

# **Kapitel 10 – Die Suche nach den richtigen Kompetenzen**

---

»Was eben fehlt [...], sind so ein bisschen diese Auslegeordnungen: Uns fehlen Kompetenzmodelle, uns fehlen sozusagen [...] Landkarten, wie diese Data Economy, was für unterschiedliche Arten von Playern es gibt, welche Berufsprofile damit einhergehen und so weiter« (Prof\_UH\_E: 13:90).

## **10.1 Einleitung**

Die organisationalen Verhandlungen über die Etablierung von Studiengängen sind in den Curricula mit der Frage nach den jeweiligen Anforderungen, Fähigkeiten und Kompetenzen verknüpft, die für ein bestimmtes Studium und eine daran anschließende berufliche Tätigkeit als notwendig erachtet werden. Dabei artikulieren die Curricula sowohl Gegenwartsdiagnosen als auch Zukunftsvorstellungen darüber, wie eine bestimmte Praxis entworfen und imaginiert wird. Curricula können damit als Produkte einer feldübergreifenden Konstruktion sowohl von Gegenwart als auch Zukunft (Young 1998) konzipiert werden: Die Bildungsangebote schaffen durch ihre Auswahl, Kombination und Fokussierung ganz bestimmter Inhalte neue Möglichkeitsräume und Zukünfte für Studierende und Absolvent\*innen.

Ich widme mich deshalb in diesem Kapitel den zugeschriebenen »Kompetenzen« und individuellen Eigenschaften von (zukünftigen) Praktiker\*innen der Datenwissenschaften. Der Kompetenzbegriff hat sich zur Bearbeitung bildungsbezogener Problem- und Fragestellungen im Zusammenhang mit gegenwärtigen und künftigen Inhalten, Praktiken und Qualifikationen im Bildungsfeld sowie im Arbeitsmarkt etabliert. Der Begriff orientiert sich an psychologischen und pädagogischen Arbeiten der Bildungsforschung, die Kompetenzen als individuelle Fähigkeiten bzw. Eigenschaften konzeptualisieren, die über bestimmte Indikatoren und Metriken operationalisiert und gemessen werden können. Die konstruktivistische Wissenssoziologie fasst – wie bereits beschrieben – Kompetenzen als »sozial zugeschriebene Qualitäten« (Kurtz 2010: 8). An diese Perspektive anknüpfend untersuche ich, wie die Lehrinhalte in individuelle Zuschreibungen an Datenwissenschaftler\*innen übersetzt werden. Wie äussern sie sich in Interviews und Curricula? An welche bestehenden Kategorien und Wissensbestände lehnen sie sich?

Die inhaltsanalytische Auswertung von Curricula und Interviews zeigt, dass sich die untersuchten Studiengänge und Curricula elementar auf den Kompetenzbegriff stützen. Die Suche nach den ›richtigen‹ Kompetenzen ist inhärent mit der Genese

und Entwicklung des untersuchten Feldes verknüpft: Akteur\*innen in der Ökonomie, Wissenschaft sowie Bildungs- und Hochschulpolitik versuchen in unzähligen Kompetenzdefinitionen und -profilen, die richtige Rezeptur für die Komposition eines »Data Science Skillsets« zu finden und zu begründen. Damit einher geht allerdings gleichzeitig auch eine uneinheitliche Verwendung des Kompetenzbegriffs: Je nach zugrundeliegendem Modell, gewählter Forschungsstrategie oder Ausrichtung eines Studiengangs unterscheidet sich, was überhaupt als Kompetenzen erfasst und verstanden wird.

Ich argumentiere, dass sich in den Diskussionen über die jeweiligen Anforderungen, Qualifikationen und Fähigkeiten, die für ein Studium oder eine berufliche Tätigkeit als notwendig erachtet werden, organisationale Suchprozesse über die Bedeutung und Sinnhaftigkeit der Datenwissenschaften manifestieren. Trotz unterschiedlicher Herangehensweisen verdeutlichen die intensive Suche und das Ringen um das ›richtige‹ Kompetenzprofil bzw. die adäquaten Curricula den hohen – bildungspolitischen genauso wie ökonomischen – Stellenwert, den solche Konstrukte im Untersuchungsfeld einnehmen. Suchprozesse nach Kompetenzprofilen und Zuschreibungen individueller Eigenschaften bilden somit einen weiteren Praxismodus in der Konstruktion der Datenwissenschaften zwischen etablierten Feldern: Praktiken von *boundary work* schärfen das Profil nach innen und binden es synchron in das bestehende disziplinäre Gefüge ein. Die (zukünftigen) Data Scientists werden als Intermediäre (Bessy & Chauvin 2013) mit einer zentralen Schnittstellenfunktion zwischen verschiedenen disziplinären Wissensbeständen und organisationalen Einheiten konzipiert, woraus sich auf der curricularen Ebene eine Komplementierung ihres Kompetenzprofils jenseits ihrer technisch-methodischen Expertise durch soziale, kommunikative und mentale Eigenschaften ableiten lässt. Die Aushandlung und Festlegung mess- und überprüfbbarer Kompetenzbereiche befördert und festigt insofern die Selbst- und Fremdwahrnehmung eines interdisziplinären Wissensfeldes *in the making*.

Das Kapitel ist wie folgt strukturiert: Zuerst beschreibe ich die allgemeinen Kompetenzprofile in den Datenwissenschaften anhand der untersuchten Curricula (Kap. 10.2). Anschliessend diskutiere ich die den Subjekten attestierten Kompetenzen und persönlichen Eigenschaften jenseits der statistisch-mathematischen und technischen Fähigkeiten, die als bedeutend für eine datenwissenschaftliche Praxis eingestuft werden. Der Begriff der Datenkompetenz (Kap. 10.3) markiert ein inklusives Verständnis der Wissensbestände und Praktiken des entstehenden Feldes. Die geforderte Problemlösungskompetenz (Kap. 10.4) schliesst in vielfältiger Hinsicht an einen ingenierialen Wissensmodus und das Primat der Praxis in technologieorientierten Wissensgebieten an. Kommunikation und Teamarbeit (Kap. 10.5) hingegen verweisen auf die Bedeutung von Kollaborationen multipler Expertisen, insbesondere an Schnittstellen unterschiedlicher organisationaler Einheiten. Denkweisen und persönliche Einstellungen (Kap. 10.6) bilden in unterschiedlichen Ausprägungen die kognitiven Grundlagen dafür, das Soziale mit und durch Daten wahrzunehmen und zu repräsentieren. Schliesslich markieren veränderte kulturelle Rahmungen den zukünftigen Praktiker\*innen vielversprechende Zukünfte (Kap. 10.7), die sich in der Verknüpfung der technischen und analytischen Praktiken, Kompetenzen und Denkweisen mit veränderten Wertvorstellungen manifestieren und insofern zur Demokratisierung der Wissensformation »Data Science« beitragen sollen. Abschliessend werden die wichtigsten

Ergebnisse der Analyse vor dem Hintergrund der übergeordneten Fragestellungen der Arbeit diskutiert (Kap. 10.8).

## 10.2 »Jack of all trades and a master of some«: Kompetenzprofile in den Curricula

Die datenwissenschaftlichen Kompetenzprofile lassen sich zunächst entlang der Unterscheidung zwischen berufsbezogenen und allgemeinen Kompetenzen bei Green (2013) betrachten.<sup>1</sup> So umfassen die Curricula zum einen methodisches Wissen und Fertigkeiten wie statistische Modellierung, maschinelle Lernverfahren oder neuronale Netzwerke und technische Fertigkeiten wie objektorientierte Programmierung oder Datenbank-Engineering. In ihrer Kombination können diese als berufsbezogene Kompetenzen betrachtet werden, die sie beispielsweise von ›reinen‹ Statistiker\*innen und Informatiker\*innen differenzieren. Solche anwendungsorientierten Fähigkeiten gelten diversen Interviewten als der eigentliche Kern von Data Science, der von umliegenden Feldern abgrenzt. Zum anderen setzen die Curricula kognitiv-abstraktes Wissen der mathematischen, statistischen und computerwissenschaftlichen Grundlagen als theoretische Basis. Dabei handelt es sich um generische Fähigkeiten, die auch für quantitative Berufsgruppen der Mathematik, Informatik oder des Engineerings charakteristisch sind. Sie taugen entsprechend kaum zur Ausbildung eines distinkten Berufsprofils.

Der Masterstudiengang in Data Science an der EPFL beschreibt die Kombination, wie sie in vielen Studiengangs- und Kursbeschreibungen zu finden ist, beispielhaft:

»This new, multidisciplinary style of analysis, utilizes techniques from computer science, mathematics and statistics, while requiring astute problem understanding and good communication skills. It aims to answer questions such as, ›how can the data generated be useful?‹ These anticipation and prediction abilities have made Data Science one of the most active fields in industry with a continuing shortage of talent« (EPFL 2017: 3).

Zusätzlich zu den Kernbausteinen (multidisziplinäre Analysemethoden sowie Techniken der Informatik, Mathematik und Statistik) werden demnach Problemverständnis (›astute problem understanding‹) und kommunikative Fähigkeiten als grundlegend für »Data Science« gesetzt. Die Curricula betrachten also den »Kernbereich« datenwissenschaftlicher Expertise als nicht ausreichend. Vielmehr erfolgt eine Komplementierung durch eine ganze Reihe weiterer interaktiver, kommunikativer und mentaler Eigenschaften (wie Datenkompetenz, Kommunikation oder eine unternehmerische Haltung). Neben dem allgemeinen Bedeutungszuwachs dieser »social skills« in zeitgenössischen Arbeitsmärkten (Salvisberg 2010) kann dies gerade im akademischen Feld

<sup>1</sup> Green (2013) unterscheidet zwischen berufsbezogenen und allgemeinen Kompetenzen. Er fasst Fähigkeiten, die für eine bestimmte Berufsgruppe relevant sind, unter berufsbezogenen Kompetenzen zusammen (ebd.: 22). Demgegenüber umfassen allgemeine Kompetenzen jene Aufgabenbereiche, die berufsgruppenübergreifend bedeutsam sind. Als Subkategorien davon unterscheidet Green zwischen kognitiven, interaktiven sowie physisch-körperlichen Fähigkeiten (ebd.).

auch als Reaktion auf zunehmende wissenschaftsexterne Bezüge und Anforderungen verstanden werden (Maasen 2010; Maasen & Dickel 2016).

Parallel zu dieser vergeschlechtlichten Einteilung in ›hard‹ und ›soft skills‹ (Guerrier et al. 2009) erarbeiten sich die Datenwissenschaftler\*innen, so die Konzeption der Curricula, praxisorientiertes Wissen in bestimmten Anwendungsfeldern, ohne allerdings zu Expert\*innen in diesen Bereichen zu avancieren. Vielmehr geht es darum, mit den Forschungs- bzw. Praxispartner\*innen in einen Dialog treten zu können, ohne dass disziplinäre Grenzen aufgehoben würden. In diesem Zusammenhang bezeichnet ein ETH-Professor einen Data Scientist als »Jack of all trades and a master of some«:<sup>2</sup> Eine breite Ausbildung in den verschiedenen methodischen und technischen Bereichen der Datenwissenschaften wird durch Spezialisierung und Verknüpfung mit einem bestimmten Fachgebiet komplementiert. Für Data Scientists im wissenschaftlichen Feld sei entsprechend vor allem das Verständnis für die Arbeit von Forschenden aus den verschiedenen Domänen wichtig (Prof\_ETH\_D: 5:1).<sup>3</sup> Die Kombination unterschiedlicher Wissensbestände, Qualifikationen und persönlicher Einstellungen situiert datenwissenschaftliche Expertise an der Schnittstelle disziplinärer und organisationaler Einheiten, wodurch ihr eine universelle Relevanz und Anwendbarkeit zugesprochen wird. Beides zugleich macht sie so interessant für unterschiedliche soziale Felder und trägt gleichzeitig zu ihrer gesellschaftlichen Wahrnehmung und Konstruktion als einer emergierenden technischen Eliteprofession (Avnoon 2021) bei. Ich untersuche im Folgenden die weiteren Bausteine, die neben der technisch-methodischen Expertise als grundlegend für die Zusammenstellung der ›richtigen‹ Kompetenzprofile identifiziert werden.

### 10.3 Datenkompetenzen: Die Suche nach neuen Begrifflichkeiten

Ein erster zentraler Baustein bilden Datenkompetenzen bzw. Data Literacy.<sup>4</sup> Sie gelten den interviewten Professor\*innen übereinstimmend als eine »Grundkompetenz, über die jeder verfügen sollte. Deshalb ist Data Science so wichtig, auch als Nebenfach oder als allgemeine Grundvorlesung« (Prof\_UH\_A: 6:68). Über das Beherrschung verschiedener Techniken und Methoden zur Bearbeitung von Daten hinaus involviert ein umfassendes Verständnis von Datenkompetenzen diverse weitere Praktiken:

»Data Literacy ist die Fähigkeit, Daten auf kritische Art und Weise zu sammeln, zu managen, zu bewerten und anzuwenden (Ridsdale et al. 2015). Dazu gehören eine ganze

<sup>2</sup> Dabei handelt es sich um eine gängige Abwandlung des englischen Sprichworts »Jack of all trades, and master of none«, das auf Deutsch mit »Hansdampf in allen Gassen« übersetzt werden kann.

<sup>3</sup> Die Studienprogramme der ETH bieten den Studierenden die Möglichkeit von thematischen Nebenfächern bzw. Vertiefungen, während an den Universitäten eher fachspezifische Master angeboten werden.

<sup>4</sup> Die Abgrenzung von Datenkompetenz und Data Literacy (wörtlich ›Datenlesefähigkeit‹) ist unscharf. Bisweilen wird Data Literacy mit Datenkompetenz gleichgesetzt (Heidrich et al. 2018; Lübeck & Wanemacher 2018), während umgekehrt Literacy als die *kritische* Anwendung von Kompetenzen betrachtet wird (vgl. Livingstone 2014).

Reihe von Einzelkompetenzen – vom Schaffen des grundlegenden Bewusstseins bis hin zu ethischen und rechtlichen Fragestellungen» (Heidrich et al. 2018: 106).

Auffallend an dieser Definition, die sich mit den Konzeptualisierungen im empirischen Material deckt, ist vor allem die Breite der »Einzelkompetenzen«, die neben methodisch-analytischen Fähigkeiten von der Schaffung eines »grundlegenden Bewusstseins« bis zu den »ethischen und rechtlichen Fragestellungen« reicht. Datenkompetenzen werden insofern sowohl umfassend für den gesamten Prozess der Datenbearbeitung verwendet als auch für spezifische Teilschritte davon (Dichev & Dicheva 2017; Gould 2017; Heidrich et al. 2018; Schuff 2018). Dies wird in einem Interview besonders anschaulich: Nachdem ein Befragter zunächst die Praxis »eines [sic!] Data Scientists« als die Summe unterschiedlicher, »interdisziplinärer« Kompetenzen beschreibt,<sup>5</sup> expliziert er in der Frage nach den Herausforderungen datenwissenschaftlicher Praxis in Organisationen »Datenkompetenz« wie folgt:

»Sprich: sie stellen die falschen Fragen oder können gar nicht die richtigen Fragen an die Daten stellen. Und das ist eigentlich [...] eine Grundkompetenz eines Data Scientists. Weil er heisst ja auch Data Scientist, d. h. er muss auch gute Fragen stellen können. Und [...] das ist wirklich die Quintessenz: Dass Data Scientist wirklich ein Job sein muss, [der] Datenkompetenz mit Anwendungskompetenz verbindet« (Prof\_FH\_D: 12:4).

Die »richtigen« bzw. »gute[n] Fragen« an die Daten werden hier nicht nur zum Kern einer auszubildenden Datenkompetenz erhoben, sondern zur Praxis von Data Scientists an sich. Die Analyse der Definitionen und Konzeptionen im empirischen Material und der Literatur verdeutlicht, dass es sich um einen kontingenten Begriff handelt, der universell ist, gleichzeitig aber stets auch nur einen spezifischen Teilaспект bezeichnen kann. Die breite Verwendung in unterschiedlich ausgerichteten Studiengängen und institutionellen Settings markiert die Suche nach ›neuen‹ Begrifflichkeiten und Konzepten in einer Phase unsicherer Entwicklung und des Zusammenfliessens und Überlagerns unterschiedlicher Expertisen. Dies stellt keine Inkompetenz des Untersuchungsfeldes dar, sondern ist elementarer Bestandteil jener synchronen Prozesse von Grenzziehung und -überschreitung, von Kooperation und Konkurrenz, die die Wissensformation in ihrer Entwicklung charakterisieren.

Die Notwendigkeit breit vermittelter Datenkompetenzen im Sinne eines kollektiven »Upgrading« (Dröge 2019: 23f.) oder Upskilling digitaler Wissensarbeit muss vor dem Hintergrund der zunehmenden Verbreitung automatisierter Systeme der Datenverarbeitung, wie sie eine expandierende Data-Analytics-Industrie für alle möglichen Betätigungsfelder anbietet (Beer 2019; Gehl 2015), betrachtet werden. Dadurch werden Datenanalysen zwar einerseits für ein breiteres Publikum zugänglicher, andererseits bleiben fundamentale Prozesse wie Datenerhebung und -konstruktion, Methodenauswahl, Qualitätsmessgrößen oder Ergebniskontrollen für die Nutzer\*innen solcher Systeme tendenziell undurchsichtig und opak.

<sup>5</sup> »Dort hat es [...] Informatik-Kompetenzen, dort hat es analytische Kompetenzen, sprich auch statistische Kompetenzen, aber es gibt auch Visualisierungskompetenzen, Kommunikationskompetenzen. Und die Verbindung mit einer Anwendungsdomäne« (Prof\_FH\_D: 12:7).

Eine interviewte Person greift dieses Spannungsverhältnis zwischen allgemeinen Anforderungen an alle Studierenden und der Spezialisierung ganz bestimmter Professionen wie der Datenwissenschaften wie folgt auf:

»Also... insofern also die Spezialisierung auf ein Profil [...] ist schon noch interessant, und da kann ich nur sagen: [...] ein Stück weit werden wir da hochspezialisierte Personen [ausbilden], die da die Algorithmik machen, und ganz viele, die eigentlich drumherum letztendlich Probleme eingeben, oder Daten interpretieren müssen. Und das ist dann so diese Literacy-Thematik.« (Prof\_UH\_E: 13:40)

Die Differenzierung in »hochspezialisierte Personen« und jene, die »letztendlich Probleme eingeben, oder Daten interpretieren müssen«, wird im Interview mit einem vorsichtig warnenden Unterton artikuliert. Der Befürchtung zufolge würde auch die breite Vermittlung von Datenkompetenzen nicht zur Einebnung bestehender Hierarchien führen, sondern vielmehr neue Konfliktlinien zwischen den involvierten Berufsgruppen produzieren. Diese Position schliesst an die Diagnose beruflicher Polarisierung an, wobei die Data Scientists zu den »Gewinnerinnen« und die breite Masse datenkompetenter Studierender relativ betrachtet zu den »Verlierer[n]« zählen dürften (Dröge 2019: 24f.) – wobei die geschlechterspezifischen Folgen solcher Polarisierungs- und Hierarchisierungsprozesse noch zu überprüfen sind (vgl. Kap. 10.7). Die Hierarchisierung unterschiedlicher Spielarten von Datenkompetenzen kontrastiert zudem jene Schilderungen, die in den kommunikativen und interaktiven Kompetenzen der Datenwissenschaften den Schlüssel für fächer- und disziplinenübergreifende Kollaborationen verorten.

Unabhängig von zukünftigen beruflichen Differenzierungs- und Hierarchisierungsprozessen wird Datenkompetenz als elementarer Baustein anerkannt und bildet gemeinsam mit den methodisch-analytischen und technischen Fähigkeiten das Fundament datenwissenschaftlicher Kompetenzprofile. Verallgemeinert formuliert bezeichnen Datenkompetenzen also weniger die statistische Analyse von (grossen) Datensätzen, sondern vielmehr eine Vertrautheit und positive Grundeinstellung gegenüber dem Modus datenintensiver Wissensproduktion. Ihre breite Vermittlung zielt vor allem auf die Fähigkeit, bestimmte Aspekte der sozialen Realität überhaupt als Daten erfassen zu können und zu wollen. In der datengetriebenen digitalen Transformation müssen nicht alle Daten-Cracks werden, sondern Datenkompetenzen als kognitive Einstellung werden gewissermassen zur Grundlage dafür, die Welt durch die »Brille« von Daten wahrzunehmen, zu erfassen und zu beurteilen (Beer 2019).

## 10.4 Problemlösungskompetenzen: Die Übersetzung der Anwendungsorientierung in die Praxis

Indem eine zentrale Erwartung an datenwissenschaftliche Praxis in der Adressierung und Bearbeitung gesellschaftlicher Herausforderungen besteht, bilden Kompetenzen zur Problemlösung ein weiteres Puzzlestück in der Zusammenstellung der »richtigen« Kompetenzprofile (Lowrie 2018). Die Vermittlung bzw. Aneignung von Problemlösungskompetenzen ist in allen untersuchten Studiengängen vorgesehen, wenn auch je nach Ausrichtung des Programms in unterschiedlicher Umsetzung: In den tech-

nikwissenschaftlich orientierten Studiengängen äussert sich die Erwartungshaltung im bereits diskutierten Narrativ der »echten Probleme« (*real-world problems*): Dazu gilt es »echte Daten« (*real-world data*) zu erheben und analysieren, um grundlegende Problemstellungen und »globale Herausforderungen« wie Klimawandel, Hungerkatastrophen oder die Effekte transkontinentaler Migrationsströme methodisch kontrolliert zu bearbeiten (ETH-Rat 2014, 2016a). Es ist in erster Linie das politische Feld, das den Datenwissenschaften solche weitreichenden Kapazitäten zur Problemlösung zuschreibt, die eher solutionistische Technikutopien (Morozov 2013) referieren als die kontingenten Realitäten wissenschaftlicher Erkenntnisproduktion.

Die befragten Leitungspersonen technikwissenschaftlicher Studiengänge äussern sich diesbezüglich zurückhaltender: Sie beziehen das Potenzial der Datenwissenschaften auf konkrete Fragestellungen innerhalb ihrer Forschungsbereiche. Dabei könne zwar durchaus auch gesellschaftlicher »Impact« anfallen, allerdings eher als Nebenprodukt wissenschaftlicher Tätigkeit. Dennoch schätzen auch sie Problemlösungskompetenzen als bedeutend für die professionelle Praxis der Studierenden ein.

In Business Schools sowie Weiterbildungsstudiengängen, in denen eher ein unternehmensorientiertes Verständnis von Datenwissenschaften praktiziert wird, werden die zu lösenden Probleme in erster Linie in Unternehmen und andere Organisationen transponiert. So schildert ein Universitätsprofessor die Herausforderung, Studierende in datenwissenschaftlichen »Methoden und Denkweisen« zu schulen, um dadurch organisationale Problemstellungen zu bearbeiten:

»Die Idee ist es, die Produktivität und die Problemlösungskompetenz der Leute, die in Unternehmen oder [die] Verwaltung gehen, zu erhöhen. Um Probleme in Organisationen zu lösen, muss man heutzutage auch gut mit Daten umgehen können. Die Herausforderung ist, dass diese beiden Welten nicht verknüpft sind: Leute im Management und Leute in Data Science verstehen sich nicht und fühlen sich jeweils durch die andere Seite missverstanden. Wir möchten, dass die Studierenden beide Seiten verstehen: Unsere Hochschule hat einen Schwerpunkt in Management, Business und Recht, aber kaum Verständnis für Datenprozesse, Analytics, Algorithmen und so weiter. [...] [Das] Programm dient dazu, die Leute in diesen Methoden und Denkweisen, die sie hier bis jetzt nicht kriegen würden, zu komplementieren« (Prof\_UH\_B: 3:8).

Der Interviewte imaginiert in diesem Zitat organisationale Probleme primär als datengetrieben, wobei den traditionellen Entscheidungsträger\*innen (»Leute im Management«) bezüglich Daten die methodisch-technische Expertise fehle. Im Gegensatz zu den technikwissenschaftlichen Studiengängen (vgl. oben) erfolgt die »Komplementierung« demnach umgekehrt: Die Studierenden verfügen zwar über ökonomisches bzw. betriebswirtschaftliches Domänenwissen, haben »aber kaum Verständnis für Datenprozesse, Analytics, Algorithmen und so weiter«. Darin impliziert ist ein instrumentalistisches Verständnis, das die Komplexität sozialer Organisation auf operationalisierbare, mittels Datenanalysen lösbare Prozesse reduziert. Betriebswirtschaftliche und andere Expertisen werden durch datenwissenschaftliche »Methoden und Denkweisen« transformiert: Entscheidungen des Managements werden nicht mehr als kontingent gerahmt, sondern als Ergebnis methodisch kontrollierter Datenanalysen unternehmensinterner und -externer Datenbestände, wodurch sie objektiviert und neutralisiert erscheinen. Eine solche Rationalisierung unternehmerischen Entschei-

dungshandelns ist nicht neu, sondern hat eine lange Kontinuität in der Wissenschaftsgeschichte der Betriebswirtschaftslehre (Burren 2010). Dennoch aktualisiert sich durch die Betonung von Problemlösungskompetenz das »Spannungsfeld von Wissenschaftlichkeit und Praxisorientierung« (ebd.: 12) in Business Schools als zeitgenössische Ausprägung einer datenintensiven Anwendungsorientierung.

## 10.5 Kommunikation und Teamarbeit: Zur »Moderationsrolle« von Data Scientists an organisationalen Schnittstellen

Die Fähigkeit, organisationale Problemstellungen datenbasiert zu bearbeiten, wird ferner mit kommunikativen und sozialen Kompetenzen von Datenwissenschaftler\*innen verknüpft, die in empirischen Studien wiederkehrend als bedeutend identifiziert werden. Eine weitere interviewte Person verknüpft diese Bausteine wie folgt:

»[Die] Probleme von Organisationen zu verstehen und die entsprechenden Daten zu finden, d. h. in die Organisationen zu gehen und diese gemeinsam zu identifizieren, aufzubereiten und [zu] analysieren, ist zentral. Noch lange bevor es zu den ganzen induktiven Verfahren kommt. [...] Verstehen, was das Problem genau ist, also was Herbert Simon als Intelligenz bezeichnet, und Lösungsvorschläge für diese Probleme formulieren zu können, [ist] absolut zentral. Deshalb ist uns eine interdisziplinäre Zusammensetzung wichtig, weil dies unterschiedliche Leute mit unterschiedlichen Fähigkeiten anzieht« (Prof\_UH\_A: 6:35).

Problemlösungsstrategien basieren diesem Verständnis zufolge auf kollektiver »Intelligenz«, die sich auf Kollaboration und Interdisziplinarität verschiedener Expertisen abstützt. Den unterschiedlichen Ausprägungen von »Data Science« gemein ist die Betonung grundlegender kommunikativer Kompetenzen, wodurch Interdisziplinarität erst möglich wird: Wenn die Phase der »disziplinäre[n] Eigenbrötler« (Prof\_UH\_A: 6:71) bzw. der »Informatiker-Autismus«<sup>6</sup> (Expertengruppe 2018: 51) tatsächlich überwunden werden soll, dann müsse mit den Forschungs- bzw. Praxispartner\*innen aus anderen Domänen zunächst eine gemeinsame sprachliche Basis gefunden werden. Während die Verknüpfung kommunikativer und sozialer Kompetenzen inhaltlich naheliegend sein mag, stimmt dies für das Untersuchungsfeld nur bedingt: Bis heute werden Data Scientists noch häufig als »Einzelkämpfer« (sic!) bzw. »unicorns« (Davenport 2020; Hermida & Young 2017) imaginiert – was nicht zuletzt ihre symbolische Aufladung mitbefördert. Da solche qualifikatorischen Ausnahmeherscheinungen aber auf dem Arbeitsmarkt nicht verfügbar waren, hat sich mittlerweile die Wahrnehmung als Teamplayer durchgesetzt und die Zusammensetzung von »Data Science Teams« in den Vordergrund gerückt.

<sup>6</sup> »Die heutige Informatik-Ausbildung geht hingegen immer noch davon aus, dass Informatik-Spezialisten im geschlossenen Silo für digitale Probleme digitale Lösungen suchen und den Austausch nach aussen nicht brauchen. In einer Welt des [Internet of Everything] stellt ein solcher ›Informatiker-Autismus‹ eine Gefahr dar. Die Lehrgänge müssen deshalb entsprechend ergänzt werden mit Schulung im Bereich der mündlichen und schriftlichen Kommunikation, damit die Informatiker ihre Gestaltungskompetenz in Zusammenarbeit mit allen anderen wahrnehmen können« (Expertengruppe 2018: 51).

Kommunikative und soziale Kompetenzen sind auch notwendig, um zunächst die Struktur und die Entstehung von Datensätzen verstehen zu können, bevor organisationale Problemstellungen adressiert werden, wie ein anderer Professor betont:

»Social Skills sind für Data Scientists sehr wichtig: Zum einen muss ein Data Scientist alles über die Daten wissen: wie sind diese strukturiert, wie sind sie entstanden und so weiter. [Weil] sonst ist kein gutes Modell möglich. Zum andern muss ein Data Scientist, um dies in Erfahrung zu bringen, mit den Leuten kommunizieren, die diese erhoben [und] verarbeitet haben. Auf PhD-Level haben wir Kurse, auf Master-Niveau machen wir Projekte innerhalb von Kursen oder gemeinsam mit Unternehmen. [Dies] ist eher eine Lehre als eine Theorie, wir erlernen das praktisch« (Prof\_UH\_D: 1:14).

Das Zitat verdeutlicht zwei wichtige Dimensionen der sozialen und kommunikativen Kompetenzen: Zum einen konzipiert der Befragte im ersten Teil Datenkompetenzen als Teil sozialer Kompetenzen. Das Wissen über Daten wird nur durch Kommunikation und Kollaboration mit anderen Akteur\*innen möglich, was die Relationalität von Daten andeutet: Daten sprechen nicht für sich oder sind irgendwie selbst-evident, sondern nur im Verhältnis zu den Kontexten ihrer Produktion und Konstruktion zu verstehen (Dourish & Gómez Cruz 2018; Gitelman 2013). Gegenüber Konzeptionen, die die methodisch-technischen Dimensionen von Datenkompetenzen als Kern identifizieren (vgl. oben), bilden in diesem Fall umgekehrt kommunikative und soziale Kompetenzen die Grundlage für darauf aufbauende Daten- und Analysekompetenzen.

Andererseits lässt sich der Praxisbezug von Teamarbeit und Kommunikation in den Curricula beobachten: Teamarbeit kommt im Studium insbesondere in den praxisorientierten Kursen sowie Studierendenprojekten eminente Bedeutung zu. Alle untersuchten Universitäten und Hochschulen kennen Unterrichtsformate (vgl. Kap. 9.6), in denen die Studierenden längere Zeit kollaborativ an Projekten und Fragestellungen arbeiten, die sie mittels der verschiedenen Schritte eines Analyseprozesses zu bearbeiten und zu lösen versuchen. Die Curricula werden insofern auf die Realitäten der künftigen Arbeitsorganisation (Boes et al. 2018) synchronisiert.

Schliesslich äussert sich in den diskutierten »Social Skills« die Erwartung einer engeren Zusammenarbeit von Analytics und anderen organisationalen Einheiten innerhalb von Unternehmen. So betont ein Befragter einer Fachhochschule die Notwendigkeit der Einnahme einer »schwierige[n] Moderationsrolle«, da sich Data Scientists an der Schnittstelle verschiedener Unternehmenseinheiten bewegen:

»[Ein] Data Scientist spielt eigentlich eine ganz wichtige Moderationsrolle in Unternehmen, weil er auch ein wenig zwischen IT und Business, zwischen Strategie und Technologie steht. Er spielt eine schwierige Moderationsrolle. [...] Wenn jemand gegenüber Laien [...], gegenüber [einem] Fachpublikum, das sind so unterschiedliche Kommunikationsformate, die man beherrschen muss und das wollen wir auffangen. [...] Das sind nicht die Leute, die irgendwo im dritten Untergeschoss von morgens bis abends vor dem Bildschirm sitzen, sondern das sind Leute, die etwas mobilisieren, bewegen können in Unternehmen. Und das braucht einfach gewisse Meta-Skills.« (Prof\_FH\_D: 12:65)

Entsprechend vielfältig sind die Bezeichnungen, die sich sowohl im Fachdiskurs als auch im empirischen Material für die vermittelnde Rolle (*interstitial role*) bzw. die ge-

nannten »Meta-Skills« herausgebildet haben: »Data translators« (Marr 2018), »business translators« (Manyika et al. 2017), »Data Manager« (Prof\_UH\_E: 13:4), »Data Allrounder« (Prof\_FH\_D: 12:53) oder »Insight Providers« (Kim et al. 2016) beziehen sich auf die Rollen von Data Scientists als Intermediäre (Bessy & Chauvin 2013) zwischen verschiedenen Funktionen (»zwischen IT und Business, zwischen Strategie und Technologie«), aber auch zwischen der Repräsentation von Daten in soziotechnischen Systemen und deren organisationaler Wirklichkeit. Die Positionierung von Data Scientists als Moderator\*innen an zentralen organisationalen Schnittstellen verdeutlicht, dass jenseits der technologisch-methodischen Expertise die Ausbildung unternehmerischer Subjekte und Identitäten im Zentrum steht.

## 10.6 Denkweisen und persönliche Einstellungen: Das »Data Mindset« als Grundlage für Datafizierungsprozesse

Die Curricula umfassen als letzten Baustein Denkweisen und persönliche Einstellungen, die dem Berufsprofil von Data Scientists attribuiert werden. Die Analyse zeigt, dass es bei diesen Attributen wenig Divergenz gibt, sowohl was die institutionelle Verortung der Studiengänge als auch die wissenschaftlichen Fachbereiche der Befragten betrifft. Sie stimmen darin überein, dass die Ausbildung und Verinnerlichung einer datenorientierten bzw. datengetriebenen Denkweise zentral sei.

In ihrer Diskussion der gesellschaftlichen Implikationen von Big Data betonen Mayer-Schönberger und Cukier, dass Datafizierung nicht nur einen soziotechnischen Prozess – die »Überführung sozialer Wirklichkeit in (vorgeblich) objektive Datenstrukturen« (Prietl & Houben 2018: 7) – darstellt, sondern auch einer mentalen Einstellung, eines Begehrns oder Willens dazu bedarf:

»In order to capture quantifiable information, to datafy, we need to know how to measure and how to record what we measure. This requires the right set of tools. It also necessitates a *desire* to quantify and to record. Both are prerequisites of datafication [...]« (Mayer-Schönberger & Cukier 2013: 78; eigene Hervorhebung)

Ein »Data Mindset«, d. h. ein Bewusstsein dafür, ein soziales Phänomen mit und durch Daten wahrzunehmen und zu repräsentieren, wird demnach zur Grundlage von Datafizierung und der Arbeit mit Daten insgesamt. Viele Beiträge, die sich an Mayer-Schönberger und Cukier anknüpfend mit der Datafizierung des Sozialen beschäftigen, interessieren sich primär für die inkludierenden wie exkludierenden Effekte auf das Soziale (boyd & Crawford 2012; Dalton & Thatcher 2014; Kitchin & Lauriault 2018). Die Frage jedoch, wie ein »Data Mindset«, wie eine Denkweise für Daten entsteht, was sie auszeichnet, wie und wo sie vermittelt wird und in andere gesellschaftliche Bereiche diffundiert, wird weit weniger thematisiert. Es wird gemeinhin immer angenommen und als Bedingung für Datafizierungsprozesse vorausgesetzt, ohne es selbst zum Gegenstand zu machen (Carillo 2016).

Das »Data Mindset« ist ein schillerndes Konzept und zirkuliert in diversen Spielarten sowohl in wissenschaftlichen, ökonomischen und weiteren, oft hybriden Anwendungskontexten. Trotz seiner ambiguen und flexiblen Verwendungsweise ist es ein zentraler Feldbegriff, der zur Grundlage für die Wirkmächtigkeit datenwissenschaft-

licher Praxis wird: Das Denken und Wahrnehmen mit und durch Daten ist stets mit spezifischen Praktiken – wie dem Beurteilen, Sortieren oder Klassifizieren mit und durch Daten – verknüpft, die für sich eine spezifische Objektivität und Neutralität (Porter 1995) suggerieren und in Anspruch nehmen.

In den folgenden zwei Abschnitten werde ich zeigen, inwiefern das »*Data Mindset*« in den Studiengängen – je nach Ausrichtung – sowohl als »forschende Grundhaltung« (Kap. 10.6.1) als auch als »unternehmerische Haltung« (Kap. 10.6.2) operationalisiert wird. Neben den Praktiken, Tools und Kompetenzbegriffen fluktuiert es als *boundary object* zwischen den gesellschaftlichen Feldern der Wissenschaft und Ökonomie und trägt insofern trotz seiner diffusen Bedeutung zu deren Verknüpfung im Bereich der Datenwissenschaften bei.

### 10.6.1 »Eine forschende Grundhaltung zu entwickeln ist absolut zentral!«

»Kreativität, Neugier und wissenschaftliche Denkweise fördern neuartige Erkenntnisse zu Tage« (Stockinger et al. 2016: 62).

Praxisorientierte Handbücher, die sich explizit an Data Scientists in datenverarbeitenden Organisationen richten, beschreiben den »data science process« oft als Ensemble verschiedener Teilschritte der Datenerhebung, Datenaufbereitung, Datenreinigung, Modellierung, Analyse und Evaluation, die in einem zirkulären Verhältnis zueinander stehen (Provost & Fawcett 2013: 27; Schutt & O’Neil 2013: 41). Dies setzt allerdings voraus, dass bereits klar ist, was überhaupt die Fragestellungen sind, die sich an die »Daten« richten. Die Arbeit an und mit Daten bedarf grundlegender kontingenter Entscheidungen: So stellt sich etwa die Frage, was überhaupt »die Daten« sind. Woher stammen sie, wie setzen sie sich zusammen? Wie ist ihre Qualität? Wie kann diese bewertet werden? Je nach Beantwortung dieser Fragen und entsprechenden Praktiken resultieren andere Datenkonstruktionen, die wiederum Grundlage werden für daran anschliessende Kategorisierungen oder Klassifikationen (Mützel et al. 2018). Datenwissenschaftliches Arbeiten als epistemische Praxis besteht demnach zuallererst einmal im grundlegenden Suchen und Finden von Fragen an den Gegenstand.

Als Voraussetzung, um überhaupt auf Antworten zu diesen Fragen zu kommen, erachten die Studiengänge persönliche Eigenschaften wie eine forschende Grundhaltung, Kreativität oder Neugier als weiteren elementaren Baustein eines datenwissenschaftlichen Kompetenzprofils. Wie gezeigt, wird die zentrale »Datenkompetenz« beispielsweise mit der Fähigkeit, »gute Fragen stellen« zu können, operationalisiert. Was aber sind »gute Fragen« und (wie) können diese erlernt werden? Im Gegensatz zu methodischen und analytischen Fähigkeiten, die sich als ein Bündel unterschiedlicher Praktiken im Sinne eines Handwerks erlernen lassen, sind Wissenschaftlichkeit, Kreativität oder Neugier diffuse, auf die Persönlichkeit von Studierenden abzielende Konzepte. Im empirischen Material lassen sich kaum Spezifizierungen dazu finden. Obwohl alle Befragten übereinstimmen, dass diese »absolut zentral« seien, bleibt in der Artikulation dieser Konzepte offen und unterbestimmt, wie dies gelingen kann.

Auf die Frage, was denn »eine forschende Grundhaltung« ausmacht, skizziert eine befragte Person zumindest eine Stossrichtung, wie eine solche befördert werden kann:

»Aber allgemein sind es einfach so Grundlagen, die sehr wichtig sind: Kreativität [...] wenn ich grosse, komplexe Daten habe, ist oft gar nicht so klar, welche Fragen ich an die Daten stelle. [...] also Neugier, die man einfach wecken muss. Und das kann man einfach nur im Kontext von praktischen Projekten [...] machen« (Prof\_ETH\_A: 4:25).

Die Zentralität des Begriffs manifestiert sich einerseits in der Bedeutungszuschreibung (»einfach so Grundlagen, die sehr wichtig sind«), andererseits aber auch im Un gesagten, d. h. im Ausweichen auf andere Begriffe (»Kreativität«, »Neugier«) sowie im Ringen nach einer Antwort, die durch die Sprechpausen indiziert werden. Der Befragte verknüpft eine »forschende Grundhaltung« mit Kreativität und Neugier – zwei ebenfalls schwierig fassbare Begriffe, die auf inkorporierte Talente und Begabungen verweisen, die die jeweilige Forscherin inkorporiert hat und gewissermassen aus sich selbst schöpfen kann (»also Neugier, die man einfach wecken muss«). In beiden Begriffen artikuliert sich eine Verwandtschaft zum künstlerischen Genie-Diskurs des 19. Jahrhunderts, der sich in seiner aktualisierten Fassung eines Kreativitätsimperativs präsentiert (Raunig et al. 2011; Reckwitz 2012; Wuggenig 2016). Die Suche nach Neuheit als datenwissenschaftliche Kompetenz erfordert somit das Überschreiten des Kalkulier- und Erwartbaren und beinhaltet insofern immer auch etwas Unbeschreibbares.

Interessant ist schliesslich, dass die interviewte Person eine »forschende Grundhaltung« insbesondere in Projekten mit Praxispartner\*innen situiert: Erst durch konkrete Projekte mit wissenschaftlichen oder industriellen Partner\*innen setzt ein Verständnis für die Potenzialität von Daten ein, »was mit Daten möglich ist« (Unternährer 2021). Es ist das Tun, das der Denkweise in diesem Fall vorausgeht und die Voraussetzung bildet, datenorientierte Denkweisen einzuüben und zu internalisieren.

### 10.6.2 Entrepreneurship als Kommodifizierung der datenorientierten Denkweise

Die Anrufung verinnerlichter Dispositionen wie Kreativität und Neugier wirkt widersprüchlich bei der gleichzeitigen Feststellung, dass das Erlernen und Einüben von Denkweisen in der Praxis erfolgt. Technikwissenschaftlich orientierte Studiengänge geben insofern keine Antworten auf das Problem, sondern verschieben die Lösung, indem sie datenwissenschaftliches Arbeiten stets als interdisziplinär und kollaborativ rahmen. Das »schöpferische Element« wird in die Aushandlung verschiedener disziplinärer Logiken transformiert.

Studienprogramme an Wirtschaftsfakultäten bzw. Business Schools wählen einen anderen Ansatz: Sie kombinieren – wie erwähnt – datenwissenschaftliche Techniken und Methoden mit verschiedenen betriebswirtschaftlichen Praxisfeldern (wie Management, Marketing, HR etc.) (Carillo 2016). Die Studiengänge schreiben insbesondere einer datenorientierten unternehmerischen Haltung bzw. Business-Orientierung ihrer Studierenden eine grosse Bedeutung zu. Ein Interviewpartner einer Fachhochschule verknüpft auf die Frage nach der disziplinären Verortung der Datenwissenschaften methodisch-analytische Fähigkeiten mit einer unternehmerischen Grundhaltung:

»Ganz am Anfang haben wir uns hingesetzt und zusammen überlegt: was ist für uns eigentlich Data Science? Das war ein mühsamer Prozess von ein paar Wochen und wir haben gemerkt: Analytics ist wichtig. Wir können nicht von einem Data Scientist sprechen, wenn der nicht weiß, wie das geht [...] Man muss verstehen, was machen diese Verfahren, was ist das Ergebnis. [...] Es braucht unternehmerisches Denken, als Data Scientist baue ich Data Products, ich baue nicht einfach einen Algorithmus. Ich setze den ein und muss im Kopf haben, was da rauskommen könnte, d. h. da muss ich eine Idee haben. Es kommt kein Business-Mensch und sagt: ›Oh, lass uns doch mal den schicken Algorithmus mit den Daten kombinieren, um das zu bauen. Die Idee kommt typischerweise von mir, d. h. ich brauche das Entrepreneurship [...]« (Prof\_FH\_B: 5:26).

Neben der bereits diskutierten interdisziplinären Konstitution der Wissensformation werden im Zitat die Kombination von mathematischen, statistischen und informatischen Grundlagen mit unternehmerischem Denken und Kreativität angesprochen. »Data Science« wird hier nicht in erster Linie als ›numbers crunching‹, sondern als eine kreative Tätigkeit charakterisiert, als das Generieren von »Ideen« und das Schaffen von neuen »Data Products«, etwa in Form von Visualisierungen, Applikationen oder Dashboards, die wiederum in ordentliche Geschäftsprozesse einfließen oder diese repräsentieren.

Datenorientiertes Entrepreneurship wird in diesen Studiengängen explizit nicht als Prädisposition verstanden, sondern als lernbar in verschiedenen Kursen implementiert. Anschauliche Beispiele sind Module wie »Data-Driven Business-Models«, »Managing Data Science Projects« oder »Data Ideation« an der Hochschule Luzern – Wirtschaft.<sup>7</sup> Die Studierenden lernen in solchen Lehrveranstaltungen verschiedene »Innovationstechniken kennen und erkunden Ökosysteme, welche innovative Formen der Datennutzung hervorbringen«, um organisationale Problemstellungen datenbasiert zu bearbeiten. Es handelt sich um die Einführung und Vermittlung in eine datenorientierte Denkweise, wobei das Ziel – neben Analyse, Interpretation, Visualisierung und Kommunikation – darin besteht, »an die Daten die richtigen Fragen zu stellen«.<sup>8</sup> Die Vorgehensweise orientiert sich explizit an einem »Design-Zyklus«: Die Studiengänge übersetzen somit exemplarisch die in den Textbüchern beschriebene Vorgehensweise (vgl. oben) datengetriebener Forschungsprozesse in organisationale Kontexte.

Die Ausbildung einer datenorientierten Denkweise zielt insofern nicht nur auf den betrieblichen Mehrwert, den sich Organisationen von »Data Science« erhoffen, sondern festigen auch die Orientierung an Transparenz und Objektivität (Porter 1995) datenbasierter gegenüber traditionellen organisationalen Entscheidungsprozessen. Genauso wie die datenwissenschaftliche Praxis selbst befördert eine datengetriebene Denkweise also, wie Mayer-Schönberger und Cukier postulieren, die digitale Trans-

<sup>7</sup> Vgl. die Modulbeschreibungen online: <https://www.hslu.ch/de-ch/wirtschaft/studium/master/applied-information-and-data-science/module/> (Zugriff: 03.02.2022).

<sup>8</sup> »Ziel ist es, dass die Studierenden lernen, an die Daten die richtigen Fragen zu stellen, Daten zielgerichtet zu analysieren, zu interpretieren und für die Optimierung von Design-Ergebnissen zu nutzen. Schliesslich müssen die Ergebnisse wirkungsvoll aufbereitet und kommuniziert werden. Das Modul orientiert sich eng an einem Design-Zyklus« (HSLU Master Applied Information and Data Science, Modulbeschreibung »Data Ideation«).

formation und Datafizierung von zeitgenössischen Organisationen (Beer 2019; Boes et al. 2018).<sup>9</sup>

## 10.7 Vielversprechende Zukünfte: Zur »Sexiness« von Data Scientists

»Data Science is an attractive name which makes Data Science sound young, exciting, innovative, and partially mysterious. This may endow those entering this field with a particularly creative and less conservative mindset than in other, more established disciplines« (Ley & Bordas 2018: 172).

Technologische Innovationen artikulieren stets kollektive Imaginationen und sind somit Teil von kulturellen Narrativen (Jasanoff 2015). Die zu beobachtende Konjunktur von »Data Science« erklärt sich insofern nicht alleine durch epistemologische, politische oder organisationale Transformationen, sondern operiert ebenso auf der symbolischen Ebene: Subjekte mit spezifischen Skillsets werden als zukünftige Studierende angerufen und adressiert, indem ihnen vielversprechende – berufliche wie soziale – Opportunitäten in Aussicht gestellt werden. Die kulturelle Rahmung von »Data Science« wurde fast ausschliesslich durch männliche US-amerikanische Informatiker, Statistiker und Ökonomen geprägt – mit einigen wenigen Ausnahmen wie Hilary Mason (Mason & Wiggins 2010; Patil & Mason 2015) –, die an der Schnittstelle von Technologieunternehmen und Wissenschaft ihre eigenen Visionen des Feldes formulierten und gleichzeitig in Anspruch nehmen, den Begriff »Data Scientist« überhaupt erst erschaffen zu haben (Hammerbacher 2009; Varian 2009; Davenport & Patil 2012). Sie entwarfen ein spezifisches Verständnis einer neuen Profession, das sich gegenüber existierenden Rahmungen, wie etwa dem weit verbreiteten negativen Zerrbild von »Leute[n], die irgendwo im dritten Untergeschoss von morgens bis abends vor dem Bildschirm sitzen« (Prof\_FH\_D: 15:65), etablieren musste.

Der Artikel »Data Scientist: The Sexiest Job of the 21st Century« des Harvard-Professors Thomas H. Davenport und des Informatikers Dhananjay »DJ« Patil, der als erster Chief Data Scientist im Weissen Haus in der zweiten Amtszeit von Barack Obama fungierte, steht paradigmatisch für diese Konzeption von »Data Science«. Der Artikel kombiniert ökonomische Deutungen (hohe Nachfrage bei gleichzeitigem »Fachkräftemangel«) mit dem Narrativ der »Sexiness« von hochqualifizierten Professionellen in quantitativen Disziplinen. Zudem wird die Attraktivität der neuen Profession mit Werten wie Offenheit, Demokratisierung und Dezentralität in Verbindung gebracht (Cornelissen 2018; Kross et al. 2020), die einst als antikapitalistische Kritik von sozialen Bewegungen formuliert, mittlerweile aber in solutionistischen Technikutopien von Unternehmen, Nationalstaaten oder Stiftungen usurpiert wurde (Dickel & Schrappe 2015; Haven & boyd 2020; Nachtwey & Seidl 2017).

9 Das CAS »Data Science and Management«, das gemeinsam von der EPFL und der Universität Lausanne angeboten wird, fasst dies unter der Losung »Transformation towards the data-driven enterprise« wie folgt: »Data is a strategic asset nowadays. Everyone agrees with the principle, but we are far away from an effective use of data in business. In order to create value from Big Data and analytics, companies need to transform into Data-Driven Enterprises« (EPFL & HEC Lausanne 2019: 2; eigene Hervorhebung).

Das durch den Artikel von Davenport und Patil popularisierte Narrativ wird nicht nur in medialen Repräsentationen von »Data Science« breit rezipiert, sondern findet auch in Studienprogrammen oder Mission Statements von Forschungsinstituten Anwendung. Die Referenz auf die hohe Nachfrage nach datenwissenschaftlichen Kompetenzen und die daraus resultierende soziale wie symbolische Attraktivität wird in den Kontext des ökonomischen Potenzials von Daten (»Daten als Rohstoffe«) gestellt, das es zunächst durch geeignete Methoden freizulegen und auszuschöpfen gilt. Es sind in erster Linie Studienprogramme in Business Schools, die auf diese Rahmung zurückgreifen. Sie kombinieren – wie bereits erwähnt – ein statistisch-technikwissenschaftliches Methodenrepertoire mit einem ausgeprägten Fokus auf Management, Kommunikation und Visualisierung:

»What kind of person does all this? What abilities make a data scientist successful? Think of him or her as a hybrid of data hacker, analyst, communicator, and trusted adviser. The combination is extremely powerful – and rare« (Davenport & Patil 2012: 73).

Die Konstruktion einer »Sexyness« kann insofern als Versuch eines revidierten gesellschaftlichen Rollenmodells für technische Berufe gelesen werden, das die traditionell männlich kodierte Ingenieurslogik durch nicht-technische, manageriale Skills zu erweitern und zu demokratisieren versucht. Damit wird eine Abkehr von den angeführten »disziplinäre[n] Eigenbrötler[n]« bzw. dem »Informatiker-Autismus« angestrebt, die stellvertretend für »Silodenken« und kommunikative Inkompotenten herhalten müssen.

Ein geschlechtersensibles *close reading* des Narrativs impliziert allerdings, dass die »Sexyness« über die Attraktivität von hoher Nachfrage und Entlohnung hinausgeht und auf die inhärent vergeschlechtlichte Dimension des Berufsbildes verweist: Wie andere technologiegetriebene Felder bestehen die Datenwissenschaften in der Schweiz gegenwärtig fast ausschliesslich aus männlichen Professoren, die eine mehrheitlich männliche Studierendenschaft unterrichtet. Trotz wissenschaftspolitischer Massnahmen, die Partizipation und Inklusion von Frauen in den Technikwissenschaften und technischen Berufsfeldern insgesamt zu erhöhen (Akademien der Wissenschaften Schweiz 2017; Hasler Stiftung 2018), zeigt sich eine signifikante, sozialstrukturell persistente Unterrepräsentation von Frauen in Engineering- und Informatik-Berufen (Andreoli et al. 2017; Chow & Charles 2019) und neulich auch in den Datenwissenschaften (Duranton et al. 2020; Norén et al. 2019).<sup>10</sup>

Sie manifestiert sich im empirischen Material insbesondere darin, dass Data Scientists in den Interviews unisono als »Jack« und nicht als »Jill of all trades and a master of some« adressiert und imaginiert werden. Die selbstverständliche Anrufung als männliche Subjekte (»Weil er heisst ja auch Data Scientist, d. h. er muss auch gute Fragen stellen können«, vgl. Kap. 10.3) widerspricht dabei der visuellen Repräsentation von zukünftigen Data Scientists in vielen untersuchten Materialien und Webseiten, die eine diversere Bildsprache einzunehmen versuchen und über die Abbildung

<sup>10</sup> Zu den Geschlechterverhältnissen wissenschaftlicher Fachbereiche in der Schweiz vgl. Bundesamt für Statistik (2021): Frauen und Wissenschaft. <https://www.bfs.admin.ch/bfs/de/home/statistiken/bildung-wissenschaft/technologie/indikatorssystem/zugang-indikatoren/w-t-input/frauen-und-wissenschaft.html> (Zugriff: 03.02.2022).

mehrheitsschweizerischer, männlicher und weisser Studierendensubjekte hinausgehen. Die Analyse deutet insofern darauf hin, dass sich die Selbstdarstellung der Studiengänge unter dem Einfluss von wissenschaftspolitisch induzierter Inklusion und Internationalisierung nach aussen diversifiziert, während die grundlegenden Orientierungen der Befragten nach wie vor Ausdruck eines trägen, geschlechtsspezifisch strukturierten Habitus (Bourdieu 1997a) sind. Während die Berufsfelder als stark von einem »Fachkräftemangel« betroffen gerahmt werden, der durch die Inklusion weiterer, bisher unterrepräsentierter Gruppen überwunden werden soll, erschweren bzw. verhindern normative Strukturen und Orientierungen weiterhin den Eintritt und die Karrieremöglichkeiten von Frauen (Cech 2014; Charles & Thébaud 2018; Chow & Charles 2019).

Trotz Versuchen der Rekonzeptualisierung und Resituierung schliessen die dominierenden Repräsentationen von Datenwissenschaften an jene »technikwissenschaftliche Business Masculinity« an, die den »Kontext einer entgrenzten Wissenschaft und eines als Wissensökonomie zu bezeichnenden Feldes im Schnittfeld von Wissenschaft und Wirtschaft« (Paulitz & Prietl 2017: 164) charakterisiert.<sup>11</sup> Die organisationale Rolle von Data Scientists als Kommunikator\*innen, Übersetzer\*innen und Manager\*innen stellt spezifische Anforderungen nicht nur an vermitteltes und distribuiertes wissenschaftlich-technisches Kapital, sondern auch an kulturelles und soziales Kapital. Die identifizierte vergeschlechtlichte Konstruktion datenwissenschaftlicher Kompetenzprofile reproduziert insofern bestehende Disparitäten und soziale Ungleichheiten.

## 10.8 Diskussion

Die Analyse macht deutlich, dass sich sowohl die Lehrenden als auch die Curricula elementar auf den Kompetenzbegriff stützen. Mittels Kompetenzdefinitionen und Berufsprofilen wird versucht, eine Rezeptur für die Komposition eines »Data Science Skillsets« zu finden und begründen: Im Baukastenprinzip werden unterschiedliche Anforderungen, Qualifikationen und Fähigkeiten für ein Studium oder eine berufliche Tätigkeit in Datenwissenschaften arrangiert und kombiniert. Während die methodisch-analytischen Fähigkeiten am ehesten zur Ausbildung eines distinkten Profils taugen, sind andere Elemente stärker additiv konzipiert und generisch für viele Berufsgruppen. Da sich zudem im empirischen Material divergierende Vorstellungen darüber finden, welche Bausteine des datenwissenschaftlichen Kompetenzprofils die zentralen sind und wie diese in Curricula organisiert werden sollen, ist kaum eine Hierarchisierung möglich.

Such- und Aushandlungsprozesse über die ›richtigen‹ Kompetenzrahmen und Berufsprofile von Data Scientists auf der Ebene von Studiengängen, Curricula und Berufsklassifikationen bilden in diesem Sinne die Differenzierungsprozesse und die epistemologischen, politischen und ökonomischen Diskussionen auf der Makroebene ab. Es handelt sich um organisationale Antworten auf jene kollektiven Unsicherheiten,

<sup>11</sup> Tatsächlich birgt die Mehrdeutigkeit von »Data Science« auch Konturen von Gegenbewegungen: Insbesondere im US-amerikanischen Kontext wurden Gender, Race, Diversity und Social Justice schon früh als Prioritäten definiert und teilweise in Fragen der Kanonbildung miteinzogen (NASEM 2018: 4-1f.).

die sich in gesellschaftlichen Zukunftsdebatten über Digitalisierung und Datafizierung wissenschaftlicher Erkenntnisproduktion, ökonomischer Praktiken oder politischer Prozesse artikulieren.

Analog zur Suche nach adäquaten Begriffen in der Beschreibung der epistemologischen Verschiebungen, die durch die Datenwissenschaften manifest werden, steht die Suche nach den ›richtigen‹ Kompetenzprofilen für Praktiken von Begriffs- und Grenzarbeit, die zur Konstruktion eines Raumes zwischen etablierten Feldern beitragen: Trotz ihrer Vagheit und Unterbestimmtheit formulieren die verwendeten Begrifflichkeiten wie Datenkompetenzen oder »Data-Mindset« Diagnosen und Vorstellungen über den Zustand und die weitere Entwicklung des Feldes. Die damit einhergehenden Bedeutungszuschreibungen verdeutlichen den hohen ökonomischen und politischen Stellenwert, den solche Konstruktionen und Zuschreibungen im Untersuchungsfeld einnehmen. Sie mäandrieren zwischen den verschiedenen involvierten Disziplinen und Feldern und garantieren gleichzeitig, dass die Grenzen dazwischen bestehen bleiben. Ihre Überführung in mess- und überprüfbare Kompetenzen befördert und festigt die Selbst- und Fremdwahrnehmung der Datenwissenschaften als einer Wissensformation in Entstehung. Parallel dazu wird durch die Rekonzeptualisierung der Datenwissenschaften versucht, die Wissensformation zu öffnen und insofern angeschlussfähig an veränderte Wertvorstellungen zu machen. Die verwendeten Narrative verweisen allerdings auf tradierte normative Ausbildungs- und Berufsstrukturen, die sich in ausgeprägt maskulinen Imaginationen des Berufsbildes Data Scientist wiederfinden. Diese erschweren Partizipationsmöglichkeiten insbesondere für Frauen, was zur Reproduktion sozialer Ungleichheiten im entstehenden Wissensfeld beiträgt.

Hinsichtlich ihrer Leistung als allgemeine Konstruktionsmechanismen nehmen die identifizierten Kompetenzprofile und individuellen Zuschreibungen eine doppelte Funktion wahr: Einerseits übersetzen sie methodisch-technische Innovationen in operationalisierbare Anforderungen an gegenwärtige und zukünftige Praktiker\*innen auf der Mikroebene. Damit schaffen sie ein Dispositiv, durch welches Neuheiten vermittelt werden und in weitere gesellschaftliche Bereiche jenseits des zwischenräumlichen Entstehungskontextes diffundieren können. Gleichzeitig eröffnen sie dadurch vielfältige Anschlussmöglichkeiten für multiple Akteur\*innen, die Kompetenzprofile aufnehmen, weiterentwickeln und insofern zu deren Festigung beitragen.

Andererseits rahmen sie Neuheiten durch spezifische Narrative, indem sie Subjekte mit bestimmten Skillsets als zukünftige Praktiker\*innen adressieren und ihnen vielversprechende – berufliche wie soziale – Zukünfte in Aussicht stellen. Allerdings sind solche kulturellen Rahmungen nie neutral, sondern stehen in Beziehung zu existierenden Deutungen verwandter Gegenstände, zu denen sie sich – positiv-affirmierend, negativ-abgrenzend oder dazwischen vermittelnd – verhalten müssen. Während dies produktive Dynamiken auslösen und die Nachfrage nach bestimmten Kompetenzprofilen beschleunigen und ankurbeln kann, sind umgekehrt stets auch Prozesse von Selektion und Fokussierung auf bestimmte Aspekte und damit Exklusion anderer verbunden. Als Konstruktionspraktiken zur Übersetzung von Innovationen in individuelle Zuschreibungen machen Kompetenzprofile widersprüchliche Effekte von Inklusions- und Exklusionsprozessen sichtbar.

