Informationen auszeichnen (Wajcman 2008). Die zeitliche Verdichtung kann in Folge dessen zu einem (abermals) erhöhten Kontroll- und Steuerungspotential führen, da die Echtzeitkontrolle die Menge unbeobachteter Zeitpunkte deutlich verkleinert. War es bereits ein Merkmal des Taylorismus durch minutiöse Zeitmessungen die Autonomie der Arbeiter\*innen zu verringern (Morgan 1997), so ist im Rahmen algorithmischer Regulationsregime nicht zufällig von einem „digitalen Taylorismus“ die Rede (Staab & Nachtwey 2016). Auf der anderen Seite eröffnet die zeitliche Verdichtung aus Perspektive der Ranglisten-Produzent\*innen aber auch neue Handlungsspielräume, etwa wenn beim Predictive Policing nun Muster serieller Tatbegehungen frühzeitig genug erkannt werden, um neuartige Präventionsstrategien, in Form von raumzeitlich spezifizierten Abschreckungsmaßnahmen, umsetzen zu können (Egbert & Leese 2021: 3).<sup>7</sup>

Eine weitere Differenz zwischen analoger und automatisierter Ranglisten-Erstellung ist, dass letztere auch von einer *Integration von Nutzerdaten* gekennzeichnet sind. Mit dem vor rund 15 Jahren proklamierten Web 2.0 ging eine zunehmende Integration von Nutzerdaten in Online-Dienste einher

(O'Reilly 2005). Heute sind Bewertungen mit Likes oder Sternen ein selbstverständliches Charakteristikum nahezu aller digitalen Plattformen (Gerlitz & Helmond 2013). Abgeleitet von der wirtschaftssoziologischen Figur des „Prosumers“, d.h. Konsument\*innen, die zugleich auch Produzent\*innen sind (Ritzer & Jurgenson, 2010; Dusi 2018), sind Nutzer\*innen, die auf


---

<sup>7</sup> Eine Echtzeit-Veröffentlichung kann jedoch auch gerade unterlassen werden, wenn der Event-Charakter regelmäßiger für mediale Inszenierungen genutzt wird, wie es bei Hochschulrankings teilweise der Fall ist (Ringel & Werron 2020).

Internetplattformen Bewertungen abgeben, faktisch als Ko-Produzent\*innen der jeweiligen Ranglisten zu erachten. Auch die Preisgabe von persönlichen Daten in sozialen Netzwerken, um die verschiedenen Funktionalitäten und Vorteile dieser ausnutzen zu können, trägt zur Integration von Nutzerdaten bei (Hull 2015). Hinzu kommt, dass auch ohne aktives Bewerten oder Datenpreisgeben allein die Nutzung eines Online-Dienstes in erhöhtem Maße Spurendaten erzeugt, die ebenfalls in der Analyse verarbeitet werden (Nassehi 2019: 148; Zuboff 2019).

Für Ranglisten bedeutet dies, dass eine wesentlich breitere Palette an Datentypen für die Ranglisten-Erzeugung herangezogen werden kann. Als Folge dessen ist eine effektivere Steuerbarkeit durch Ranglisten anzunehmen, da nun Verhalten gerankt werden kann, welches zuvor mangels der dafür notwendigen Daten nicht für eine vergleichende Bewertung erfassbar war. Die Tatsache, dass Nutzer\*innen-Bewertungen nun Ranglisten ko-konstituieren (Kornberger et al. 2017) bedeutet auch, dass die Zahl der (potenziellen) Bewerter\*innen massiv zunimmt, was zu einer Verdichtung von Kontrolle führt und somit verstärkten Normalisierungseffekt führt.<sup>8</sup> Es lässt sich weiterhin sagen, dass durch die Integration von Nutzer\*innendaten auch die Spielräume zum Gaming der Ranglisten durch die nun niedrigschwelligere Bewertungsmöglichkeit vergrößert werden – man denke hier etwa an das Problem der Fake-Reviews bei Online-Bewertungen (Malbon 2013; Lappas et al. 2016). Und schließlich kann die Integration von Nutzer-Daten zu einer erhöhten Legitimität der Ranglisten führen, da erhöhte Partizipation durch Nutzer\*innen auch ein (scheinbar) demokratisches Moment innewohnt (vgl. Kornberger et al. 2017).

Eine weitere Konsequenz der Algorithmisierung von Ranglisten ist die zunehmende *Opazität* und folglich geringere Nachvollziehbarkeit ihrer konkreten Entstehung (Tufekci 2014; Gorwa et al 2020). Dieser Aspekt lässt sich gut mit Burrells (2016) Unterscheidung verschiedener Formen algorithmischer Intransparenz begründen: Intransparenz kann aufgrund von Geheimhaltungs-Praktiken der Unternehmen, aufgrund fehlenden technischen Verständnisses hinsichtlich Algorithmen und durch die Spezifika von Prozessen des maschinellen Lernens entstehen, bei denen Ranglisten-Ergebnisse selbst von den Programmierer\*innen nicht mehr vollständig nachvollzogen werden können. Während die Intransparenz durch Geheimhaltung auch für analoge Ranglisten gilt, treten die beiden letzteren Typen nur bei automatisiert erzeugten Ranglisten auf und erklären so deren höhere Opazität im Gegensatz zu analog erzeugten Ranglisten.

Eine Folge dieser verstärkten Intransparenz ist, dass Gaming-Versuche erschwert  (Speland & Sauder 2007: 34). Da der große Teil der Datensammlung im Internet durch Unternehmen geschieht (Burrows & Savage 2014) und diese im Gegensatz zu staatlichen Behörden nicht zur Transparenz verpflichtet sind, führt dies dazu, dass viele Unternehmen nicht offenlegen, wie ihre Ranglisten im Detail entstehen (Crawford 2016: 87). Eine andere Konsequenz der deutlich erhöhten Opazität algorithmischer Ranglistenerzeugung ist, dass sofern die betroffenen Akteur\*innen unterschiedlich viel Wissen über die Funktionsweise der Ranglisten besitzen (Gran et al. 2020; Kolkman 2019; Curchod et al. 2020), sich auch die Kompetenz zum Gaming unterschiedlich verteilt. Dies resultiert

---

<sup>8</sup> Foucault (1977: 225) spricht hier von mehr "Relaisstationen" des Disziplinärblicks.

in einer erhöhten Ungleichheit zwischen gaming-betreibenden Akteuren und solchen Akteuren, die kein Gaming betreiben – was letztlich die Stratifizierung des Feldes weiter antreibt. Hinzu kommt, dass die Opazität der Ranglisten-Erzeugung einerseits die Legitimität des Algorithmus senken, andererseits aber auch eventuelle Probleme der Ranglisten-Erzeugung kaschieren kann und so die Legitimität der Rangliste zu wahren vermag, ganz im Sinne eines „Blackboxing“ (Latour 2002: 222). Eine Zusammenfassung der herausgearbeiteten Effekt-Modifikationen durch die automatisierte Erzeugung von Ranglisten findet sich in Tabelle 1.

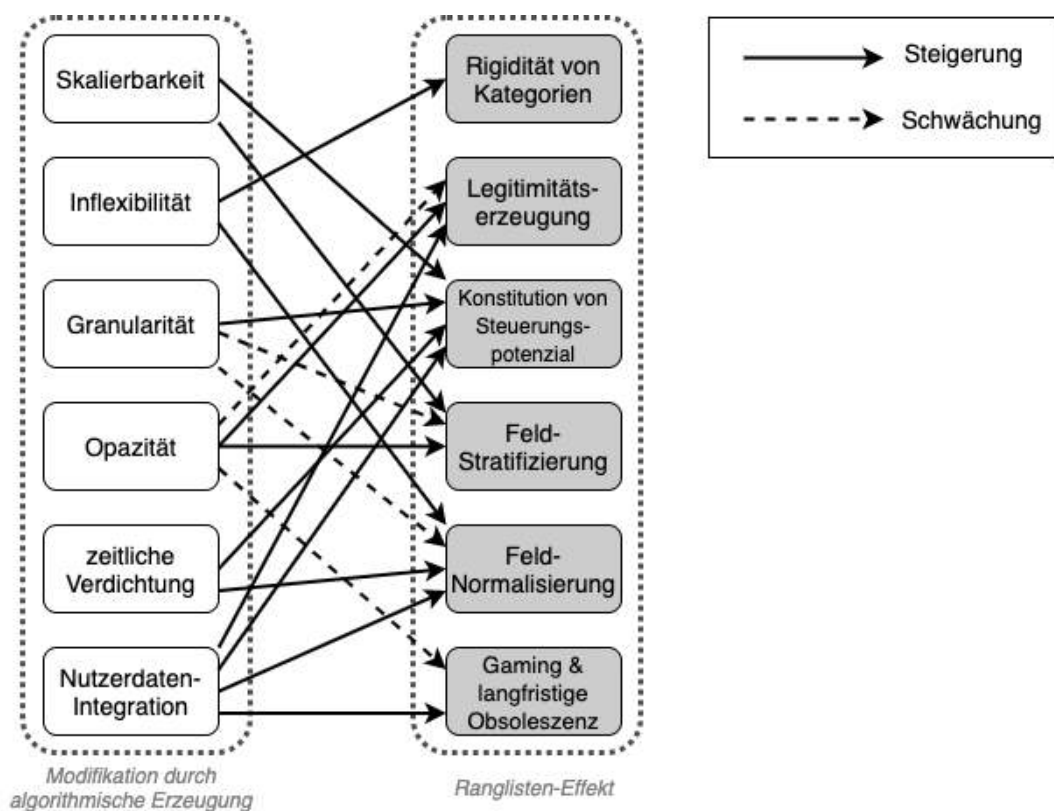
**Tabelle 1:** Modifikationseffekte durch automatisierte Erzeugung von Ranglisten

	<b>Beschreibung</b>	<b>Modifikation von Ranglisten-Effekten durch software-technisch automatisierte Erzeugung</b>
<b>Skalierbarkeit</b>	erhöhte Fähigkeit zur Verarbeitung großer Datenmengen	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Erhöhtes Steuerungspotential</li> <li>• Erhöhte Stratifikation durch verstärkten Wettbewerb aufgrund größerer Felder</li> </ul>
<b>Inflexibilität</b>	erhöhte Rigidität der algorithmischen Kategorien	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Verfestigung und stärkere Rigidität von Kategorien-Schemata</li> <li>• Stärkerer Druck zur Normalisierung des Feldes</li> </ul>
<b>Granularität</b>	Verfeinerung von Ergebnissen bzw. personalisierter Zuschnitt	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Abschwächung von Homogenisierungs-Effekten</li> <li>• (leichte) Nivellierung der Feld-Stratifizierung</li> <li>• Erhöhtes Steuerungspotential</li> </ul>
<b>Zeitliche Verdichtung</b>	Erhöhte zeitliche Dichte der „Veröffentlichung“ der Rangliste	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Erhöhten Steuerungs- und Kontrollpotenzial</li> <li>• Verstärkte Normalisierung des Feldes durch erhöhte Disziplinierung der gerankten Akteure</li> </ul>
<b>Nutzerdaten-Integration</b>	Verwendung von Nutzer- und Nutzerspuren-Daten bei der Ranglisten-Erzeugung	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Erzeugung von Steuerungspotenzial in qualitativ neuen Bereichen</li> <li>• Verstärkte Normalisierung des Feldes durch erhöhte Anzahl von Personen, die Bewertungen abgeben (Verdichtung der Kontrolle)</li> <li>• Neue Möglichkeiten zum Gaming der Rangliste</li> <li>• Erhöhte Legitimität durch (scheinbare) Demokratisierung</li> </ul>
<b>Opazität</b>	Erhöhte Intransparenz der Art der Ranglisten-Erzeugung	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Verringerteres Potenzial zum Gaming (und damit langfristig geringere Obsoleszenz der Ranglisten)</li> <li>• Erhöhte Stratifizierung bei ungleich verteilten Kompetenzen zum Gaming</li> <li>• potenziell verringerte Legitimität der Rangliste, potenziell erhöhte Legitimität der Rangliste</li> </ul>

## Analyseschema zur Untersuchung algorithmisch erzeugter Ranglisten

In Abschnitt 3 wurden ausgewählte Erkenntnisse der sozialwissenschaftlichen Forschung zu den Effekten von Ranglisten dargestellt. Im darauffolgenden Abschnitt 4 wurde daran anknüpfend erörtert, welchen Unterschied die softwaretechnisch-automatisierte Erzeugung von Ranglisten nichtsdestotrotz macht und welche Konsequenzen dies für die zuvor diskutierten Ranglisten-Effekte hat. Die Integration von allgemeinen Ranglisten-Effekten und algorithmischen Effekt-Modifikationen kulminiert nun in einem übergreifenden Analyseschema für automatisiert erzeugte Ranglisten (siehe Abb. 1). Primär soll das Schema dazu dienen, die mit der Digitalisierung ubiquitär gewordenen Ranglisten und die damit verbundenen algorithmischen Systeme präziser und empirisch fundiert analysieren zu können. Ein Vorteil des Analyseschemas ist indes zudem, genauer bestimmen zu können, welche Folgen der Einführung eines Algorithmen-Systems genuin als spezifische Konsequenzen der Digitalisierung anzusehen sind.

**Abbildung 1:** Überblick über die Modifikationen von Ranglisten-Effekten durch deren algorithmische Erzeugung



Sollte sich herausstellen, dass die meisten Eigenheiten eines empirischen Phänomens mit den Ranglisten-Effekten (Abb. 1, rechte Spalte) bereits erklärt werden können, so ist das betreffende Phänomen in weiten Teilen mit Konzepten der Quantifizierungsforschung hinreichend erklärt und damit auch kein neuartiges, erst mit der Digitalisierung auftretendes Phänomen. Erst wenn die Ranglisten-Effekte auch durch die algorithmische-automatisierte Erzeugung in ihrer Wirkung substantiell modifiziert werden (Abb. 1, linke Spalte), haben wir es mit einem genuin neuartigen

Phänomen zu tun, dessen Entstehen auf die Digitalisierung zurückführbar ist. In diesem Falle können die Einsichten der Quantifizierungssoziologie zu Ranglisten zusammen mit den oben beschriebenen digitalisierungsspezifischen Effekt-Modifikationen genutzt werden, um das betreffende empirische Phänomen mit größerer analytischer Präzision untersuchen zu können.

Das Analyseschema ist dabei als Werkzeugkasten zu verstehen, aus dem je nach Forschungsfrage und Analysegegenstand einzelne Aspekte herausgegriffen werden können. Diese können für empirische Untersuchungen als ein *sensitizing device* (Bowen 2006) fungieren, das Forschungsvorhaben für potenzielle Alternativerklärungen sensibilisiert. Nichtsdestotrotz deuten sich mit dem Analyseschema bereits Konturen einer Theorie mittlerer Reichweite für automatisiert erzeugte Ranglisten an, und damit letztlich für Algorithmen allgemein.

Im folgenden Abschnitt wollen wir abschließend den Mehrwert des Schemas demonstrieren, indem wir es exemplarisch auf eine mittlerweile als klassisch anzusehende Studie der Digitalisierungsforschung anwenden, nämlich der Untersuchung des TripAdvisor-Algorithmus durch Scott und Orlikowski (2012).

### **Exemplarische Illustration des Analyseschemas**

Als exemplarischen Anwendungsfall unseres Analyseschemas haben wir die empirische Studie von Scott und Orlikowski (2012) zum Reise- und Hotel-Bewertungsportal TripAdvisor ausgewählt. Die zentrale Funktion von TripAdvisor ist es, auf individuelle Suchanfrage eine angepasste Rangliste von Übernachtungsmöglichkeiten zu generieren. Die Ranglisten beruhen dabei primär auf Nutzer\*innen-Bewertungen, die in TripAdvisors *Popularity-Index-Algorithmus* einfließen und der die Reihenfolge der Treffer bestimmt (Scott & Orlikowski 2012: 31; vgl. a. Jeacle & Carter 2011: 294, 298). Neben der Tatsache, dass die Studie breit rezipiert wurde, eignet sie sich gerade deswegen als beispielhaftes Illustrationsmaterial, weil sie explizit an sozialwissenschaftliche Ranking-Forschung anschließt und zugleich versucht, auf digitalisierungsspezifische Eigenheiten von den TripAdvisor-Ranglisten einzugehen. Zudem spricht die Studie verschiedene Auswirkungen ebendieser an und vergleicht diese gezielt mit früheren einschlägigen Formen von Bewertungen im betreffenden Kontext, z.B. den Sterne-Bewertungen in gedruckten Reiseführern.

Die *Normalisierung* von Feldern, wie sie von Espeland und Sauder (2009) beschrieben wurde, wird von Scott und Orlikowski (2012: 28) ausdrücklich als analytischer Bezugspunkt angeführt und auch in der empirischen Analyse als Effekt identifiziert, da sich die bewerteten Hotels deutlich an den von TripAdvisor genutzten Bewertungskriterien (z.B. Service oder Sauberkeit) orientieren (Scott & Orlikowski 2012: 32). Jedoch erklären die Autorinnen auch, dass die früheren 1-bis-5-Sterne-Bewertungssysteme der Reiseführer ähnliche Bewertungskriterien wie nun TripAdvisor genutzt haben und der Effekt somit prinzipiell erstmal nicht neu sei – der Unterschied läge hauptsächlich in der subjektiveren Interpretation von Konzepten wie Sauberkeit durch die bewertenden Nutzer\*innen (2012: 36).

Die besondere, durch dessen automatisierte Erzeugung begründete Eigenheit der TripAdvisor-Rangliste wird aber deutlich, sobald Scott und Orlikowski (2012) dessen Publikationshäufigkeit



thematisieren: während klassische Reiseführer, wenn überhaupt, höchstens alle 12 Monaten in neuer Auflage erscheinen und dementsprechend die bewerteten Hotels nur sporadisch von den betreffenden Reisejournalist\*innen besucht werden, erscheinen die Gäste-Reviews auf TripAdvisor kontinuierlich. In aller Regel werden Nutzer\*innen-Reviews innerhalb von 24 Stunden veröffentlicht, was zu einer steten Aktualisierung des Ratings bei TripAdvisor führt (Scott & Orlikowski 2012: 32). Damit entsteht eine wirkmächtige *zeitliche Verdichtung*, die einen starken disziplinierenden Druck auf die bewerteten Hotels und deren Mitarbeiter\*innen ausübt, wie ein von Scott und Orlikowski zitierter Hotelmanager beschreibt:

*„[TripAdvisor] keeps them on their toes, all the time because they are terrified of a bad review [...]. This is immediate, 24h after somebody has gone, they are on the website, they are putting in the review.“ (Scott & Orlikowski 2012: 32; H. i. O.)*

Mit der Verwertung von Nutzer\*innen-Bewertungen nimmt überdies die Zahl der beobachtenden und bewertenden Augenpaare deutlich zu (Scott & Orlikowski 2012: 32). Die erhöhte soziale wie zeitliche Dichte der Bewertungen, die nur über die softwaretechnische automatisierte Ranglisten-Erzeugung zustande kommen kann, erklärt, warum vom Rating ein so starker Disziplinierungsdruck für die Hotel-Mitarbeiter\*innen ausgeht.

Scott und Orlikowski zeigen ferner die Bemühungen von TripAdvisor-Repräsentant\*innen auf, ihr Rating als eine *objektive* Rangliste darzustellen. Es wird die Neutralität (*unbiasedness*) betont (Scott & Orlikowski 2012: 31) und ein Werbeslogan des Unternehmens lautete dementsprechend auch: „*Get the Truth, then Go*“ (zit. n. Scott & Orlikowski 2012: 33). Während solche Legitimierungsversuche freilich auch bei klassischen, gedruckten Reiseführern zu finden sind (vgl. Cocking 2009: 55f.), führt die Integration von Nutzer\*innen-Bewertungen auf TripAdvisor zu einer ebenso neuen wie wirkmächtigen Quelle der Legitimitätserzeugung (vgl. Jeacle & Carter 2011: 306). So zitieren die Autorinnen etwa den CEO von TripAdvisor, der die Neutralität des TripAdvisor-Algorithmus' damit begründet, dass die hohe Zahl der Gäste-Bewertungen gleichsam automatisch zu einem objektiven Ergebnis führt:

*„At the end of the day, when you have 500 reviews, it's almost hard for an algorithm to go wrong... You know, if I told you exactly the weighting it wouldn't be meaningful to you, it's not particularly meaningful to me.“ (zit. n. Scott & Orlikowski 2012: 37)*

Als weitere Folge der massenhaften Verwendung von Gäste-Bewertungen ist hervorzuheben, dass das *Gaming* der Ratings durch gefälschte Bewertungen („*fake reviews*“), deutlich erleichtert und mithin befördert wurde (Scott & Orlikowski 2012: 33; vgl. Jeacle & Carter 2011: 298). Zwar sind Manipulationen prinzipiell auch bei den Hotelbewertungen in klassischen Reiseführern möglich sind. Jedoch schienen gefälschte Bewertungen bereits zum Zeitpunkt der Untersuchung von Scott und Orlikowski sowohl für TripAdvisor als auch für die betroffenen Hotels ein wesentlich größeres Problem darzustellen, da es schlicht einfacher ist, sich beim Verfassen einer digitalen Bewertung als Gast auszugeben als vor Ort anwesende Reisejournalist\*innen hinters Licht zu führen. Dieses

erhöhte Gaming-Potenzial ist wiederum einer der zentralen Gründe, mit denen TripAdvisor die Geheimhaltung ihres Algorithmus und dessen genauen Bewertungsprozesses begründet (Scott & Orlikowski 2012: 33).

Die daraus resultierende *Opazität* der konkreten Erzeugungsweise der Rangliste ist zudem ein Faktor, der zu einer gesteigerten *Stratifizierung* der Hotelbranche führt. Denn wie die Autorinnen betonen, führt die Undurchsichtigkeit des TripAdvisor-Ratings gepaart mit einer durchschnittlich geringeren Technikaffinität unter den Eigentümer\*innen kleinerer Hotels dazu, dass diese systematisch schlechter für den Umgang mit der algorithmisch erzeugten Rangliste gewappnet sind (Scott & Orlikowski 2012: 34f.). Nichtsdestotrotz kommt es sowohl mit TripAdvisor als auch mit klassischen Reiseführern aufgrund des Matthäus-Effektes zu einer Stratifizierung des Hotelgewerbes: Diejenigen Hoteliers, die positiv bewertet werden, sind attraktiver für Gäste, können dadurch höhere Preise verlangen und so beispielsweise mehr in ihr Etablissement investieren, was wiederum dessen Attraktivität steigert.

Allerdings führen Scott und Orlikowski aus, dass zumindest einzelne kleinere Hotels dank TripAdvisor durchaus einen Zuwachs der Besucherzahlen verzeichnen konnten. Denn während sie vorher auf Grund ihrer geringen Größe und mitunter abgelegenen Lage häufig nicht in Reiseführern aufgeführt wurden, haben sie durch das Reiseportal zum Teil deutlich an Sichtbarkeit gewonnen: „*TripAdvisor has quite literally put them ,on the map‘.*“ (Scott & Orlikowski 2012: 30). Während Scott und Orlikowski diesen Umstand jedoch zuvorderst auf die GPS-basierte Kartierung von Hotels auf TripAdvisor zurückführen (Scott & Orlikowski 2012: 30), konstatieren wir demgegenüber gemäß unseres Analyseschemas, dass die erhöhte Sichtbarkeit kleinerer Gasthäuser mit der erhöhten *Granularität* des TripAdvisor-Ratings aufgrund seiner algorithmisch-automatisierten Erzeugung zu erklären ist: Im Gegensatz zu gedruckten Reiseführern, die Hotels in aller Regel nach größeren geografischen Regionen kategorisieren (z.B. Toskana), ist das Rating von TripAdvisor deutlich feinkörniger filterbar, etwa nach Suchanfragen wie „*Übernachtungen in der Preiskategorie 50-60 € pro Person/Nacht in Pisa*“.<sup>9</sup> Solche individualisierten und auf differenzierte Suchanfragen angepasste Ranglisten sind eine plausiblere Erklärung für die Beobachtung, dass kleinere Hotels durch TripAdvisor bisweilen höheren Zulauf erhalten. Die Hervorhebung einzelner Hotels in spezifischen touristischen Marktnischen durch TripAdvisor macht deutlich, dass die algorithmische Erzeugung von Ratings durchaus *auch* stratifizierungs-nivellierende Nebeneffekte aufweisen kann. Auch Veränderungen im *Steuerungspotenzial* werden von Scott und Orlikowski thematisiert. Operationalisiert man in etwas vereinfachter Form das *Steuerungspotenzial* von Akteur\*innen als das Verhältnis aus eingesetzten Ressourcen und daraus resultierendem Einflusspotenzial, wird ersichtlich, dass die automatisierte Erstellung der Hotels-Rangliste dazu geführt hat, dass TripAdvisor mit der vergleichsweise geringen Zahl von damals 650 Angestellten (Scott & Orlikowski 2012: 35) bereits enormen Einfluss auf die Hotelbranche auszuüben im Stande war. Bereits kleine

---

<sup>9</sup> [https://www.tripadvisor.de/Hotels-g187899-Pisa\\_Province\\_of\\_Pisa\\_Tuscany-Hotels.html](https://www.tripadvisor.de/Hotels-g187899-Pisa_Province_of_Pisa_Tuscany-Hotels.html) (29.09.2020).

Änderungen des TripAdvisor-Algorithmus konnten für die Hotelbranche substanziell sein – so zitieren Scott und Orlikowski den CEO von TripAdvisor:

*„When we changed our algorithm, it dropped [the rankings of] some hotels and raised others. Our phones were ringing, because we had had a material effect on their businesses.“ (Scott & Orlikowski 2012: 35).*

Wenn auch weniger prominent, so werden in der Studie von Scott und Orlikowski auch die verbleibenden beiden Aspekte unseres Analyseschemas, die *Inflexibilität* und die gesteigerte *Skalierbarkeit* automatisiert erzeugter Ratings thematisiert. Hinsichtlich ersterer berichten die beiden von dem Problem eines Hotelbesitzers, der eine Fehlinformation zu seinem Hotel auf TripAdvisor – dem Hotel wurde fälschlicherweise das Foto eines anderen Gebäudes zugeordnet – selbst mit Nachdruck nur schwer zu korrigieren war (Scott & Orlikowski 2012: 35). Dies sei unter anderem darauf zurückzuführen, dass TripAdvisor über zu wenig Mitarbeiter\*innen verfügte, sodass eine zeitnahe Bearbeitung von Beschwerden angesichts hunderttausender gelisteter Gasthäuser nicht möglich sei (Scott & Orlikowski 2012: 35). Während Änderungen aufgrund des gedruckten Charakters von klassischen Reiseführern natürlich auch nur bedingt möglich sind, illustriert dieser Fall nichtsdestotrotz die *Inflexibilität*, die daraus entsteht, dass es aufgrund der automatisierten Erzeugung der Rangliste von Hotels keine (direkten) Ansprechpartner mehr gibt.

Resümierend lässt sich anhand dieser Re-Lektüre der von Scott und Orlikowski (2012) durchgeführten TripAdvisor-Studie zweierlei festhalten: Zum einen führt die softwaretechnisch-automatisierte Erzeugung von Ranglisten in der Tat zu Konsequenzen, die diese von nicht-automatisiert erzeugten Ranglisten unterscheiden (vgl. Abb. 2). Die Autorinnen konstatieren dementsprechend treffend: *„While public measures of performance and ranking mechanisms are not new, they become ‘power-charged’ [...] when enacted through Web 2.0 technologies.“* (Scott & Orlikowski 2012: 27). Da sie sich indes in ihrer Analyse vor allem für Fragen nach der Redistribution von Rechenschaftspflicht (*accountability*) interessieren und nur zum Teil auf quantifizierungssoziologische Literatur zurückgreifen, können sie die Relevanz des Zusammenhangs von Ranglisten und Algorithmen zwar exemplarisch illustrieren, das analytische Potenzial wird indes bei weitem nicht ausgeschöpft und auch weiterführende konzeptuelle Hinweise sind aus der vorgelegten Analyse nicht ableitbar. An eben dieser Stelle setzt unser Analyseschema an.

Zum anderen zeigt die Re-Lektüre der TripAdvisor-Studie von Scott und Orlikowski, dass das vorgestellte Analyseschema grundsätzlich geeignet ist, Effekte von algorithmisierten, d.h. automatisiert erzeugten Ranglisten differenzierter aufzuzeigen und mithin tiefenschärfer<sup>10</sup> zu analysieren. In der Tat lassen sich an dem von Scott und Orlikowski (2012) publizierten empirischen Material nicht nur alle sechs oben dargestellten Kernaspekte von automatisiert erstellten Ranglisten

---

<sup>10</sup> „Die Tiefenschärfe [...] betrifft das Aggregationsniveau, bis zu dem der Gegenstand der Forschung analytisch zerlegt und bis zu dem Ursachenketten für zu erklärende Phänomene zurückverfolgt werden.“ (Benz 1997: 10)

aufzeigen (vgl. Abb. 1), es können ferner über die Argumentation der Autorinnen hinausgehende Erklärungsansätze aufgezeigt werden, die sich unmittelbar aus dem Analyseschema ergeben. So erklären wir beispielsweise den stärkeren Einbezug von kleinen Hotels nicht mit der GPS-basierten Mapping-Funktion von TripAdvisor, sondern mit der erhöhten Granularität des Ratings, die durch deren automatisierte Erzeugung möglich geworden ist.

**Abbildung 2:** Anwendung des Analyseschemas auf die Studie zum TripAdvisor-Popularity-Algorithmus (Scott & Orlikowski 2012). Es werden nur die Effekt-Modifikationen dargestellt, die sich in den empirischen Beschreibungen von Scott und Orlikowski direkt oder indirekt identifizieren lassen.

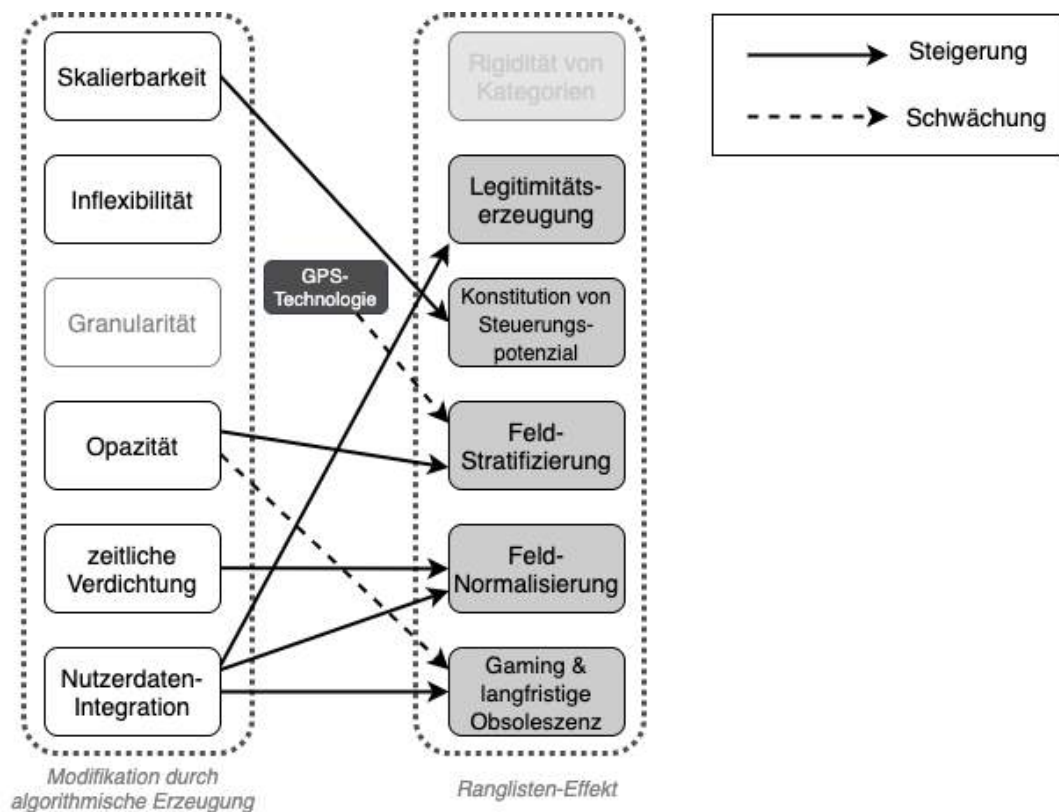
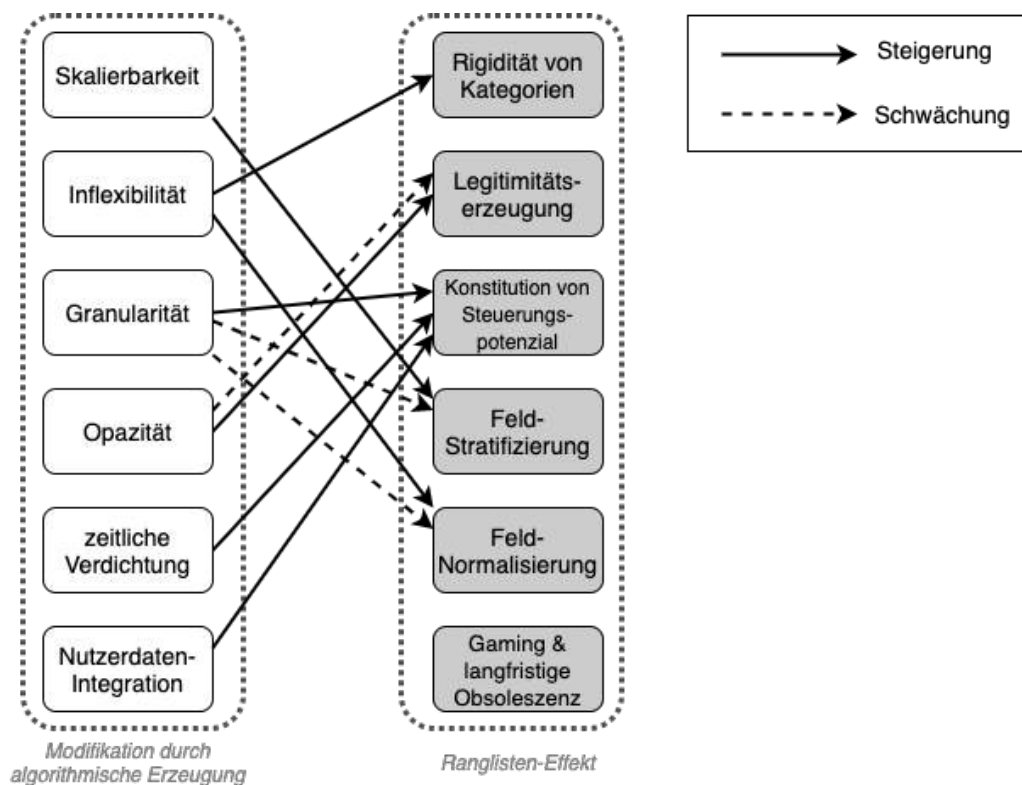


Abbildung 2 fasst die von Scott und Orlikowski (2012) diskutierten Ranglisten-Effekte und deren Modifikationen durch softwaretechnische Automatisierung überblicksartig zusammen. Besonders im Vergleich zu Abbildung 3, welche weitere möglichen Effekt-Modifikationen des TripAdvisor-Ratings gemäß unseres Analyseschemas visualisiert, wird deutlich, dass durch die systematische Hinzuziehung quantifizierungssoziologischer Erkenntnisse weitere ergänzende bzw. alternative Erklärungen möglich wären. Das Analyseschema kann somit als ein *sensitizing device* (Bowen 2006) fungieren, um weitere mögliche Modifikationen von Ranglisten-Effekten durch Algorithmisierung zu explorieren und somit ein vollständigeres Bild der Digitalisierung der Hotelbranche zu gewinnen. Es ergeben sich vor diesem Hintergrund beispielsweise folgende Fragen: Inwiefern wirkt sich die Opazität der Rating-Erzeugung auf die Legitimität des Ratings aus? Könnte die feinkörnige Granularität nicht auch der Homogenisierungstendenz von Ranglisten entgegenwirken, indem die Besetzung von Nischen-Positionen wirtschaftlich realisierbarer wird? Trägt die zunehmende

Inflexibilität von automatisiert erzeugten Ratings auch zur Normalisierung des Feldes bei? Inwiefern emergiert womöglich erst durch die erhöhte Skalierbarkeit der Rangliste, also einer Inklusion einer hohen Anzahl an Hotels, ein globaler Markt des Übernachtungsgewerbes, den es so vorher nicht gab – mit TripAdvisor an der Schlüsselstelle zur Regulierung dieses Marktes?

**Abbildung 3:** Mögliche Effekt-Modifikationen, die nach unserem Analyseraster (Abb. 1) möglich wären, aber nicht von Scott und Orlikowski (2012) berücksichtigt wurden. (Die Pfeile entsprechen einer Differenzmenge der Pfeile von Abb. 1 und Abb. 2.)



### Fazit: Das analytische Potenzial der Quantifizierungssoziologie für die Digitalisierungsforschung

Ausgangspunkt unserer Argumentation war die Feststellung, dass die Digitalisierung in vielfältiger Weise mit quantifizierungsbezogenen Prozessen und Phänomenen zusammenhängt. Darüber hinaus haben wir konstatiert, dass zahlreichen, in der gegenwärtigen Digitalisierungsforschung untersuchten Phänomenen Algorithmen zu Grunde liegen, die im Kern auf Bewertungs- oder Entscheidungsprozesse in Form von Ranglisten rekurren oder diese als zentrales epistemisches Element nutzen. Umso problematischer scheint es, dass die Einsichten aus der Quantifizierungssoziologie bis dato nicht systematisch in die sozialwissenschaftliche Digitalisierungsforschung integriert wurden.

Vor diesem Hintergrund haben wir im vorliegenden Aufsatz Kernaussagen der Soziologie der Quantifizierung zusammengestellt und Unterschiede zwischen analog und automatisiert erzeugter Ranglisten ausgearbeitet. Dies zeigte, dass beiden Ranglistentypen sich vor allem in puncto

Skalierbarkeit, Inflexibilität, Granularität, zeitlicher Verdichtung, Opazität und der Integration von Nutzerdaten unterscheiden, welche allesamt zu spezifischen Modifikationen der Effekte von Ranglisten führen. Diese Überlegungen haben wir in ein Analyseschema zusammengeführt, das in der Lage ist, die gegenwärtig in der Digitalisierungsforschung zumeist analysierten Algorithmen tiefer zu analysieren. Am Beispiel der Re-Lektüre der Studie von Scott und Orlikowski (2012) zum Algorithmus des Hotelbewertungsportals TripAdvisor haben wir dies illustriert und im Zuge dessen gezeigt, dass der systematische Rückgriff auf quantifizierungssoziologische Literatur erhebliches Potential für das Studium gängiger Gegenstände und Phänomene der sozialwissenschaftlichen Digitalisierungsforschung birgt.

Das im Verlauf der Argumentation entwickelte Analyseschema ist mit dem Anspruch verbunden, prinzipiell auf jegliche Algorithmen anwendbar zu sein, bei denen Ranglisten eine zentrale Rolle einnehmen und soll entsprechende empirische Untersuchungen anleiten können. Es skizziert somit letztlich Konturen einer Theorie mittlerer Reichweite, für deren gänzliche Ausarbeitung die hier theoretisch hergeleiteten Punkte freilich nicht genügen. Mit unserem Beitrag hoffen wir aber, entsprechende empirische Studien anzuregen.

## Literatur

- Airoldi, M., D. Beraldo & A. Gandini, 2016: Follow the algorithm: An exploratory investigation of music on YouTube. *Poetics* 57: 1–13.
- Beer, D., 2016: *Metric Power*. London: Palgrave Macmillan UK.
- Berman, E.P. & D. Hirschman, 2018: The Sociology of Quantification: Where Are We Now? *Contemporary Sociology: A Journal of Reviews* 47: 257–266.
- Bowen, G.A., 2006: Grounded theory and sensitizing concepts. *International Journal of Qualitative Methods* 5: 12–23.
- Bowker, G.C. & S.L. Star, 1999: *Sorting things out: classification and its consequences*. Cambridge, Mass: MIT Press.
- Brankovic, J., L. Ringel & T. Werron, 2018: How Rankings Produce Competition: The Case of Global University Rankings. *Zeitschrift für Soziologie* 47: 270–288.
- Bucher, T., 2018: *If... Then: algorithmic power and politics*. New York: Oxford University Press.
- Büchner, S., 2018: Zum Verhältnis von Digitalisierung und Organisation. *Zeitschrift für Soziologie* 47: 332–348.
- Burrows, R. & M. Savage, 2014: After the crisis? Big Data and the methodological challenges of empirical sociology. *Big Data & Society* 1: 1–6.
- Cardon, D., 2013: Dans l'esprit du PageRank: Une enquête sur l'algorithme de Google. *Réseaux* n° 177: 63.
- Carruthers, B.G., 2010: Knowledge and liquidity: Institutional and cognitive foundations of the subprime crises. S. 157–182 in: M. Lounsbury & P.M. Hirsch (Hrsg.), *Markets on trial: the economic sociology of the U.S. financial crisis*. Bingley: Emerald.
- Cevolini, A. & E. Esposito, 2020: From pool to profile: Social consequences of algorithmic prediction in insurance. *Big Data & Society* 7: 1–11.
- Cocking, B., 2009: Travel Journalism: Europe Imagining the Middle East. *Journalism Studies* 10: 54–68.
- Covaleski, M.A., M.W. Dirsmith, J.B. Heian & S. Samuel, 1998: The Calculated and the Avowed: Techniques of Discipline and Struggles Over Identity in Big Six Public Accounting Firms. *Administrative Science Quarterly* 43: 293–327.
- Crawford, K., 2016: Can an Algorithm be Agonistic? Ten Scenes from Life in Calculated Publics. *Science, Technology, & Human Values* 41: 77–92.
- Curchod, C., G. Patriotta, L. Cohen & N. Neysen, 2020: Working for an Algorithm: Power Asymmetries and Agency in Online Work Settings. *Administrative Science Quarterly* 65: 644–676.
- Desrosières, A., 1998: *The politics of large numbers: a history of statistical reasoning*. Cambridge, MA: Harvard University Press.
- Diaz-Bone, R. & E. Didier, 2016: Introduction: The Sociology of Quantification - Perspectives on an Emerging Field in the Social Sciences. *Historical Social Research / Historische Sozialforschung* 41: 7–26.
- Dudhwala, F. & L.B. Larsen, 2019: Recalibration in counting and accounting practices: Dealing with algorithmic output in public and private. *Big Data & Society* 6: 1–12.
- Durkheim, E., 2013: *The division of labour in society*. Place of publication not identified: Palgrave Macmillan.
- Dusi, D., 2018: Beyond prosumer capitalism: Retaining the original understanding of prosumption. *Current Sociology* 66: 663–681.
- Duttweiler, S. (Hrsg.), 2016: *Leben nach Zahlen: Self-Tracking als Optimierungsprojekt?*. Bielefeld: Transcript.
- Egbert, S. & M. Leese, 2021: *Criminal Futures: Predictive Policing and Everyday Police Work*. Abingdon; New York: Routledge.
- Espeland, W.N. & M. Sauder, 2007: Rankings and Reactivity: How Public Measures Recreate Social Worlds. *American Journal of Sociology* 113: 1–40.

- Espeland, W.N. & M.L. Stevens, 1998: Commensuration as a Social Process. *Annual Review of Sociology* 24: 313–343.
- Espeland, W.N. & M.L. Stevens, 2008: A Sociology of Quantification. *European Journal of Sociology / Archives Européennes de Sociologie* 49: 401–436.
- Esposito, E., 2017: Organizing without Understanding: Lists in Ancient and in Digital Cultures. *Zeitschrift für Literaturwissenschaft und Linguistik: Lili* 47: 351–359.
- Esposito, E. & D. Stark, 2019: What's Observed in a Rating? Rankings as Orientation in the Face of Uncertainty. *Theory, Culture & Society* 36: 3–26.
- Feuz, M., M. Fuller & F. Stalder, 2011: Personal Web searching in the age of semantic capitalism: Diagnosing the mechanisms of personalisation. 16: .
- Fligstein, N. & A. Goldstein, 2010: The anatomy of the mortgage securitization crisis. S. 29–70 in: M. Lounsbury & P.M. Hirsch (Hrsg.), *Markets on trial: the economic sociology of the U.S. financial crisis*. Bingley: Emerald.
- Foucault, M., 1977: *Überwachen und Strafen: die Geburt des Gefängnisses*. (W. Seitter, Übers.). Frankfurt am Main: Suhrkamp.
- Foucault, M., 1978: *The History of Sexuality, Volume I: An introduction*. New York: Pantheon Books.
- Fourcade, M. & K. Healy, 2013: Classification situations: Life-chances in the neoliberal era. *Accounting, Organizations and Society* 38: 559–572.
- Gandy, O.H., 2012: Statistical Surveillance. Remote Sensing in the Digital Age. in: D. Lyon, K.D. Haggerty & K. Ball (Hrsg.), *Routledge handbook of surveillance studies*. Abingdon, Oxon ; New York: Routledge.
- Gerlitz, C. & A. Helmond, 2013: The like economy: Social buttons and the data-intensive web. *New Media & Society* 15: 1348–1365.
- Gillespie, T., 2010: The politics of 'platforms'. *New Media & Society* 12: 347–364.
- Gillespie, T., 2014: The relevance of algorithms. S. 167–194 in: T. Gillespie, P.J. Boczkowski & K.A. Foot (Hrsg.), *Media technologies: essays on communication, materiality, and society*. Cambridge, Massachusetts: The MIT Press.
- Gillespie, T. (2016). Algorithm. In B. Peters (Ed.), *Digital keywords: A vocabulary of information society and culture* (pp. 18–30). Princeton University Press.
- Gläser, J., S. Lange, G. Laudel & U. Schimank, 2010: Informed Authority? The Limited Use of Research Evaluation Systems for Managerial Control in Universities. S. 149–183 in: R. Whitley, J. Gläser & L. Engwall (Hrsg.), *Reconfiguring Knowledge Production*. Oxford University Press.
- Gorwa, R., R. Binns & C. Katzenbach, 2020: Algorithmic content moderation: Technical and political challenges in the automation of platform governance. *Big Data & Society* 7: 205395171989794.
- Gran, A.-B., P. Booth & T. Bucher, 2020: To be or not to be algorithm aware: a question of a new digital divide? *Information, Communication & Society* 0: 1–18.
- Hacking, I., 2015: Biopower and the avalanche of printed numbers. S. 65–81 in: V.W. Cisney & N. Morar (Hrsg.), *Biopower: Foucault and Beyond*. University of Chicago Press.
- Haraway, D., 1988: Situated Knowledges: The Science Question in Feminism and the Privilege of Partial Perspective. *Feminist Studies* 14: 575–599.
- Heintz, B., 1993: *Die Herrschaft der Regel. Zur Grundlagengeschichte des Computers*. Frankfurt am Main: Campus.
- Heintz, B., 2007: Zahlen, Wissen, Objektivität: Wissenschaftssoziologische Perspektiven. S. 65–85 in: A. Mennicken & H. Vollmer (Hrsg.), *Zahlenwerk*. Wiesbaden: VS Verlag für Sozialwissenschaften.
- Heintz, B., 2010: Numerische Differenz. Überlegungen zu einer Soziologie des (quantitativen) Vergleichs. *Zeitschrift für Soziologie* 39: 162–181.
- Heintz, B., 2016: „Wir leben im Zeitalter der Vergleichung.“ Perspektiven einer Soziologie des Vergleichs. *Zeitschrift für Soziologie* 45: 305–323.
- Heintz, B., 2018: Von der Allmacht der Zahlen und der Allgegenwart des Bewertens. *Soziologische Revue* 41: 629–642.



- Heintz, B., 2019: Vom Komparativ zum Superlativ: Eine kleine Soziologie der Rangliste. S. 45–79 in: S. Nicolae, M. Endreß, O. Berli & D. Bischur (Hrsg.), (Be)Werten. Beiträge zur sozialen Konstruktion von Wertigkeit. Wiesbaden: Springer Fachmedien Wiesbaden.
- Heldt, A.P., 2018: Intelligente Upload-Filter: Bedrohung für die Meinungsfreiheit? S. 392–416 in: R. Mohabbat-Kar, B. Thapa & P. Parycek (Hrsg.), (Un)berechenbar? Algorithmen und Automatisierung in Staat und Gesellschaft. Berlin: Kompetenzzentrum Öffentliche IT.
- Helmond, A., 2015: The Platformization of the Web: Making Web Data Platform Ready. *Social Media + Society* 1: 1–11.
- Hull, G., 2015: Successful failure: what Foucault can teach us about privacy self-management in a world of Facebook and big data. *Ethics and Information Technology* 17: 89–101.
- Igo, S.E., 2007: *The averaged American: surveys, citizens, and the making of a mass public*. Cambridge, Mass: Harvard University Press.
- Jeacle, I. & C. Carter, 2011: In TripAdvisor we trust: Rankings, calculative regimes and abstract systems. *Accounting, Organizations and Society* 36: 293–309.
- Kirchner, S. & J. Beyer, 2016: Die Plattformlogik als digitale Marktordnung. *Zeitschrift für Soziologie* 45: 324–339.
- Kitchin, R., 2014: Big Data, new epistemologies and paradigm shifts. *Big Data & Society* 1: 1–12.
- Kitchin, R., 2017: Thinking critically about and researching algorithms. *Information, Communication & Society* 20: 14–29.
- Kolkman, D., 2020: The (in)credibility of algorithmic models to non-experts. *Information, Communication & Society* 0: 1–17.
- Kornberger, M., D. Pflueger & J. Mouritsen, 2017: Evaluative infrastructures: Accounting for platform organization. *Accounting, Organizations and Society* 60: 79–95.
- Krüger, A.K. & F. Hesselmann, 2020: Sichtbarkeit und Bewertung. *Zeitschrift für Soziologie* 49: 145–163.
- Lamont, M., 2012: Toward a Comparative Sociology of Valuation and Evaluation. *Annual Review of Sociology* 38: 201–221.
- Lappas, T., G. Sabnis & G. Valkanas, 2016: The Impact of Fake Reviews on Online Visibility: A Vulnerability Assessment of the Hotel Industry. *Information Systems Research* 27: 940–961.
- Latour, B., 1991: Technology is society made durable. S. 103–131 in: J. Law (Hrsg.), *A Sociology of Monsters. Essays on Power, Technology and Domination*. London: Routledge.
- Latour, B., 2002: *Die Hoffnung der Pandora: Untersuchungen zur Wirklichkeit der Wissenschaft*. (G. Roßler, Übers.). Frankfurt am Main: Suhrkamp.
- Latour, B., 2006: Drawing Things Together: Die Macht der unveränderlich mobilen Elemente. S. 259–307 in: A. Belliger & D.J. Krieger (Hrsg.), *ANThology: Ein einführendes Handbuch zur Akteur-Netzwerk-Theorie*. Bielefeld: Transcript.
- Lepenes, P., 2013: *Die Macht der einen Zahl: eine politische Geschichte des Bruttoinlandsprodukts*. Berlin: Suhrkamp.
- LKA NRW, 2018: *Projekt SKALA. Abschlussbericht (Projektabschlussbericht)*. Düsseldorf.
- Mackenzie, A., 2018: Personalization and probabilities: Impersonal propensities in online grocery shopping. *Big Data & Society* 5: 1–15.
- Mackenzie, D., 2014: *A sociology of algorithms: High-frequency trading and the shaping of markets*. Preprint. School of Social and Political Science, University of Edinburgh.
- Malbon, J., 2013: Taking Fake Online Consumer Reviews Seriously. *Journal of Consumer Policy* 36: 139–157.
- Mau, S., 2017: *Das metrische Wir: über die Quantifizierung des Sozialen*. Berlin: Suhrkamp.
- Mennicken, A. & W.N. Espeland, 2019: What's New with Numbers? *Sociological Approaches to the Study of Quantification*. *Annual Review of Sociology* 45: 223–245.
- Merry, S.E., 2011: *Measuring the World: Indicators, Human Rights, and Global Governance*. *Current Anthropology* 52: S83–S95.

- Mersch, C., 2013: Die Welt der Patente: Soziologische Perspektiven auf eine zentrale Institution der globalen Wissensgesellschaft. Bielefeld: Transcript.
- Merton, R.K., 1940: Bureaucratic Structure and Personality. *Social Forces* 18: 560–568.
- Merton, R.K., 1968: The Matthew effect in science. *Science* 159: 56–63.
- Miller, P., 2001: Governing by Numbers: Why Calculative Practices Matter. *Social Research* 68: 379–396.
- Miller, P. & N. Rose, 2008: *Governing the Present: Administering Economic, Social and Personal Life*. Cambridge; Malden: Polity Press.
- Morgan, G., 1997: Mechanization Takes Command: Organization as Machines. S. 19–38 in: *Images of Organization*. London: Sage.
- Müller, P. & N. Pöchhacker, 2019: Algorithmic Risk Assessment als Medium des Rechts: Medientechnische Entwicklung und institutionelle Verschiebungen aus Sicht einer Techniksoziologie des Rechts. *Österreichische Zeitschrift für Soziologie* 44: 157–179.
- Müller-Birn, C., L. Dobusch & J.D. Herbsleb, 2013: Work-to-rule: the emergence of algorithmic governance in Wikipedia. S. 80–89 in: *Proceedings of the 6th International Conference on Communities and Technologies - C&T '13*. Gehalten auf der the 6th International Conference, Munich, Germany: ACM Press.
- Nassehi, A., 2019: *Muster. Theorie der digitalen Gesellschaft*. München: C.H. Beck Verlag.
- Noble, S.U., 2018: *Algorithms of oppression: how search engines reinforce racism*. New York: New York University Press.
- O'Reilly, T., 2005: What Is Web 2.0? Design Patterns and Business Models for the Next Generation of Software. <https://www.oreilly.com/pub/a/web2/archive/what-is-web-20.html>
- Passoth, J.-H. & W. Rammert, 2019: Fragmentale Differenzierung als Gesellschaftsdiagnose: Was steckt hinter der zunehmenden Orientierung an Innovation, Granularität und Heterogenität? S. 143–177 in: C. Schubert & I. Schulz-Schaeffer (Hrsg.), *Berliner Schlüssel zur Techniksoziologie*. Wiesbaden: Springer Fachmedien Wiesbaden.
- Passoth, J.-H. & H. Straßheim, 2018: Normativ hergestellte Erwartungen durch Big Data. Normierung, Normalisierung und Nudging. S. 169–178 in: B. Kolany-Raiser, R. Heil, C. Orwat & T. Hoeren (Hrsg.), *Big Data und Gesellschaft. Eine multidisziplinäre Annäherung*. Wiesbaden: Springer VS.
- Petre, C., B.E. Duffy & E. Hund, 2019: “Gaming the System”: Platform Paternalism and the Politics of Algorithmic Visibility. *Social Media + Society* 5: 1–12.
- Porter, T.M., 1994: Objectivity as Standardization: The Rhetoric of Impersonality in Measurements, Statistics and Cost-Benefit Analysis. S. 197–237 in: A. Megill (Hrsg.), *Rethinking Objectivity*. Durham & London: Duke University Press.
- Porter, T.M., 1995: *Trust in numbers: the pursuit of objectivity in science and public life*. Princeton, N.J: Princeton University Press.
- Quetelet, A.L., 1869: *A Treatise on Man and the Development of his Faculties*. Cambridge University Press.
- Rammert, W., 2007: Die Form der Technik und die Differenz der Medien. Auf dem Weg zu einer pragmatistischen Techniktheorie. S. 47–64 in: *Technik – Handeln – Wissen*. Wiesbaden: VS Verlag für Sozialwissenschaften.
- Range, S. & R. Schweins, 2007: *Klicks, Quoten, Reizwörter: Nachrichten-Sites im Internet*. 61 Seiten. Berlin: Friedrich-Ebert-Stiftung.
- Reckwitz, A., 2017: *Die Gesellschaft der Singularitäten. Zum Strukturwandel der Moderne*. Berlin: Suhrkamp.
- Rieder, B., 2012: What is in PageRank? A Historical and Conceptual Investigation of a Recursive Status Index. *Computational Culture*.
- Rieder, B., 2017: Scrutinizing an algorithmic technique: the Bayes classifier as interested reading of reality. *Information, Communication & Society* 20: 100–117.

- Ringel, L. & T. Werron (Hrsg.), 2019: Rankings – Soziologische Fallstudien. Wiesbaden: Springer Fachmedien.
- Ringel, L. & T. Werron, 2020: Where Do Rankings Come From? A Historical-Sociological Perspective on the History of Modern Rankings. in: Practices of Comparing. Towards a New Understanding of a Fundamental Human Practice.
- Ritzer, G. & N. Jurgenson, 2010: Production, Consumption, Prosumption: The nature of capitalism in the age of the digital 'prosumer'. *Journal of Consumer Culture* 10: 13–36.
- Roscoe, P. & S. Chillas, 2014: The state of affairs: critical performativity and the online dating industry. *Organization* 21: 797–820.
- Rosenblat, A. & L. Stark, 2016: Algorithmic Labor and Information Asymmetries: A Case Study of Uber's Drivers. *International Journal of Communication* 10: 3758–3784.
- Sauder, M. & W.N. Espeland, 2009: The Discipline of Rankings: Tight Coupling and Organizational Change. *American Sociological Review* 74: 63–82.
- Schulz-Schaeffer, I., 2019: Technik und Handeln. Eine handlungstheoretische Analyse. S. 9–40 in: C. Schubert & I. Schulz-Schaeffer (Hrsg.), *Berliner Schlüssel zur Techniksoziologie*. Wiesbaden: Springer.
- Scott, S.V. & W.J. Orlikowski, 2012: Reconfiguring relations of accountability: Materialization of social media in the travel sector. *Accounting, Organizations and Society* 37: 26–40.
- Srnicek, N., 2017: *Platform capitalism*. Cambridge, UK ; Malden, MA: Polity.
- Staab, P., 2019: *Digitaler Kapitalismus: Markt und Herrschaft in der Ökonomie der Unknappheit*. Frankfurt am Main: Suhrkamp.
- Staab, P. & O. Nachtwey, 2016: Market and Labour Control in Digital Capitalism. *tripleC: Communication, Capitalism & Critique*. Open Access Journal for a Global Sustainable Information Society 14: 457–474.
- Tufekci, Z., 2014: Engineering the public: Big data, surveillance and computational politics. *First Monday* 19.
- van Dijck, J. & T. Poell, 2013: Understanding Social Media Logic. *Media and Communication* 1: 2–14.
- Vormbusch, U., 2014: Der Siegeszug der Zahlen (H. Wick, Interviewer). *Schweizer Radio und Fernsehen (SRF)*. <https://www.srf.ch/sendungen/einstein/big-data-das-grosse-vermessen/der-siegeszug-der-zahlen>
- Wajcman, J., 2008: Life in the fast lane? Towards a sociology of technology and time. *The British Journal of Sociology* 59: 59–77.
- Ziewitz, M., 2019: Rethinking gaming: The ethical work of optimization in web search engines: *Social Studies of Science* 49: 707–731.
- Zuboff, S., 2015: Big other: surveillance capitalism and the prospects of an information civilization. *Journal of Information Technology* 30: 75–89.