

Data Analytics – Mind the Gap!

Data Analytics im Kontext der organisatorischen Verankerung

Masterarbeit
zur Erlangung des akademischen Grades

Master of Arts in Business (MA)

Fachhochschule Vorarlberg
Business Process Management (BPM)

Betreut von
Prof. (FH) DI Dr. Heidi Weber

Vorgelegt von
Markus Lippert

Dornbirn, 07.07.2023

Kurzreferat

Data Analytics – Mind the Gap!

Data Analytics im Kontext der organisatorischen Verankerung

In den letzten Jahren wurde den technischen Aspekten der Datenanalyse viel Aufmerksamkeit gewidmet, den organisatorischen Implikationen jedoch nur wenig, was dazu geführt hat, dass eine Reihe von Unternehmen nicht in der Lage war, den vollen Nutzen aus ihren Data Analytics-Investitionen zu ziehen was u.a. dazu führte das die Potenziale von Data Analytics nicht vollständig ausgeschöpft wurden. Ziel dieser Arbeit ist es, die organisatorischen Herausforderungen aus der Sicht des Managements, der Kultur und der Organisation zu beleuchten und unter der theoretischen Orientierung des „Dynamic Capability View“ die Haupttreiber für die organisatorische Verankerung von Data Analytics zu beleuchten, um die Potenziale der evidenzbasierten Entscheidungsfindung in einer datengetriebenen Organisation voll auszuschöpfen. Die Literaturarbeit zu Data Analytics und ihren organisatorischen Auswirkungen, die auf der Grundlage einer theoretisch-konzeptionellen Forschungsarbeit durchgeführt wurde, zeigt, dass es in diesem Kontext eine Vielzahl von Parametern gibt, die sich gegenseitig beeinflussen. Diese Studie hat gezeigt, dass Unternehmen einen ganzheitlichen Ansatz verfolgen müssen, um die Vorteile der modernen Data-Analytics-Methoden voll ausschöpfen zu können. Die Ergebnisse deuten darauf hin, dass die Hauptantriebskräfte für Datenanalysefähigkeiten gut ausgebildete Manager mit einem ausgeprägten analytischen Verständnis sind, die von klar definierten evidenzbasierten Prozessen geleitet werden, welche in einer hoch kultivierten datengetriebenen Kultur eingebettet sind. Dies ist die Grundlage für Wettbewerbsvorteile in hochdynamischen Umgebungen und führt in weiterer Folge zu einem höheren Niveau der Wertschöpfung.

Schlagwörter:

Data Analytics, Entscheidungsfindung, Dynamic Capabilities, Strategisches Management, technologisch getriebene Transformation

Abstract

Data Analytics – Mind the Gap!

Data analytics in the context of organizational anchoring

In recent years, a lot of attention has been paid to the technical aspects of Data Analytics but little to the organisational implications, which has led to a number of companies not being able to reap the full benefits of their Data Analytics investments, resulting in a failure to fully exploit the potential of Data Analytics. The purpose of this paper is to shed a light on the organizational challenges from a managerial, cultural, and organizational point of view and under the theoretical orientation of the “Dynamic Capability View” to highlight the main drivers for the organizational anchoring of Data Analytics in order to fully exploit the potentials of evidence-based decision making in a data driven organization. The literature study on Data Analytics and its organizational implications, which was conducted on the basis of a theoretical-conceptual research work, indicates that there are a large number of parameters that influence each other in this context. This study has shown that organizations need to take a holistic approach to fully reap the benefits of cutting-edge Data Analytics methods. The findings indicate that the key drivers of Data Analytics capabilities are well-trained managers with a strong analytical understanding, guided by well-defined evidence-based processes embedded in a highly cultivated data-driven culture. This is the foundation for competitive advantage in highly dynamic environments and subsequently leads to higher level of value creation.

Keywords:

Data Analytics, Decision Making, Dynamic Capabilities, Strategic Management, IT-enabled Transformation

Inhaltsverzeichnis

Darstellungsverzeichnis	6
Abkürzungsverzeichnis	8
1 Einleitung	9
1.1 Problemstellung und Relevanz der Thematik	9
1.2 Zielsetzung und Zielgruppendefinition	11
1.3 Forschungsfrage	11
1.4 Aufbau der Arbeit	12
2 Fachliche Grundlagen	13
2.1 Begriffsdefinitionen und Abgrenzungen	13
2.2 Organisationstheoretische Aspekte	20
2.3 Reifegradmodelle	22
2.4 Data Analytics	25
3 Methodologie zur Bearbeitung der Fragestellung	32
3.1 Forschungsdesign	32
3.2 Prozess der kritischen Literaturrecherche & -analyse	32
4 Die erfolgreiche Verankerung evidenzbasierter Entscheidungsfindung	35
4.1 Organisatorische Strukturen & Prozesse	41
4.1.1 Strategische Gesichtspunkte	44
4.1.2 Ausrichtung der Strukturen und Prozesse	49
4.1.3 Organisationspsychologische Aspekte	54
4.1.4 Reifegrad und Operationalisierung	55
4.2 Organisationskulturelle Einflüsse	59
4.2.1 Strategische Gesichtspunkte	59
4.2.2 Kulturelle Gesichtspunkte	60
4.2.3 Normen, Werte und Standards	63
4.2.4 Operationalisierung	64
4.3 Führungsspezifische Aspekte	65
4.3.1 Führung und Commitment	66
4.3.2 Datengetriebene Entscheidungsfindung	68
4.3.3 Aspekte der menschlichen Wahrnehmung	70

4.3.4	Koordination, Kontrolle und Operationalisierung	72
5	Abschließendes Kapitel	76
5.1	Zusammenfassung und Ergebnisse	76
5.2	Beantwortung der Forschungsfrage	79
5.3	Limitationen und kritische Reflexion	80
5.4	Ausblick	81
	Literaturverzeichnis	83
	Eidesstattliche Erklärung	89

Darstellungsverzeichnis

Darstellung 1: Aufbau der Arbeit.....	12
Darstellung 2: Komponenten des branchenneutralen CRISP-DM Industriestandards.....	15
Darstellung 3: Technologie-Akzeptanz-Modell nach Davis	16
Darstellung 4: Datenqualitätskriterien	17
Darstellung 5: Die Wissenstreppe.....	19
Darstellung 6: Foundations of dynamic capabilities and business performance	21
Darstellung 7: Reifegrade wissensorientierter Unternehmensführung	23
Darstellung 8: A comparative analysis of selected attributes of an organization’s analytics maturity models (AMMs).....	25
Darstellung 9: Die Analytik-, Daten- und Umsetzungsperspektiven der Business Analytics.....	27
Darstellung 10: Business Analytics Framework (BA.FT).....	27
Darstellung 11: Business Analytics Prozess.....	28
Darstellung 12: BIA-Ordnungsrahmen.....	29
Darstellung 13: Einsatzfeld von BIA-Anwendungssystemen.....	30
Darstellung 14: A framework for data analytics–driven transformation	37
Darstellung 15: Taxonomy of human-related Data Analytics capabilities.....	39
Darstellung 16: Konsolidiertes Rahmenwerk – evidenzbasierte Entscheidungsfindung.....	40
Darstellung 17: Konzeptionelles Modell.....	41
Darstellung 18: Importance of Data, BI and Analytics trends	42
Darstellung 19: Development of rankings of Data, BI and Analytics trends	43
Darstellung 20: Information as a strategic resource	45
Darstellung 21: The Relationship between Strategic Level and Functional Level.....	46
Darstellung 22: Gestaltungsbereiche und Aufgaben der Makro-Ebene – Fokus Strategie.....	48
Darstellung 23: The Stairway Chart. Emphasizing the Difference between Lead and Lag Information	54
Darstellung 24: Einsatzgebiete von Business Intelligence und Business Analytics	56
Darstellung 25: Facetten der Data Analytics.....	56
Darstellung 26: Verwendungszweck von Analytics-Verfahren	57

Darstellung 27: Overview of the Maturity Model for Data and Analytics.....	58
Darstellung 28: Value Creation through Decision Making	75
Darstellung 29: Abschließendes Rahmenwerk – evidenzbasierte Entscheidungsfindung.....	77

Abkürzungsverzeichnis

AMM	Analytics maturity model
BA	Business Analytics
BA.TF	Business Analytics Framework
BDAC	Big Data Analytics capability
BI	Business Intelligence
BIA	Business Intelligence & Analytics
CRISP-DM	Cross-industry standard process for data mining
DA	Data Analytics
DAMA	The Data Management Association
DCV	Dynamic Capability View
KPI	Key Performance Indicator
OLAP	Online Analytical Processing
OLAV	on-line Literaturabfrage
ROI	Return on Investment
SJR	Scimago Journal Rank
VUCA	Volatility, Uncertainty, Complexity and Ambiguity

1 Einleitung

Im Verlauf dieses einleitenden Kapitels werden zunächst die Problemstellung und die Relevanz der Thematik erläutert. Anschließend werden die Zielsetzung sowie die Zielgruppe dieser Arbeit definiert und die Forschungsfrage eindeutig formuliert. Abschließend für dieses Kapitel wird der Aufbau der vorliegenden Thesis präsentiert.

1.1 Problemstellung und Relevanz der Thematik

Das Thema Data Analytics (DA) findet auf der technisch konzeptionellen Ebene eine sehr starke Beachtung, was sich auch dadurch äußert, dass eine Vielzahl von exzellenten Ausarbeitungen vorliegen. Jedoch kann beobachtet werden, dass es in der praktischen Umsetzung bzw. Anwendung dieser Konzepte oftmals zu Problemen im spezifischen Unternehmensumfeld kommt. Die offensichtlichen Vorteile dieser Technologien sind genauso überwältigend wie die enorme Bandbreite an möglichen Anwendungsszenarien. Dennoch scheitern bis auf einzelne Ausnahmen die meisten Unternehmen daran, die Anwendung der DA auf der ganzen Breite der Organisation auszurollen und im betrieblichen Alltag zu verankern. (Mikalef u.a. 2019b, S. 272–273) Sehr zutreffend lassen sich diese Aussagen wie folgt in einem Satz zusammenfassen: „The technical challenge of using big data is real, but the managerial challenge is even greater, dealing from top to bottom of the organizational hierarchy“. (Yasmin u.a. 2020, S. 2)

Durch praktische Beobachtungen entstand die Überlegung, dass möglicherweise mangelnde Vorbereitung und fehlerhafter Umgang mit den neuartigen technologischen Ansätzen zu den Herausforderungen in vielen Organisationen beitragen könnten. Dies deutet eventuell auch auf eine geringe organisatorische Reife in diesem Themenbereich hin.

Daher kann gefolgert werden, dass die technische Datenbeschaffung, -bereitstellung usw. nur ein Teil (wenn auch ein enorm wichtiger) einer ganzheitlichen strategischen Ausrichtung hin zu einem „datengetriebenen“ Unternehmen ist. Solch eine Initiative muss durch viele weitere Teilstücke, die miteinander interagieren und sich ergänzen, getragen bzw. angetrieben werden. Hierzu benötigt es zwingend das entsprechende Personal mit dem notwendigen technischen, analytischen und fachlichem Wissen sowie eine Kultur, die evidenzbasierte Entscheidungen willkommen heißt und diese aktiv unterstützt bzw. einfordert. (Mikalef u.a. 2019b, S. 280) Demzufolge sollte sich die Fragestellung wandeln und weg von rein technologiegetriebenen Ansätzen hin zu Fragen des Managements orientieren.

Dies führt u.a. zu der Frage, was im Vorfeld sowie bei der Umsetzung einer strategischen Initiative zur evidenzbasierten Ausrichtung eines Unternehmens aus Sicht der organisatorischen Fähigkeiten der kulturellen Gepflogenheiten und der Governance beachtet werden muss. Hierbei benötigt es einen generischen Ansatz, unter dem sich die diversen technischen

Teilgebiete der Data Analytics wie u.a. das Process Mining, Data Mining etc. nahtlos integrieren lassen.

Umfasst werden hierbei die Fragen nach den begleitenden Maßnahmen und den Voraussetzungen, die geschaffen werden müssen, um solch anstehende Data Analytics-Vorhaben erfolgreich umzusetzen und mögliche Herausforderungen zu antizipieren.

In diesem Zusammenhang wird auch die Frage nach dem wirtschaftlichen Mehrwert für die Organisation aufgeworfen und es werden betriebswirtschaftliche Betrachtungen abgeleitet.

Diverse praktische Erfahrungen und Anwendungsfälle aus persönlicher Erfahrung haben gezeigt, dass es, wenn es zur Anwendung von DA kommt, diese oftmals problembehaftet oder sehr rudimentär gehalten ist. Aus weiteren persönlichen Erfahrungen (und Außerachtlassung der Verfügbarkeitsheuristik) kann die Argumentation sogar noch zugespitzt werden und die Behauptung aufgestellt werden, dass auch Anwendungsfälle zur Umsetzung kommen, die keineswegs sinnvoll sind. Im Weiteren könnten diese sogar als problematisch betrachtet werden, da die eingeführten Features sich in eklatanter Weise mit bestehenden Lösungen überschneiden bzw. vorhandene Implementierungen bei korrekter Anwendung respektive bei voller Nutzung des Funktionsumfangs die gestellten Anforderungen umfänglich erfüllen. Dies zeigt in weiterer Konsequenz, dass die organisatorische Verankerung und Anwendung im konkreten organisatorischen Kontext nicht vollumfänglich gelungen ist, was wiederum auf die zuvor dargelegten Herausforderungen verweist und ihre Relevanz unterstreicht.

Aus weiteren persönlichen Beobachtungen hat sich der Eindruck verfestigt, dass diese Thematik meist zu einseitig im betrieblichen Alltag betrachtet wird. D. h. aus Sicht einer IT-Abteilung „nur“ in Bezug auf technische Möglichkeiten und deren Umsetzung; im Business „nur“ aus dem Blickwinkel der sofortigen Anwendbarkeit und des direkten praktischen Nutzens. Dies sollte als zu kurz gegriffen verstanden werden. Diese einseitigen Herangehensweisen lassen keine ganzheitliche Sichtweise zu und ermöglichen es somit auch nicht, die Data Analytics als soziotechnisches System zu verstehen und in weiterer Folge dessen dynamische Wechselwirkungen.

Über diese Sichtweise heraus stellt sich die Frage, wie die evidenzbasierte Entscheidungsfindung gestaltet und in die Organisation eingebettet werden sollte. D. h. wie können Daten für die diversen Entscheidungsprozesse gesammelt und aufbereitet werden und wie kann sichergestellt werden, dass diese Daten im korrekten Maß in der Entscheidungsfindung berücksichtigt werden. Und wie kann in weiterer Folge sichergestellt werden, dass Entscheidungen tatsächlich auf den bereitgestellten Daten getroffen werden? In diesem Zusammenhang muss auch die Frage gestellt werden, wie solche Prozesse transparent gestaltet werden können. Diese Überlegungen sollten auch die Fragen umfassen, wie Mitarbeitende dazu befähigt werden können, evidenzbasierte Entscheidung zu treffen sowie wie Daten zu Informationen, zu Wissen und schlussendlich in konkrete Handlungen transformiert werden können.

Im Zusammenhang mit dieser Arbeit sollten weitere Einflüsse auf die Organisation bzw. deren Prozesse betrachtet werden. U. a. sollte der Grad der Prozessorientierung einfließen, der Einfluss der Datenqualität bzw. wie mit dieser umgegangen wird sowie der Einfluss der potenziell gesteigerten (Prozess-/Entscheidungs-) Transparenz auf die Mitarbeitenden und auf die Organisation.

1.2 Zielsetzung und Zielgruppendefinition

Diese Masterarbeit hat konkret zum Ziel, die theoretische Lücke in der vorhandenen Fachliteratur hinsichtlich Data Analytics und ihrer organisatorischen Verankerung zu reduzieren. Zusätzlich soll sie wertvollen Input für die Praxis liefern, um Führungskräften dabei zu helfen, ihre Organisationen erfolgreich auf eine evidenzbasierte Entscheidungsfindung auszurichten.

Diese Masterarbeit richtet sich daher an Interessierte aus dem gesamten Fachbereich der Betriebswirtschaft, da das Thema über die Grenzen des Lehrgangs "Business Process Management" hinausreicht und auch in anderen Teilbereichen wie "Human Resources" oder "Management & Leadership" Beachtung finden sollte.

Diese Arbeit richtet sich darüber hinaus an entscheidungsbefugte Personen in der Wirtschaft, um ihnen die Idee von Data Analytics und ihrer organisatorischen Verankerung zu vermitteln. Gleichzeitig zielt sie darauf ab, das Bewusstsein für diese Thematik und die damit verbundenen enormen Herausforderungen zu stärken.

Viele Fachbegriffe werden in Kapitel zwei eingeführt und abgegrenzt, dennoch sollen für die Lektüre dieser Masterarbeit Grundkenntnis analytischer Verfahren und ihren Einsatzgebieten im unternehmerischen Kontext vorhanden sein.

Die zentrale Forschungsfrage dieser Masterarbeit wird nun folgend konkretisiert.

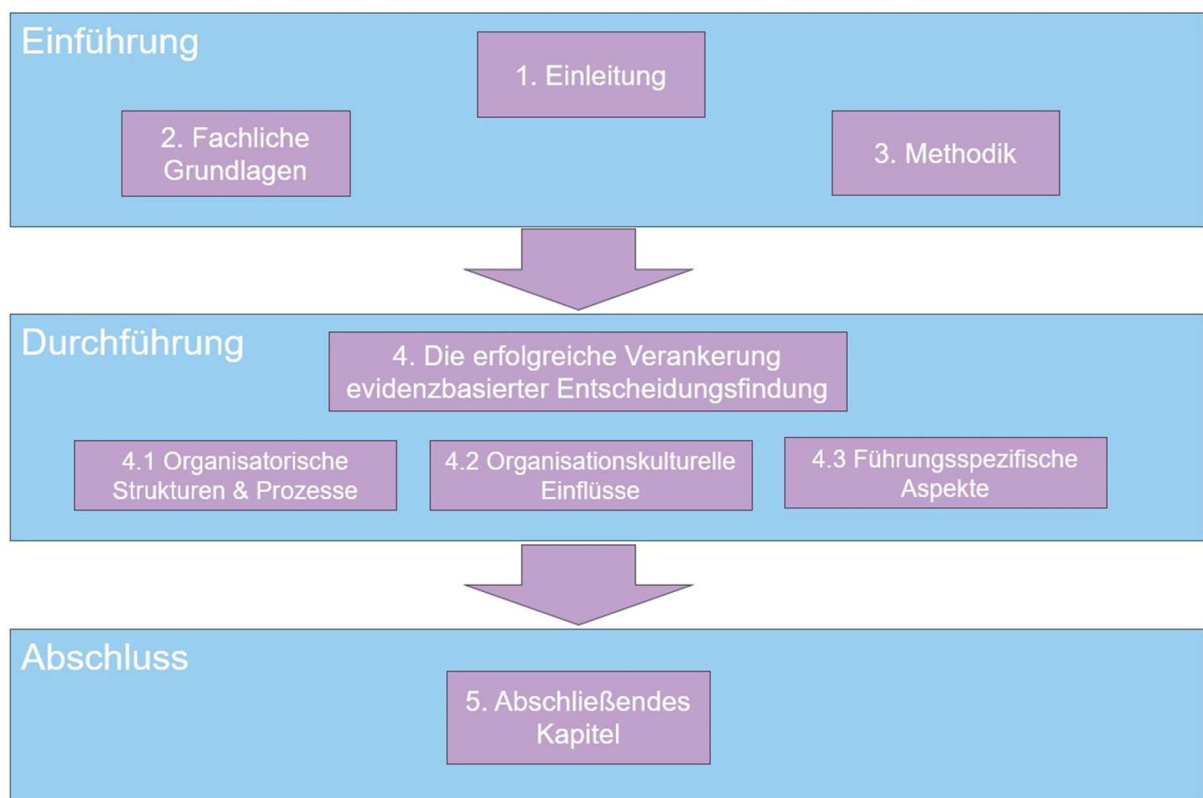
1.3 Forschungsfrage

Basierend auf den vorhergehenden Ausführungen wurde folgende zentrale Forschungsfrage formuliert, die in dieser Masterarbeit behandelt wird:

Welche führungs-spezifischen-, kulturellen-, und organisationsspezifischen Aspekte müssen in Unternehmensorganisationen geschaffen und verankert werden, um eine evidenzbasierte Entscheidungsfindung zu etablieren?

1.4 Aufbau der Arbeit

Diese Masterarbeit wird in fünf Hauptkapitel untergliedert. Nach diesem einleitenden Kapitel folgt das zweite Kapitel, in welchem die fachlichen Grundlagen für die weitere Ausarbeitung und Diskussion erläutert werden. Hierbei wird der theoretische Hintergrund erörtert und grundlegende Konzepte dargelegt. Im dritten Kapitel wird die methodische Herangehensweise an diese Forschungsarbeit erläutert. Hierzu wird das Forschungsdesign erläutert und der Umsetzungsprozess transparent dargelegt. In Kapitel vier werden die Diskussionen hinsichtlich der zentralen Aspekte (Organisation, Kultur und Führung) dieser Masterarbeit geführt und im Detail ausgearbeitet. Im Abschließenden Kapitel fünf werden die Ergebnisse final zusammengefasst, die Forschungsfrage beantwortet, die Limitationen dieser Arbeit kritisch reflektiert sowie ein Ausblick auf mögliche weiter anknüpfende Forschungsvorhaben gegeben. Der Aufbau dieser Masterarbeit wird in folgender Darstellung 1 zusammengefasst.



Darstellung 1: Aufbau der Arbeit

Quelle: Ausarbeitung des Autors

2 Fachliche Grundlagen

In diesem Kapitel werden die zentralen Begriffe dieser Arbeit zielgruppengerecht erläutert und die fachlichen Grundlagen für die weiterführenden Diskussionen gelegt, die in Bezug mit der Zielsetzung dieser Thesis stehen. (Kollmann; Kuckertz; Stöckmann 2016, S. 67–68)

Der Schwerpunkt dieser Thesis liegt nicht primär auf der konkreten Implementierung oder Evaluation spezifischer technischer Tools bzw. Software sowie deren Einführung auf technischer Ebene. Vielmehr liegt der Fokus auf den Dynamiken, die sich innerhalb der Organisation durch die Implementation und Anwendung dieser Verfahren entwickeln. (Mikalef; van de Weerting; Krogstie 2021, S. 3)

Dabei sollten insbesondere die menschlichen Faktoren berücksichtigt werden, die im wechselseitigen Zusammenspiel mit den Veränderungen stehen, die durch technologische Neuerungen herbeigeführt werden. (Ferraris u.a. 2019, S. 1927)

2.1 Begriffsdefinitionen und Abgrenzungen

In dieser Thesis wird der Begriff des "datengetriebenes Unternehmen" als Synonym für die Konzepte und Praktiken der evidenzbasierten Entscheidungsfindung verwendet. Es soll verdeutlicht werden, dass ein datengetriebenes Unternehmen eine Organisationsform darstellt, in der Entscheidungen aufgrund einer gründlichen Analyse und Auswertung von relevanten Daten getroffen werden. Die Herangehensweise basiert auf der Nutzung von Daten und transparenten Prozessen um zu evidenzbasierten Erkenntnissen, d.h. fundierte und informierte Entscheidungen zu kommen. (Mikalef u.a. 2019b, S. 276, 294–295)

So beginnt dieses Unterkapitel mit der Definition des zentralen Begriffs dieser Arbeit. Wie wird **Evidenz** bzw. **evidenzbasiert** definiert und was wird darunter in dieser Arbeit verstanden.

Da der Begriff der Evidenz leider im Allgemeinen nicht eindeutig definiert ist, wird sich somit diese Arbeit an den Definitionen von Seiter (2023, S. 2) orientieren, der diesen Begriff einleitend in seinem Buch wie folgt umschreibt:

Unter Evidenzen werden begründete, objektive Einsichten in einen Sachverhalt verstanden. Sie werden im Zuge des Business Analytics-Prozesses auf Basis von Daten aus verschiedensten Bereichen innerhalb und außerhalb des Unternehmens mittels Algorithmen aus den Bereich Statistik, Data Mining und Machine Learning gewonnen.

Nach dieser ersten Definition nimmt Seiter (2023, S. 57) eine weitere einschränkende Arbeitsdefinition im Kontext eines Business Analytics Teilprozess vor:

Eine Evidenz ist eine aus Daten gewonnene und damit intersubjektiv nachvollziehbare Einsicht in einen Sachverhalt, die dazu dient, betriebswirtschaftliche Probleme im gesamten Managementzyklus von Planung, Steuerung und Kontrolle zu lösen.

Begleitend hierzu wird der Begriff evidenzbasiert aus linguistischer Sicht wie folgt durch den Duden definiert: „auf der Basis empirisch zusammengetragener und bewerteter wissenschaftlicher Erkenntnisse erfolgend...“ (Cornelsen Verlag GmbH o. J.)

Die initiale Begriffsbildung der Evidenz ist somit abgeschlossen, was zur Definition und Abgrenzung weiterer grundlegender Begriffe für diese Arbeit führt.

Data-Governance ist ein weiterer zentraler Begriff, der eine einführende Erläuterung erfordert. Baars & Kemper (2021, S. 353) beziehen sich bspw. auf die Definition der „Data Management Association“ (DAMA), welche Data-Governance wie folgt definiert: „Data Governance is defined as the exercise of authority and control (planning, monitoring, and enforcement) over the management of data assets.“

Eine weitere Definition von Data Governance wird durch Gartner (o. J.) wie folgt vorgenommen: „Data governance is the specification of decision rights and an accountability framework to ensure the appropriate behavior in the valuation, creation, consumption and control of data and analytics.“

Dagegen definiert IBM (o. J.) Data Governance wie folgt:

Data governance promotes the availability, quality, and security of an organization's data through different policies and standards. These processes determine data owners, data security measures, and intended uses for the data. Overall, the goal of data governance is to maintain high-quality data that's both secure and easily accessible for deeper business insights.

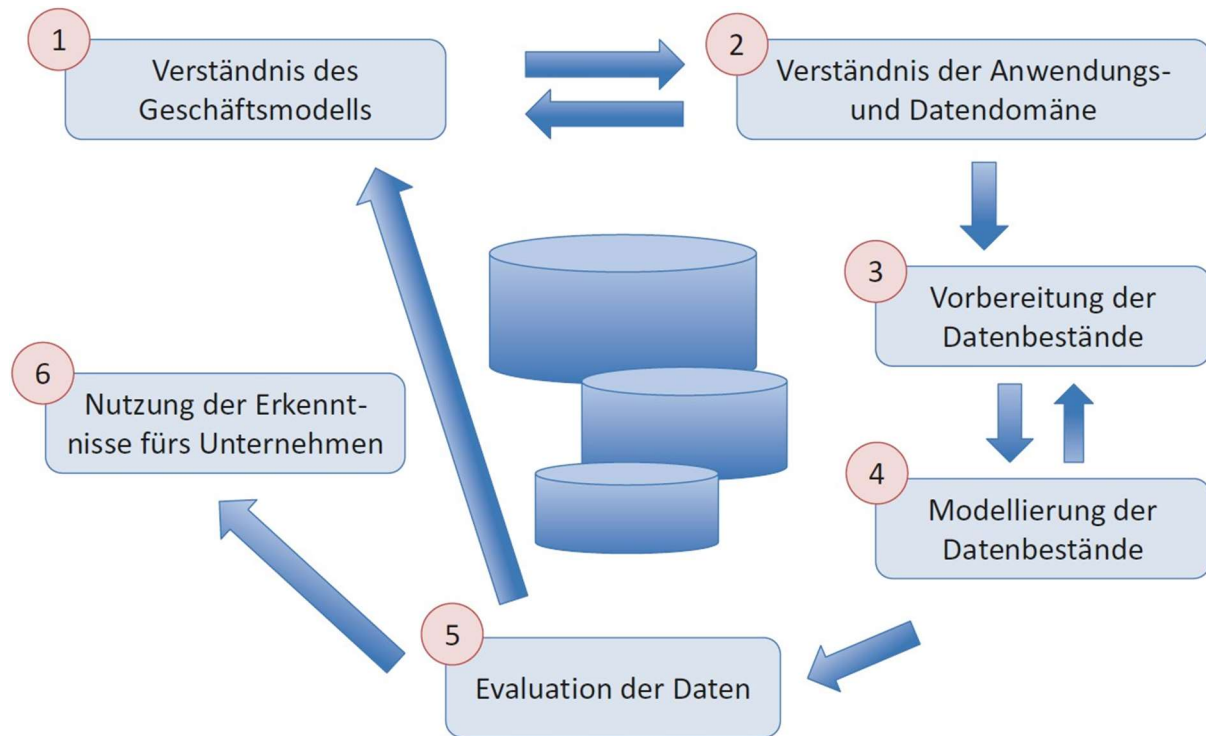
Die vorliegende Arbeit befasst sich unter anderem mit den Auswirkungen von datengetriebenen Ansätzen auf organisatorische Strukturen. Hierbei wird die Definition von IBM herangezogen, die Data Governance am weitreichendsten definiert und sowohl die Faktoren der Datensicherheit als auch der Datennutzung gleichermaßen betont.

Ein weiterer Begriff, der hier eingeführt werden muss, ist der Terminus **Data Mining**. Dieser wird von Hanschke (2021, S. 43) allgemein umschrieben als: „Entdeckung von neuen Mustern und Zusammenhängen in Daten.“ Bei dieser Methode handelt es sich um eine induktive Analysetechnik, bei der in Datensätzen nach Auffälligkeiten oder Mustern gesucht wird, diese interpretiert und eigene Hypothesen aufstellt. Dies steht im Gegensatz zum Online Analytical Processing (OLAP).

Weber (2020, S. 22–23) definiert Data Mining zwar in ähnlicher Weise, geht jedoch etwas detaillierter auf das Konzept ein und beschreibt diesen Begriff konkret als eine Entwicklung mit dem Ziel: „...Datenmuster in strukturierten Quellen (Datenbanken) zu entdecken und damit einen betriebswirtschaftlichen Mehrwert zu gewinnen.“ Data Mining umfasst somit: „...das Sammeln, Bereinigen, Verarbeiten, Analysieren und Gewinnen nützlicher Erkenntnisse aus Datenmengen.“ Hierbei stellt er jedoch auch heraus, dass dieser Begriff eher als Oberbegriff für diverse Aspekte der Datenverarbeitung zu verstehen ist, wobei vornehmlich die Sammlung

und Analyse der Daten im Fokus stehen und nicht die Anwendung der gewonnenen Erkenntnisse.

Das Prozessmodell „Cross-industry standard process for data mining“ (CRISP-DM), welches in der nachfolgenden Darstellung 2 abgebildet ist, hat sich hierbei als „Quasi-Standard“ entwickelt. (Weber 2020, S. 23)



Darstellung 2: Komponenten des branchenneutralen CRISP-DM Industriestandards

Quelle: Meier (2021, S. 11)

Die Arbeit wird sich an der Definition von Weber orientieren, da er bei seiner Erläuterung des Begriffs Data Mining explizit auch auf die betriebswirtschaftliche Komponente dieses Verfahrensbegriffs eingeht.

Da in weiterer Folge diverse kleinteilige technische Erläuterungen nicht zu vermeiden sind, muss auch der Begriff des **Data Lake** eingeführt werden.

Ein Data Lake wird gem. Baars & Kemper (2021, S. 83) wie folgt definiert:

Ein (Enterprise) Data Lake ist eine Big-Data-orientierte Datenhaltung, in der große Mengen an polystrukturierten (d. h. strukturierten, semistrukturierten und unstrukturierten) Rohdaten aus unterschiedlichsten Quellen dauerhaft und anwendungsneutral in den jeweiligen Ausgangsformaten gesammelt werden.

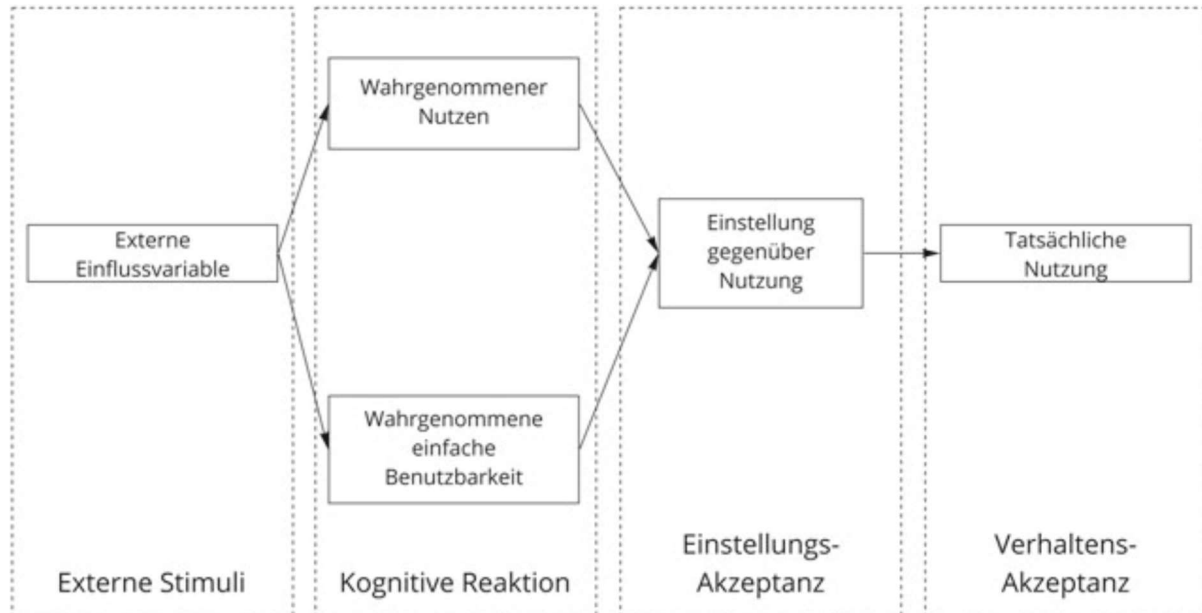
Wie diese Beschreibung bereits impliziert, ist die Datenhaltung eindeutig für die analytische Verwendung vorgesehen. Doch sind die Anforderungen an die Datenaufbereitung nicht näher definiert, was leider auch dazu führt, dass ohne jegliche Governance dieser Data Lakes

Probleme mit der Datenhaltung aufkommen können, was u.a. auch Fragen des Datenschutzes berühren kann. (Baars; Kemper 2021, S. 83)

Ein zentrales Konzept, das bei technologiegetriebenen Veränderungen von großer Bedeutung ist, ist die **Technologieakzeptanz**. Hierbei existieren verschiedene Forschungsstränge und entsprechend vielfältige Modelle, die dieses Konzept untersuchen. Dementsprechend werden verschiedene Dimensionen betrachtet und analysiert. Aus dem Blickwinkel der sozialwissenschaftlichen Technikforschung wird die Technologieakzeptanz beispielsweise als das positive Ergebnis eines Bewertungsprozesses definiert, das mit einer konkreten Handlungsabsicht verbunden sein kann. (Ortiz 2021, S. 15)

Konkret wird in dem Technologie-Akzeptanzmodell nach Davis, welches über Jahre weiterentwickelt und ergänzt wurde, die Wahrnehmung der Bedienbarkeit und der konkrete Nutzen einer Technologie über die externe Einflussvariablen bewertet. Hierbei wird auf die nutzenden Personen fokussiert und angenommen, dass die einfache Bedienbarkeit und der wahrgenommene Nutzen (bspw. erhöhte Arbeitsleistung) gleichwertig in die schlussendliche Bewertung des Nutzens der Technologie selbst und damit deren Akzeptanz einfließt. Jedoch wird in weiterer Folge zwischen der Einstellung zu dem Nutzen und der konkreten Verwendung der Technologie unterschieden. (Ortiz 2021, S. 20; Mlekus u.a. 2020, S. 275–276)

Dieses Modell ist in der nachfolgenden Darstellung 3 abgebildet.

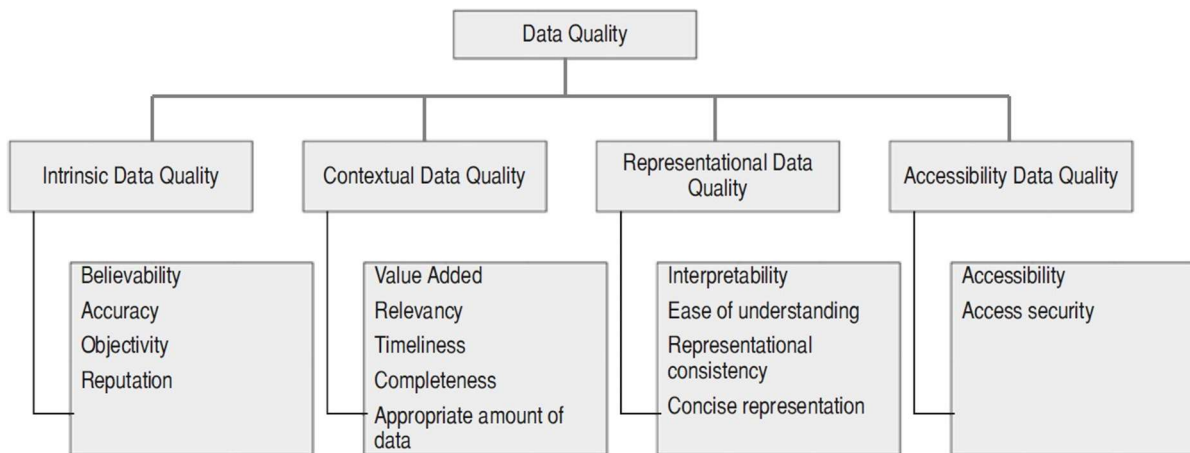


Darstellung 3: Technologie-Akzeptanz-Modell nach Davis

Quelle: Ortiz (2021, S. 19)

Hinsichtlich der Definition von **Datenqualität** beziehen sich Baars & Kemper (2021, S. 354–355) auf die sehr generische Definition von Wang und Strong: „Data that are fit for use by data

consumers.“ Bei näherer Betrachtung können aber zahlreiche spezifische Datenqualitätskriterien abgegrenzt werden, welche übersichtlich in Darstellung 4 aufgeführt sind.



Darstellung 4: Datenqualitätskriterien

Quelle: Baars & Kemper (2021, S. 355)

Nachfolgend werden die in der Darstellung 4 dargestellten Datenqualitätskriterien näher erläutert. (Baars; Kemper 2021, S. 355)

Die **Intrinsic Data Quality** beschreibt generische Qualitätskriterien, welche unabhängig von den Nutzenden und dem Anwendungskontext sind. Diese Qualitätskriterien umfassen die Genauigkeit/Korrektheit (Accuracy), Unvoreingenommenheit & Objektivität (Objectivity), Glaubwürdigkeit (Believability) sowie den Ruf der Daten(quelle) (Reputation).

Die **Contextual Data Quality** beschreibt die Qualitätskriterien, welche im Kontext der tatsächlichen Nutzung der Daten relevant sind. Diese umfassen den Wert der Daten (Value Added), die Relevanz der Daten für die Anwendung (Relevancy), ihre relative Vollständigkeit (Completeness) und den angemessenen Umfang der verfügbaren Datenmenge (Appropriate Amount of Data).

Die **Representational Data Quality** beschreibt die Qualitätskriterien, welche für den Nutzen der Daten relevant sind. Hierunter fallen die korrekte Interpretierbarkeit (Interpretability), dass leichte Verstehen der Daten (Ease of understanding), die Prägnanz der Daten sowie die Konsistenz der Codierungen und Formatierungen (Concise representation).

Die **Accessibility Data Quality** beschreibt die Qualitätskriterien, welche für den ordnungsgemäßen Zugang zu den Daten relevant sind. Dies sind die Zugänglichkeit (Accessibility) sowie die Zugriffssicherheit (Access Security).

Zusätzlich hierzu sollte auch der Begriff des **Data Owner's** bzw. **Data Ownership** erfasst werden. Baars & Kemper (2021, S. 354) nehmen hierbei folgende Definition vor: „Als Data Owner ist eine Organisationseinheit zu verstehen, dem ein spezifischer Datensatz „gehört“, d. h. dessen Einsatz er verantwortet.“

Hanschke (2021, S. 368) definiert den Begriff des Data Owner etwas spezifischer. „Data Owner sind die eigentlich „Datenbesitzer“ („Accountable“). Sie sind zumeist Entscheider aus dem Fachbereich (dezentral und für einige Geschäftsobjekte, ggf. übergreifend).“ Sie sind verantwortlich für die Semantik und den Verwendungszwecken, definieren die spezifische Datenqualität und definieren die Anforderungen an den Datenschutz.

Aufgrund der spezifischeren Definition wird sich diese Arbeit an der Begriffsbestimmung von Hanschke orientieren.

Der Begriff der **Strategie** wird von Laursen & Thorlund (2017, S. 19) wie folgt erläutert: „A strategy is a description of the overall way in which a business currently is, and is to be, run.“ Im weiteren Verlauf führen Laursen & Thorlund zusätzliche Charakteristika des Strategiebegriffs an. Die Unternehmensstrategie muss einerseits kurzfristige Probleme behandeln und gleichzeitig langfristige Wettbewerbsvorteile schaffen. Dafür müssen quantifizierte Ziele formuliert werden, die spezifisch und messbar sind und von verschiedenen Teilen der Organisation erreicht werden können. Zusammenfassend kann eine Strategie vereinfacht als eine Liste von Programmen/Projekten betrachtet werden.

Aufgrund der zentralen Rolle des **Wissensmanagements** im Zusammenhang mit Data Analytics ist es erforderlich, diesen Begriff entsprechend zu erläutern.

Milton & Lambe (2020, S. 7–8) beschreiben Wissensmanagement recht allgemein als eine eigenständige Managementdisziplin, die den Wert und die Auswirkungen des immateriellen Gutes des Wissens in den Fokus stellt und die Organisation der Arbeit darauf ausrichtet.

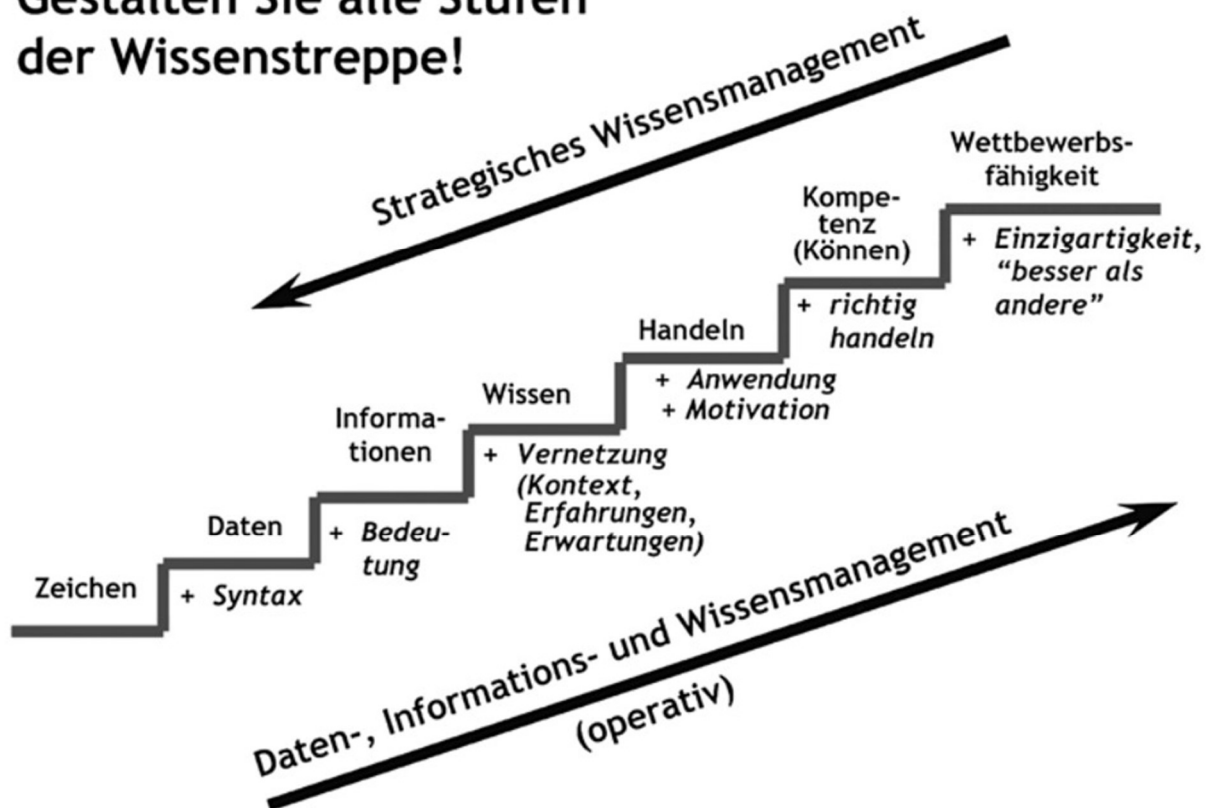
North (2021, S. 3) liefert eine deutlichere Definition von Wissensmanagement bzw. wissensorientierter Unternehmensführung. Er beschreibt diese Begriffe als die Fähigkeit einer Organisation, aus Informationen Wissen zu generieren und dieses Wissen in nachhaltige Wettbewerbsvorteile umzusetzen, die sich in messbaren Geschäftserfolgen niederschlagen. Dabei wird Wissen nicht nur von innerhalb der Organisation, sondern auch aus externen Quellen einbezogen.

Hierbei umfasst Wissensmanagement folgende spezifische Aufgaben und Ziele. Die **Wissensbeschaffung** stellt sicher, dass das benötigte Wissen für Geschäftsprozessentwicklung und -prozesse zur Verfügung steht. Mit der **Wissensentwicklung** wird sichergestellt, dass Wissen an der bestmöglichen Stelle, intern oder extern, entwickelt wird. Der **Wissenstransfer** stellt sicher das Wissen optimal nutzbar gemacht wird. Die **Wissensaneignung** stellt sicher das die Organisation und ihre Mitarbeitende lernfähig sind. Die **Wissensweiterentwicklung** stellt sicher, dass Wissen anwendungsbezogen aktualisiert, weiterentwickelt und veraltetes Wissen verlernt wird. Die **Wissensabsicherung** stellt sicher dass wichtiges Wissen der Organisation nicht verloren geht und vor Nachahmung (Patente, etc.) geschützt wird. (North 2021, S. 3–4)

Die zentrale Umschreibung die North hinsichtlich der wissensorientierten Unternehmensführung vorgenommen hat lässt sich durch die Darstellung 5 noch verdeutlichen. Diese Darstellung zeigt die „Wissenstreppe“ als zentralen Aspekt des Wissensmanagement und wie die verschiedenen Begriffe innerhalb des Wissensmanagement aufeinander aufbauen. Hierdurch lassen sich die verschiedenen Begriffe Zeichen, Daten, Informationen, Wissen, Handeln, Kompetenzen und Wettbewerbsfähigkeit in einer einfachen, aber sehr prägnanten Weise voneinander abgrenzen und in einen klaren ganzheitlichen Bezug zur Unternehmerischen Wertschöpfung setzen.

Zeichen, ergänzt um Ordnungsregeln werden somit zu Daten. Daten sind hierbei Symbole, die per se noch nicht interpretierbar sind und erst durch einen Bezug in einem Bedeutungskontext zu Informationen werden. Wissen hingegen entsteht erst aus dem „... Prozess der zweckdienlichen Vernetzung von Wissen“. Das Handeln umschreibt in weiterer Folge die konkrete Anwendung des vorhandenen Wissens. Die Kompetenz umfasst im Weiteren die „Fähigkeit zu situationsadäquatem Handeln“. Mit Wettbewerbsfähigkeit wird die Einzigartigkeit dieser Kompetenzen im unternehmerischen Kontext beschrieben. (North 2021, S. 37–39)

Gestalten Sie alle Stufen der Wissenstreppe!



Darstellung 5: Die Wissenstreppe

Quelle: North (2021, S. 37)

2.2 Organisationstheoretische Aspekte

Der theoretische Unterbau dieser Masterarbeit wird sich hinsichtlich der strategischen Managementtheorie an dem Konzept des „Dynamic Capabilities View“ (DCV) orientieren.

Doch was ist der DCV genau? Um eine genaue Vorstellung des DCV zu bekommen, ist es erforderlich, den Begriff bzw. das Konzept klar zu definieren.

Mikalef, Krogstie, u.a. (2020, S. 4) nehmen hierbei folgende Definition vor:

Dynamic capabilities are defined as the capacity of the firm to (a) sense and shape opportunities and threats, (b) seize opportunities, and (c) maintain competitiveness through enhancing, combining, protecting, and, when necessary, reconfiguring the business enterprise's intangible and tangible assets.

Wie bei vielen anderen Begriffen bzw. Konzepten existieren auch für den DCV diverse Definitionen, denen jedoch im Konsens vereint ist, dass „Dynamic capabilities“ ein Bündel von „identifizierbaren und spezifischen Routinen“ darstellen. (Gupta u.a. 2020, S. 582–583) Jedoch bildet die im Vorfeld angeführte Definition eine klare Orientierung für die weiteren Ausarbeitungen in dieser Thesis.

Mit dem DCV wird somit die Frage beantwortet, warum das Management evidenzbasierte Entscheidungen als einen sehr erfolgversprechenden Ansatz in der Organisation betrachten und dafür Ressourcen investieren sollte.

Nach eingehender Literaturrecherche und Abwägung verschiedener Konzepte wurde dieser Ansatz sorgfältig ausgewählt. Er erfährt nicht nur in der aktuellen Literatur große Beachtung, (z.B. Korherr; Kanbach 2021; Dubey u.a. 2018; Cao; Duan; El Banna 2019) sondern hat auch über Jahre und Jahrzehnte hinweg an Bedeutung gewonnen, (Gupta u.a. 2020, S. 582) einschließlich des Bereichs der Informationssysteme. Dies ist auf das zunehmend dynamische Umfeld vieler Unternehmen zurückzuführen, in dem sie sich bewegen. (Mikalef; van de Wetering; Krogstie 2021, S. 4) Dennoch gibt es auch praktische Herausforderungen in Bezug auf die Umsetzung, Verbreitung und Integration dieses Ansatzes. Die einzelnen Phasen gehen oft ineinander über und sind nur schwer voneinander zu trennen. (Mikalef; van de Wetering; Krogstie 2021, S. 3)

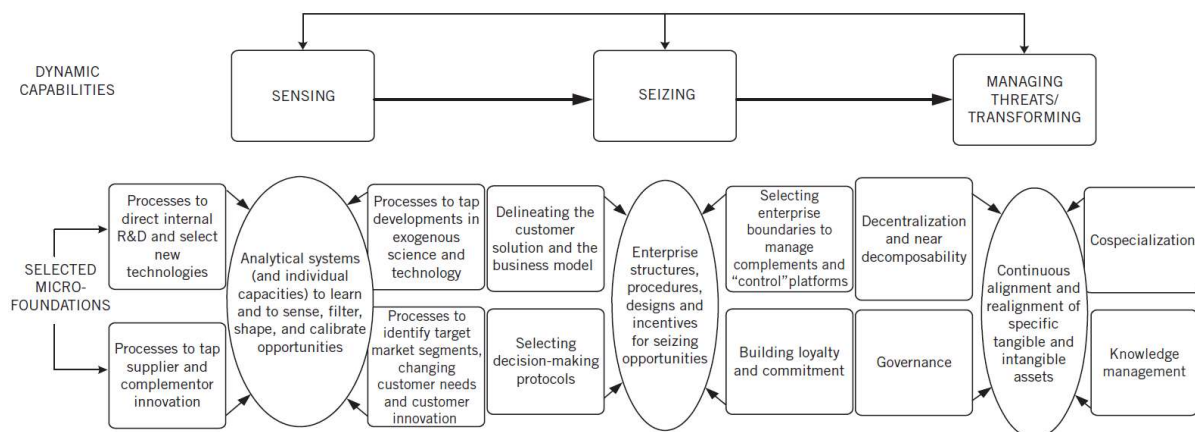
Das Konzept des DCV ist eine Weiterentwicklung des „Ressource Based View“ (RBV) (Korherr; Kanbach 2021, S. 4; Gupta u.a. 2020, S. 584) und wurde durch Teece 1997 erarbeitet. (Gupta u.a. 2020, S. 582)

Der RBV und der DCV erläutern beide das Unternehmen aufgrund ihrer Ressourcen und Fähigkeiten und der Fähigkeit diese zu nutzen einen entscheidenden Wettbewerbsvorteil gegenüber Mitbewerbern einnehmen können. (Gupta u.a. 2020, S. 582, 584) Jedoch erweiterte der DCV diese Sichtweise, indem er darauf eingeht das Unternehmen die Fähigkeit benötigen ihre Ressourcen und Fähigkeiten in einem dynamischen Marktumfeld so zielführend

einzusetzen, dass sie sich erst hierdurch den bestimmenden Wettbewerbsvorteil erarbeiten. (Mishra u.a. 2019, S. 1736) Wobei „ad-hoc Problem solving“ in diesem Zusammenhang nicht unbedingt als dynamische Fähigkeit verstanden werden sollte. (Teece 2011, S. 157)

Der Ansatz des DCV betont die Herausforderungen die sich für Unternehmen in der VUCA-World („Volatility, Uncertainty, Complexity and Ambiguity“) (Hanschke 2021, S. 2) bzw. in Turbulenten/Dynamischen Marktumfeld ergeben. Der DCV lässt sich hierbei in drei Teilbereiche zerlegen. In den Bereich des „Sensing“, in welchem durch entsprechende Prozesse neue Möglichkeiten zur Entwicklung des Geschäftsfeldes entwickelt werden. Den Bereich des „Seizing“, welcher die Entwicklung konkreter Geschäftsmodelle und strategischen Investment umfasst. Sowie den Bereich des „Transforming“ der die Neuausrichtung von existierenden Geschäftsmodellen und -strategien umfasst. (Mikalef; van de Wetering; Krogstie 2021, S. 4)

Die nachfolgende Darstellung 6 veranschaulicht diese Ausführungen in kompakter Form und präsentiert zudem ausgewählte "Micro-Foundations" für die einzelnen Makrobereiche.



Darstellung 6: Foundations of dynamic capabilities and business performance

Quelle: Teece (2011, S. 49)

Bemerkenswert ist dieses Konzept auch aus dem Blickwinkel des Change Management, da der DCV Veränderungen (Change) ausdrücklich als kontinuierlich Prozess und nicht als statisches Ereignis interpretiert bzw. darstellt. (Gupta u.a. 2020, S. 584)

Der DCV betont zudem die Notwendigkeit zur Entwicklung von "intangible Assets", welche nicht einfach vom Markt antizipiert werden können. (Mikalef; Krogstie; u.a. 2020, S. 2) In diesem Zusammenhang nehmen analytische Verfahren und IT-Anwendungen einen immer wichtigeren Stellenwert ein. Durch ihre Anwendung werden Unternehmen in die Lage versetzt, gezielt auf die Entwicklung organisatorischer Fähigkeiten einzugehen und ihre derzeitigen Arbeitsweisen zu verbessern. Dieses Zusammenspiel von Mensch, IT und Organisation führt letztendlich zu differenzierenden Faktoren, die nicht einfach kopiert werden können.

In diesem Zusammenhang betont Gupta (2020, S. 583) auch die Bedeutung der Entwicklung von IT-technischen und Führungskompetenzen für die Anwendung von analytischen

Verfahren. Diese Kompetenzen dienen dazu, die im vorherigen Absatz bereits erläuterten Aspekte der "intangible Assets" im Rahmen des DCV in der Organisation auszubauen und zu verankern.

Es ist anzunehmen, dass jede IT-Innovation bzw. -Neuerung eine gewisse organisatorische Anpassung erforderlich macht, (Mikalef; van de Wetering; Krogstie 2021, S. 2) sei es im Hinblick auf die reine Integration der IT in den Geschäftsbetrieb bzw. dessen Prozessabläufe oder zur Realisierung angestrebter Effizienzverbesserungen.

Diese Ausführungen bzw. Vorüberlegungen bilden den theoretischen Rahmen für die weiteren Ausarbeitungen, indem sie sich auf die zugrunde liegende Organisationstheorie und Managementtheorie beziehen. Sie helfen dabei, den Kontext der weiteren Überlegungen zu bilden und entsprechend den Fokus zu schärfen.

2.3 Reifegradmodelle

Ein Reifegradmodell ist das zentrale Element zur Standortbestimmung der Organisation. Das Management benötigt genaue Kenntnis darüber, auf welchem Level sich die Organisation bewegt, um daraus die richtigen Fragen und Maßnahmen abzuleiten. Insbesondere unter dem Gesichtspunkt, den tatsächlichen Nutzens technologischer Lösungen bewerten zu können. Durch diese Vorgehensweise kann vermieden werden, unreflektiert den neuesten Technologietrends zu folgen und dadurch möglicherweise unnötige finanzielle Belastungen zu verursachen. (Gupta u.a. 2020, S. 582)

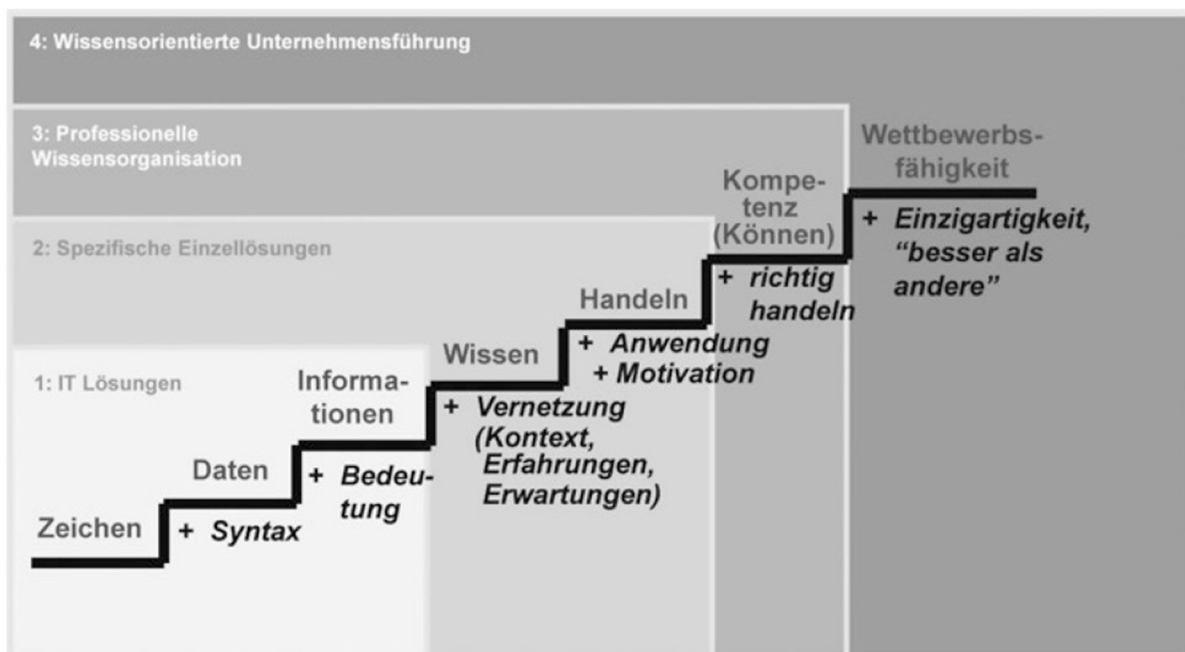
Die Begrifflichkeit der organisatorischen „Reife“ (Maturity) wurde erstmalig von Phillip Crosby geprägt und ist sehr verallgemeinert. (Król; Zdonek 2020, S. 4) Bestenfalls könnte dieser Begriff umschrieben werden als einen Zustand der Vollständigkeit, Perfektion oder Bereitschaft. (Arunachalam; Kumar; Kawalek 2018, S. 430) Um diesen gewünschten Reifezustand zu erreichen, benötigt es eine evolutionäre Transformation der Organisation von einem erhobenen Ausgangszustand, der sich zu einem gewissen Zielzustand weiterentwickelt soll. (Król; Zdonek 2020, S. 2)

Ein Reifegradmodell bietet einen eindeutig definierten Weg hin zur angestrebten "Perfektion" bzw. „Reife“, indem es klare Kriterien und Indikatoren zur Bewertung der aktuellen Situation und zur Festlegung des angestrebten Zielzustands liefert. Es definiert auch die verschiedenen Phasen und deren Abfolge, um dieses Ziel zu erreichen. (Moker; Brosi 2021, S. 54) Hierbei muss erneut auf die Definition des Begriffs "Modell" verwiesen werden. Ein Modell ist eine vereinfachte Darstellung der Wirklichkeit (Król; Zdonek 2020, S. 4–5) und sollte daher stets mit einer gewissen kritischen Haltung betrachtet werden.

Spezifischer formuliert ermöglicht ein Reifegradmodell die Bewertung des Reifegrads eines definierten Bereichs anhand eines mehr oder weniger umfassenden Sets von Kriterien. Dieser

Reifegrad spiegelt die Kompetenz, Fähigkeiten oder den Entwicklungsstand wider und bezieht sich typischerweise auf Organisationen oder Prozesse. (Król; Zdonek 2020, S. 5) Das Reifegradmodell stellt einen Maßstab zur Bewertung der Position auf einem bestimmten Entwicklungsverlauf dar. Dabei erfolgt die Bewertung anhand definierter Kriterien und Merkmale, die den aktuellen Reifegrad bestimmen. Ein Reifegradmodell umfasst in der Regel das Reifekonzept, die Dimensionen, die Stufen, das Reifeprinzip und den Bewertungsansatz. (Moker; Brosi 2021, S. 54)

Ein exemplarisches Beispiel hierfür wäre die Wissenstreppe, die bereits in Kapitel 2.1 erläutert wurde und die mit dem notwendigen Set an Kontext und Definitionen als Reifegradmodell für die wissensorientierte Unternehmensführung dienen könnte. (North 2021, S. 42–44) Dies wird in der folgenden Darstellung 7 verdeutlicht.



Darstellung 7: Reifegrade wissensorientierter Unternehmensführung

Quelle: North (2021, S. 43)

Król & Zdonek (2020, S. 5) beschreiben in weiterer Folge die Entwicklung des Data Analytics Reifegrads einer Organisation als die Fähigkeit, alle relevanten internen und externen Datenquellen in entscheidenden Punkten zu integrieren, zu verwalten und zu nutzen. Dabei wird die analytische Reife als Reife eines ganzheitlichen Ökosystems betrachtet, das nicht nur die Technologie selbst, sondern auch Aspekte wie Datenmanagement, Analytik, Governance und organisatorische Komponenten umfasst. Der Analytics-Reifegrad dient als Orientierung im Transformationsprozess und beschreibt, wie umfassend und effektiv Tools, Mitarbeitende, Prozesse und Strategien zum ganzheitlichen Datenmanagement eingesetzt werden, um evidenzbasierte Entscheidungen zu treffen. Es ist jedoch wichtig zu betonen, dass die

Etablierung einer datengetriebenen Kultur im Unternehmen unter Umständen ein langwieriger Prozess sein kann.

Herkömmlicherweise werden Analysen zur Bestimmung des Reifegrads mithilfe von Selbstbewertungen, qualitativen Interviews oder quantitativen Studien durchgeführt. Eine alternative Möglichkeit besteht darin, Studien mithilfe der zugrunde liegenden Reifegradmodelle durchzuführen. (Król; Zdonek 2020, S. 4)

Konkret existieren bereits eine Vielzahl von Reifegradmodellen zur Evaluierung und Bewertung des Reifegrads hinsichtlich der Data Analytics Fähigkeiten. (Król; Zdonek 2020, S. 5–6) Es ist jedoch wichtig anzumerken, dass nicht alle Reifegradmodelle für jede spezifische Organisation oder jedes Umfeld geeignet sind. Es sollte deswegen spezifisch auf die individuellen Bedürfnisse und Herausforderungen der Organisation eingegangen werden. Daher sollten bei der Auswahl und Anwendung eines Reifegradmodells die individuellen Gegebenheiten angemessen berücksichtigt werden. Dies ermöglicht eine präzisere und maßgeschneiderte Beurteilung der Data Analytics Fähigkeiten und hilft der Organisation, geeignete Maßnahmen zur Weiterentwicklung und Verbesserung zu identifizieren.

Jedoch muss auch hier die Frage nach spezifischen Zielen der Anwendung gefragt werden. Ist eine Bewertung für ausschließlich interne Zwecke ausreichend oder möchte die Organisation die Bewertung als einen Maßstab zu Vergleichszwecken heranziehen, um eine angemessene Einschätzung in Relation zu anderen Unternehmen vorzunehmen? In diesem Fall ist ein sehr individualisierter Ansatz möglicherweise nicht zielführend.

Król & Zdonek (2020) haben in ihrer Ausarbeitung eine Vielzahl von Data-Analytics-Reifegradmodellen analysiert und fassen ihre Erkenntnisse in der nachfolgenden Darstellung 8 zusammen. Diese Zusammenfassung enthält die konkrete Bezeichnung des jeweiligen Modells, die Zugänglichkeit für ein bereits Publikum, die jeweilige Anzahl der Reifegradstufen des jeweiligen Modells, die Anzahl der zu beurteilenden Dimensionen sowie die jeweilige Art der Punktevergabe innerhalb des einzelnen Modells. Hierbei verzichten sie darauf, eine Rangfolge der verschiedenen Modelle vorzuschlagen.

AMM Attributes	Analytics Maturity Models										
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11
Public availability of the methodology	■	■	■	–	■	–	■	■	–	–	■
Number of maturity levels	5	1*	5	5	5	5	5	5	5	5	5
Number of assessment dimensions (key process areas, key elements)	6	5	6	4	7	5	1**	6	4	5	6
Score	–	AMQ	–	–	DELTA Score	–	–	–	–	Benchmark Scores	Score

1. Analytic Processes Maturity Model (APMM). 2. Analytics Maturity Quotient Framework. 3. Blast Analytics Maturity Assessment Framework. 4. DAMM—Data Analytics Maturity Model for Associations. 5. DELTA Plus Model. 6. Gartner’s Maturity Model for Data and Analytics. 7. Logi Analytics Maturity Model. 8. Online Analytics Maturity Model. 9. SAS Analytics Maturity Scorecard. 10. TDWI Analytics Maturity Model. 11. Web Analytics Maturity Model. *Overall (total) score of analytics maturity on a scale ranging from 0 to 100 points (AMQ score). ** An assessment of analytics maturity is carried out by means of surveys, in the “embedded analytics” dimension.

Darstellung 8: A comparative analysis of selected attributes of an organization’s analytics maturity models (AMMs)

Quelle: Król & Zdonek (2020, S. 13)

Wie bereits angedeutet, werden mittlerweile auch schon sehr spezifische Reifegradmodelle für einzelne Branchen und Anwendungen im Zusammenhang mit Data Analytics entwickelt und angewendet. (Pedro; Brown; Hart 2019, S. 4) Dies trifft unter anderem auf die Planung von Luftverkehrsnetzen (Hausladen; Schosser 2020) sowie auf den Bereich des Supply Chain Managements (Arunachalam; Kumar; Kawalek 2018) zu.

2.4 Data Analytics

Bei der Lektüre einschlägiger Fachliteratur, aber auch im Alltag beim Konsum von Massenmedien, wird man mit einer Vielzahl von Fachbegriffen konfrontiert. Diese Begriffe sind jedoch allesamt nicht selbsterklärend und bedürfen daher einer näheren Erläuterung, insbesondere weil sie teils synonym verwendet werden oder je nach Quelle eine unterschiedliche Bedeutung haben. Um ein einheitliches Verständnis für diese Thesis zu gewährleisten, werden nachfolgend die Grundlagen und Konzepte hinter den Begriffen wie Data Analytics (DA), Business Intelligence (BI), Business Intelligence & Analytics (BIA) sowie Business Analytics (BA) voneinander abgegrenzt und näher erläutert.

Business Intelligence (BI)

Die Definition des Begriffs BI ist bis heute noch nicht abschließend geklärt. Stattdessen können unter diesem Begriff eine Vielzahl von Definitionsklassen zusammengefasst bzw. verstanden werden. (Baars; Kemper 2021, S. 2)

Diese BI-Definitionen lauten wie folgt: (Baars; Kemper 2021, S. 2–3)

1. BI als spezielle Klasse von IT-Systemen (systemorientiertes BI-Verständnis),

2. BI als Sammelbegriff für Technologien und Konzepte zur Entscheidungsunterstützung,
3. BI als Prozess zur Überführung von Daten in entscheidungsrelevante Informationen,
4. BI als integrierter unternehmerischer Gesamtansatz zur IT-basierten Entscheidungsunterstützung.

Meier (2021, S. 10) hingegen definiert den Begriff Business Intelligence synonym zum Begriff der Business Analytics und beschreibt ihn als:

... das systematische Erarbeiten und Analysieren von Leistungskennzahlen (KPIs) in Unternehmen und Organisationen verstanden, um mit den erarbeiteten Entscheidungsgrundlagen den Erfolg zu sichern respektive auszubauen.

Im Kontrast dazu grenzt Weber (2020, S. 6–7) diese beiden Begriffe der BI & BA aus technischer Sicht voneinander ab und bezieht sich hierbei auf die zeitliche Perspektive. Weber führt in weiterer Folge aus: „So wird BI generell eine reine Ex-post- und BA eine Ex-ante-Perspektive unterstellt.“ Dies wird durch den Fokus der BI auf Kennzahlensysteme unterstrichen. Jedoch, wenn diese Kennzahlensystem in den gesamtunternehmerischen Kontext gesetzt werden, dienen sie als (eine) Grundlage, um zukünftige Entscheidungen zu treffen. So dient BI den Menschen in einer Organisation als Entscheidungsunterstützung und ist somit in weiterer Folge durch die getroffenen Annahmen, vorwärtsgerichtet.

Business Analytics (BA)

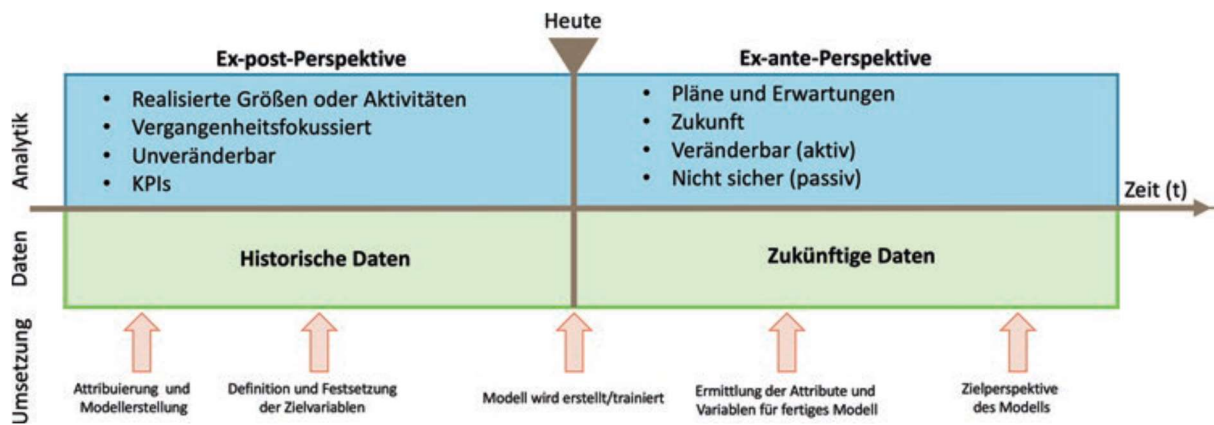
Wie bereits unter der Begriffsdefinition für den Terminus Business Intelligence beschrieben hat Meier (2021, S. 10) den Begriff Business Analytics synonym definiert.

Logischerweise stellt auch hier in weiterer Folge die Beschreibung von Weber (2020, S. 6–8) einen Kontrast dazu dar, da er hier auf technischer Basis (unterschiedliche Methoden der Analysen) einen Unterschied zwischen den beiden Begriffen BI & BA sieht. In Darstellung 9 werden diese zeitlichen Perspektiven nochmals im Kontext der Anwendung dargestellt.

Für Weber (2020, S. 7–8) bilden prädiktive Modelle die Grundlage der BA, hiermit zeigt er auch einen weiteren Kontrast von BI zu BA auf, obwohl beide Verfahren auf vornehmlich die gleichen Datensätze zugreifen. Für Weber ist der Gedanke der Automatisierung hier ausschlaggebend und er führt weiter aus, dass mit den zukünftigen Modellen und Prognosen BA die Verschiebung der Entscheidungsfindung vom Menschen auf IT-Systeme ermöglicht.

Während bei BI die Ergebnisse immer von Menschen auf die Zukunft übertragen werden müssen (Bauchgefühl oder Erfahrungen sind hier die nicht-definierte Entscheidungsgrundlage), braucht es dies bei einer Prognose durch ein BA-System nicht. (Weber 2020, S. 8)

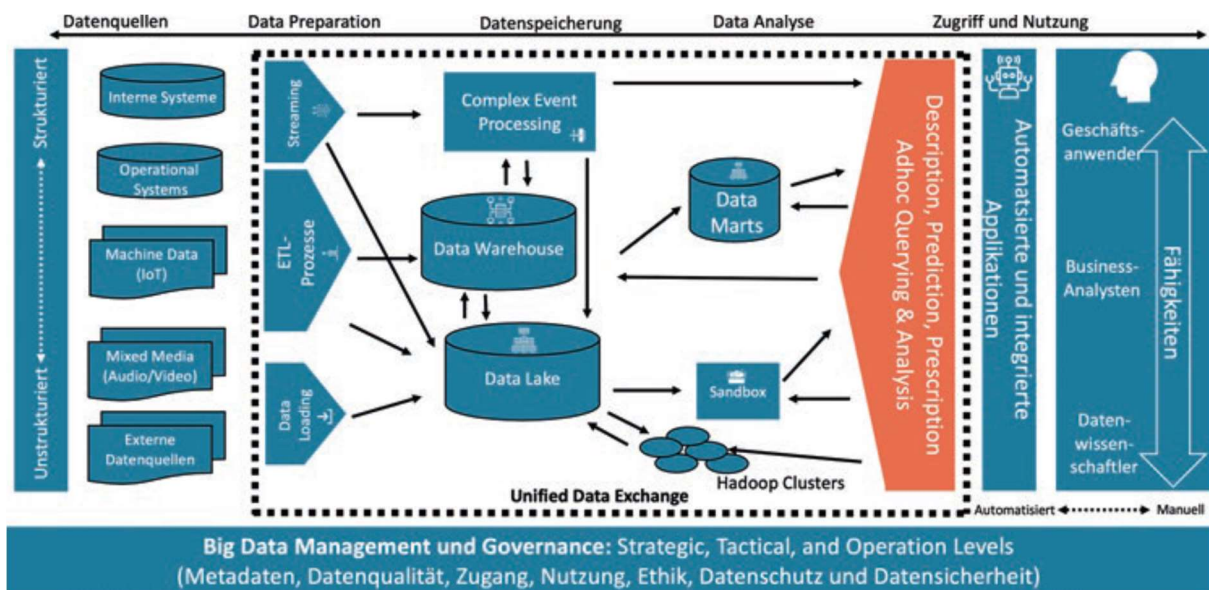
Ein interessanter Aspekt hierbei ist auch, dass Weber keine Aussage über die weitere Verantwortung der Entscheidung trifft.



Darstellung 9: Die Analytik-, Daten- und Umsetzungsperspektiven der Business Analytics

Quelle: Weber (2020, S. 7)

Weber (2020, S. 12–13) betont außerdem, dass es notwendig ist, Frameworks für das Technologiemanagement zu definieren und zu gestalten, um eine effektive Planung und Ressourcenzuweisung zu gewährleisten. Aus diesem Grund schlägt er vor, ein Business-Analytics-Framework auf der Grundlage etablierter Ansätze zu entwickeln. Eine Darstellung dieses BA-Frameworks ist in Darstellung 10 dargestellt.



Darstellung 10: Business Analytics Framework (BA.FT)

Quelle: Weber (2020, S. 13)

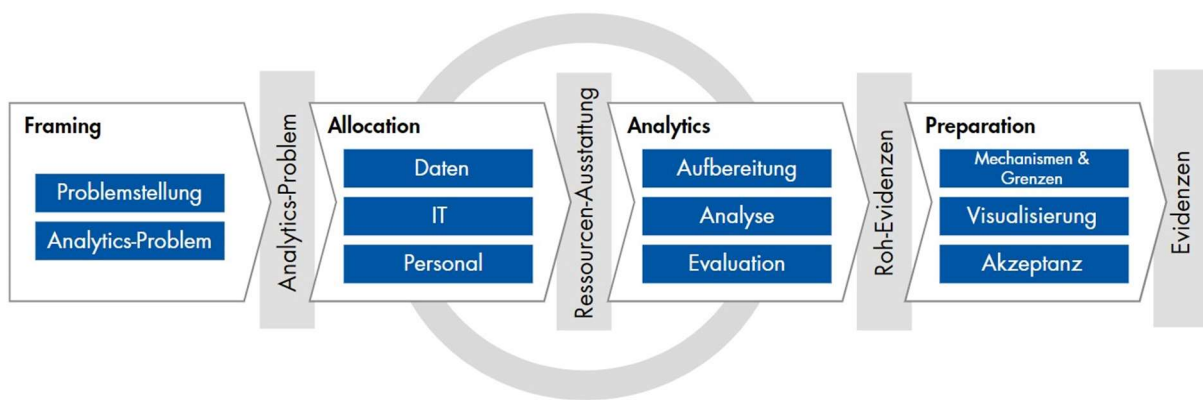
Dahingegen wird der Begriff „BA“ von Laursen & Thorlund (2017, S. 248) sehr pragmatisch definiert als: „Delivering the right decision support to the right people and digital processes at the right time.“

Hanschke (Hanschke 2021, S. 42) hingegen definiert den Begriff der BA als eine:

...systematische und kontinuierliche Auswertung von Datensammlungen, um einerseits vergangenheitsorientiert zu analysieren, Trends zu erkennen oder Prognosen für zukünftige Entwicklungen abzuleiten.

Hierbei werden präzisere Vorhersagen und eine höhere Individualisierung ermöglicht, was zu einer Verbesserung der Entscheidungsqualität führt. In weiterer Folge führt sie zudem aus, das BA als Überbegriff über BI und Big Data zu sehen ist, denn hierbei wird das Konzept der BI erweitert. Durch die Ermittlung von Zusammenhängen und Mustern in großen Datenbeständen wird nicht nur die Gegenwart besser verstanden, sondern es eröffnen sich auch Einblicke in zukünftige Entwicklungen und Trends. (Hanschke 2021, S. 42)

Seiter (2023, S. 2) bezieht sich in seinen Ausführungen auf die Prozesssicht der BA. Aus diesem Kontext heraus ist es interessant, eine zielorientierte Perspektive einzunehmen. Hierbei definiert Seiter das Ziel von BA als: „...betriebswirtschaftliche Probleme im gesamten Managementzyklus von Planung, Steuerung und Kontrolle evidenzbasiert zu lösen.“ Die Überblicksdarstellung dieses Business Analytics-Prozess ist in Darstellung 11 abgebildet.



Darstellung 11: Business Analytics Prozess

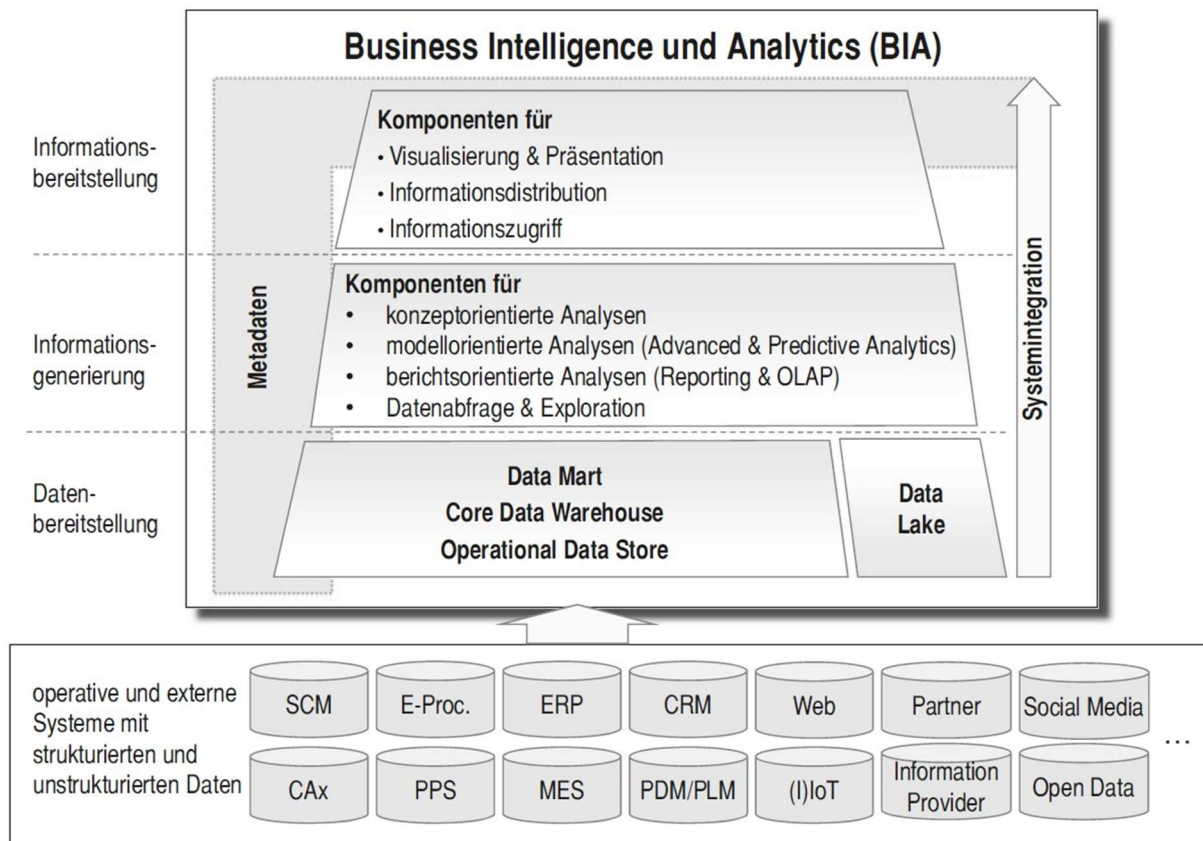
Quelle: Seiter (2023, S. 2)

Business Intelligence & Analytics (BIA)

Mit dem Aufkommen neuer Anwendungsfelder rücken anspruchsvollere analytische Ansätze und deren zugrunde liegende IT-Architekturen verstärkt in den Vordergrund. Daher wird häufiger der Begriff "BIA" verwendet, was der signifikanten Erweiterung und Modifikation der bisherigen BI-Ansätze Rechnung trägt. (Baars; Kemper 2021, S. 3)

In weiterer Folge beschreibt Baars & Kemper (2021, S. 8) BIA als einen: „integrierten, unternehmensspezifischen, IT-basierten Gesamtansatz zur betrieblichen Entscheidungsunterstützung.“

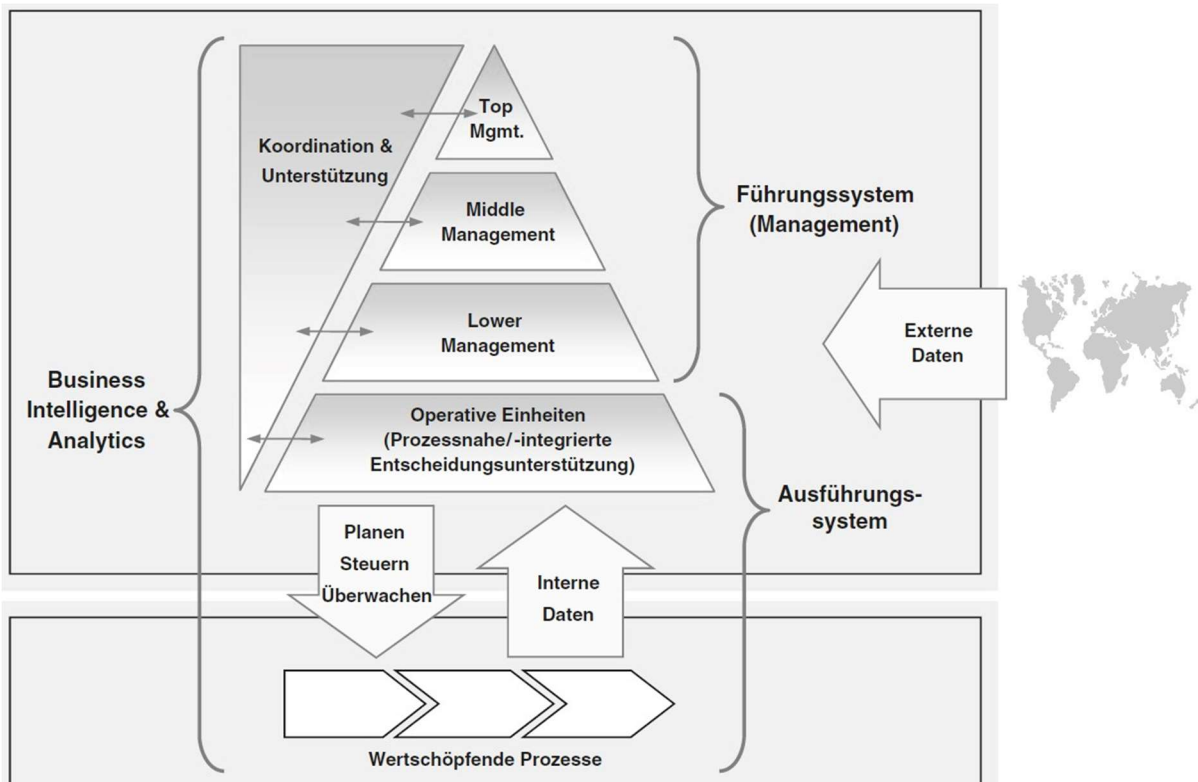
Aus diesem Verständnis heraus kann BIA nur Unternehmensspezifisch konkretisiert werden. Baars & Kemper (2021, S. 9–10) zeigen daher in Darstellung 12 ein generisches Konstrukt, den BIA-Ordnungsrahmen, welches als Grundlage für die Strukturierung des individuellen Gestaltungsraum dienen kann.



Darstellung 12: BIA-Ordnungsrahmen

Quelle: Baars & Kemper (2021, S. 10)

Die nachfolgende Darstellung 13 zeigt umfassend die Einsatzfelder von BIA-Anwendungssystemen in Unternehmen. Hierdurch wird erkenntlich das BIA über die reine Führungsebene hinaus geht und Relevanz in allen Unternehmensbereichen hat, explizit auch in ausführenden Bereichen. (Baars; Kemper 2021, S. 8–9)



Darstellung 13: Einsatzfeld von BIA-Anwendungssystemen

Quelle: Baars & Kemper (2021, S. 9)

In seinen Ausführungen greift Seiter (2023, S. 18) die Definition von BIA von Chen, Chiang & Storey (2012, S. 1182) auf, die diesen Begriff als "data science in business" definieren. Im Gegensatz zu Baars & Kemper argumentiert Seiter (Seiter 2023, S. 19) jedoch, dass Business Analytics nicht einfach als Erweiterung des Begriffs Business Intelligence zu verstehen ist. Allerdings relativiert er diese Aussage im Hinblick auf die praxisorientierte Umgebung, da er darauf eingeht, dass bisherige BI-Software-Hersteller versuchen werden, ihren bisherigen "BI gelabelten" Lösungen weitere Bedeutung beizumessen.

Data Analytics (DA)

Leider lässt sich feststellen, dass hinsichtlich des Konzepts der Data Analytics im Management oft Unklarheit herrscht. Diese Unklarheit erstreckt sich infolgedessen auch auf die möglichen Wettbewerbsvorteile, die sich durch die Anwendung von Data Analytics ergeben können. Angesichts dieser Merkmale ist das Themenfeld der Data Analytics äußerst relevant. Obwohl im Geschäftsalltag viele Missverständnisse existieren, birgt Data Analytics ein hohes Potenzial für die Wettbewerbsfähigkeit von Unternehmen. (Pedro; Brown; Hart 2019, S. 4, 6)

Hinsichtlich der eigentliche Begriffsdefinition beschreiben Schütte, Weber & Kari (2021, S. 118) den Begriff der Data Analytics sehr verallgemeinert und sprechen von einem Technologietrend der Unternehmen dazu befähigen soll, auf Basis von Daten bessere Entscheidungen zu treffen.

Runkler (2020, S. 2) hingegen umfasst diesen Begriff etwas konkreter (aber immer noch allgemein gehalten) und definiert ihn: „...as the application of computer systems to the analysis of large data sets for the support of decisions.“

Um sich aus einer technischen Sichtweise heraus diesem Thema zu nähern, wird unter dem Begriff der Analytics gem. Meier (2021, S. 8–9) folgendes verstanden:

„... das Analysieren und Interpretieren umfassender, oft heterogener Datenbestände, um Muster und Zusammenhänge in den Daten aufzudecken und Entscheidungsgrundlagen für betriebliche wie gesellschaftliche Abläufe oder für private Zwecke zu erhalten.“

Wobei in dieser Arbeit selbstverständlich die betrieblichen Abläufe im Fokus stehen.

Ziel der Data Analytics ist hieraus in weiterer Folge:

„...das Erfassen und Beschreiben relevanter Merkmale oder Attribute zum Erhalt eines Beschreibungsmodells, Analyse- und Empfehlungsmodells zur Erreichung der Ziele des Unternehmens respektive der Organisation.“ (Meier 2021, S. 9)

Hinausgehend über die eigentliche Definition des Begriffs der Data Analytics soll an dieser Stelle auch noch das für diese Arbeit wichtige Verständnis von „Big Data Analytics capability“ (BDAC) erläutert werden. Hier stehen jedoch nicht die X-V's der Big Data (Pedro; Brown; Hart 2019, S. 4) im Vordergrund sondern die dahinterliegenden Methoden & Konzepte zur Generierung von Erkenntnissen. Deswegen wird dieser Begriff auch Synonym in dieser Arbeit mit „Data Analytics capability“ verkürzt. Hierbei definiert Mikalef u.a. (2019b, S. 274) BDAC wie folgt: „... as the ability of the firm to capture and analyze data towards the generation of insights, by effectively deploying its data, technology, and talent through firm-wide processes, roles and structures.“ In weiterer Folge argumentiert Mikalef u.a. (2019b, S. 274), dass dieses Konzept den Begriff der Data Analytics um die organisatorische Sichtweise erweitert. Demnach ist es nicht nur der Erkenntnisgewinn aus Daten, der entscheidend ist, sondern vielmehr tritt die Anwendung dieses Erkenntnisgewinns bei operativen und strategischen evidenzbasierten Entscheidungsfindungen in den Vordergrund.

3 Methodologie zur Bearbeitung der Fragestellung

In diesem Kapitel werden die Fragen nach dem Forschungsdesign und der konkreten Umsetzung der Methodik für dieses Forschungsvorhabens erläutert. Hierdurch soll Transparenz über die Vorgehens- bzw. Arbeitsweise geschaffen werden, um die nachfolgenden Ausarbeitungen durch ein belastbares Fundament zu unterstützen und schlussendlich zuverlässige Ergebnisse zu generieren.

3.1 Forschungsdesign

Das zugrunde liegende Forschungsdesign dieser MA Thesis orientiert sich an einer theoretisch-konzeptionellen Ausarbeitung im Sinne von Goldenstein, Hunoldt & Walgenbach (2018, S. 85) und beschreibt wie die Forschungsfrage bearbeitet wurde. Hierbei werden durch die Aufarbeitung aktueller Literatur und unter Berücksichtigung neuer oder bisher nicht berücksichtigter Sachverhalte neue (theoretische) Aspekte herausgearbeitet und eventuelle Forschungslücken geschlossen, dies stellt auch den Unterschied zu einer reinen Literaturliteraturarbeit dar.

Die Forschungsfrage, die spezifische thematische Eingrenzung und die abgeleiteten Ziele, welche in den vorherigen Kapiteln erläutert wurden, bilden u.a. die Basis für die Definition der durchgeführten Literaturrecherche. Darüber hinaus fließen natürlich auch die Einsichten aus der im Vorfeld dieser Arbeit geleisteten Literaturstudiums, den beruflichen Vorerfahrungen und der bisherigen Erkenntnisse aus diesem Studium in dieses Definitionsverfahren mit ein. (Goldenstein; Hunoldt; Walgenbach 2018, S. 56) Von diesem Startpunkt aus wurden im weiteren Prozess die Suchparameter definiert und weiterführend verfeinert. Durch die ermittelte Literatur ergibt sich ein Rückkopplungseffekt auf die verwendeten Suchbegriffe. So wird die Literaturrecherche durch iterative Schleifen immer spezifischer und zielgerichtet auf das Forschungsvorhaben zugeschnitten. Somit orientiert sich dieses Vorgehen unter anderem an den Empfehlungen von Saunders, Lewis & Thornhill. (2016, S. 72–73)

3.2 Prozess der kritischen Literaturrecherche & -analyse

Insgesamt war aufgrund der weitläufigen Thematik eine umfassende Literaturrecherche erforderlich, um allen Aspekten dieses Forschungsgebiets gerecht zu werden.

Zur eigentlichen Durchführung der Literaturrecherche wurden Fachpublikationen, Forschungsberichte, aber auch Fachliteratur gesichtet, welche in der Bibliothek der FH Vorarlberg (FHV) über die „on-line Literaturabfrage“ ([OLAV](#)) der FHV und den nachfolgenden weiteren Online- Publikationsservern ([SpringerLink](#), [Researchgate](#), [Emerald](#), [Sciencedirect](#), [Jstor](#), [EBSCO](#), [ProQuest](#)) aufzufinden waren. Darüber hinaus wurde eine begleitende Recherche über [Google Scholar](#) durchgeführt.

Konkret basiert die angewandte Suchstrategie auf der Nutzung diverser Schlagwörter incl. der Kombination dieser Begriffe unter Verwendung von booleschen Operatoren (AND, OR).

Folgende Begriffe kamen somit bei der Literaturrecherche zur Anwendung: „Data Analytics“, „Decision-making“, „Organisation“, „data-driven“, „Management“, „Human“ und „Business-IT“.

Durch die teilweise sehr generische Bedeutung wurde eine Vielzahl an Quellen gefunden. Erst durch die Kombination dieser Begriffe und der Verwendung von booleschen Operatoren konnte die Anzahl der Literaturquellen auf ein realistisch zu handhabendes Maß für diese Arbeit eingeschränkt werden, was auch der zeitlichen Einschränkung für die Erstellung dieser Thesis Rechnung trägt.

Um einen qualitativ hohen akademischen Standard in dieser Arbeit zu gewährleisten, wurden nur Beiträge in „Peer-Reviewed-Journals“ berücksichtigt, die durch [VHB-Jourqual 3](#) oder durch [Scimago Journal Rank](#) (SJR) bewertet wurden. (Kollmann; Kuckertz; Stöckmann 2016, S. 28–29) Darüber hinaus fanden nur wissenschaftliche Fachbücher renommierter Verlage und direkte Literaturempfehlungen des Lehrpersonals des Master-Studiengangs „Business Process Management“ Berücksichtigung in dieser Arbeit. Einzelne seriöse Internetquellen wurden zur begleitenden Argumentation und Untermauerung von Sachverhalten und Definitionen ausgewählt, bilden aber nicht den Kern der Argumentationskette.

Arbeiten, die nicht in deutscher oder englischer Sprache verfasst wurden, können aufgrund der Sprachkenntnisse des Autors leider nicht in dieser Arbeit berücksichtigt werden.

Um die Relevanz der gefundenen Literatur zu beurteilen, wurden zuerst der Titel, das Abstract und/oder das Inhaltsverzeichnis auf entsprechende thematische Hinweise gescannt. Bei uneindeutigen Ergebnissen wurde auch einzelne einleitende Textteile gescannt. (Goldenstein; Hunoldt; Walgenbach 2018, S. 65–66)

Zur Sammlung, Strukturierung und weiteren Verwendung dieser und weiterer Quellen wird die Software Zotero eingesetzt.

Aufbauend auf diese einleitende iterative Schlagwortsuche und deren Ergebnissen wurde in Anlehnung an das Verfahren der „konzentrischen Kreise“, welches auch als Schneeball- oder Lawinensystem bezeichnet wird, (Sandberg 2016, S. 72) und auf Basis der Literaturverzeichnisse der dafür geeigneten Literatur eine weiterführende Literaturrecherche zur weiteren Identifikation relevanter Quellen durchgeführt. Dieses Verfahren ermöglicht rasch einen guten Überblick über die relevante Literatur zu erhalten.

Der Artikel "Human-related capabilities in big data analytics: a taxonomy of human factors with impact on firm performance" von Korherr & Kanbach (2021) dient als Ausgangspunkt für die Eröffnung des Verfahrens der konzentrischen Kreise, da er auf einer systematischen Literaturrecherche des zugrundeliegenden Themengebiets basiert und somit einen optimalen Einstiegspunkt bietet.

Hierbei wurde ausschließlich aktuelle Literatur der letzten 5 Jahre (2018-2022) weiterverfolgt und analysiert, um sicherzustellen, dass nur neuste Entwicklungen und Diskussionen berücksichtigt werden. Diese zeitliche Einschränkung berücksichtigt die Schnelllebigkeit und dynamische Entwicklung in diesem Themenfeld und ermöglicht eine fokussierte Betrachtung aktueller Erkenntnisse und Entwicklungen.

Für grundlegende Begriffsdefinitionen und methodische Vorgehensweisen wurde von dieser Einschränkung abgesehen, da teilweise anerkannte Publikationen ausgewählt wurden, die unter Umständen nicht in aktuelleren Auflagen verfügbar waren.

Es wurde besonderes Augenmerk daraufgelegt, ein hohes qualitatives Niveau bei den recherchierten Quellen sicherzustellen. Hierbei wurden alle Quellen sorgfältig auf ihre Zitierfähigkeit geprüft, um die "intersubjektive Nachvollziehbarkeit" der Arbeit zu gewährleisten. Ebenso wurde die Zitierwürdigkeit der Quellen evaluiert, um sicherzustellen, dass sie den wissenschaftlichen Qualitätskriterien entsprechen, die zuvor bereits dargelegt wurden. (Ebster; Stalzer 2017, S. 66–67)

4 Die erfolgreiche Verankerung evidenzbasierter Entscheidungsfindung

Die strategische Zielvorstellung besteht darin, in einem Unternehmen gut abgewogene Entscheidungen auf der Grundlage von Evidenzen zu treffen. Dies wird erreicht durch die Implementierung digitalisierter Prozesse und einer offenen, datenfreundlichen Kultur, die das Verhalten der Mitarbeitenden, insbesondere des Managements, prägt. Durch diese Maßnahmen wird es der Organisation ermöglicht, sich einen entscheidenden Wettbewerbsvorteil zu erarbeiten. Jedoch bedingt diese strategische Zielvorstellung einer mittel- und langfristigen Planung und eine entsprechende taktisch wie operativen Umsetzung. Hierbei ergibt sich eine vielfältige Fragestellung. Welche Maßnahmen sind zu treffen, welche Spezifika sind zu beachten, welche möglichen Herausforderungen können auf diesem Weg auftreten und welche Pfadabhängigkeiten sind zu berücksichtigen? Dies bedeutet jedoch auch, um die größtmögliche Wirksamkeit und das volle Potenzial der Data Analytics auszuschöpfen, muss spezifisch auf die aktuellen Gegebenheiten und die zukünftigen Erfordernisse der Organisation eingegangen werden, um sie mit orchestrierten Schritten nach und nach zu einem Daten getriebenen Unternehmen zu transformieren. Die nachfolgenden Ausführungen sollen diesen Weg zur gezielten Neuausrichtung eines Unternehmens für die Bereiche der organisatorischen Strukturen und Prozesse der organisationskulturellen Einflüsse und der führungsspezifischen Aspekte aufzeigen.

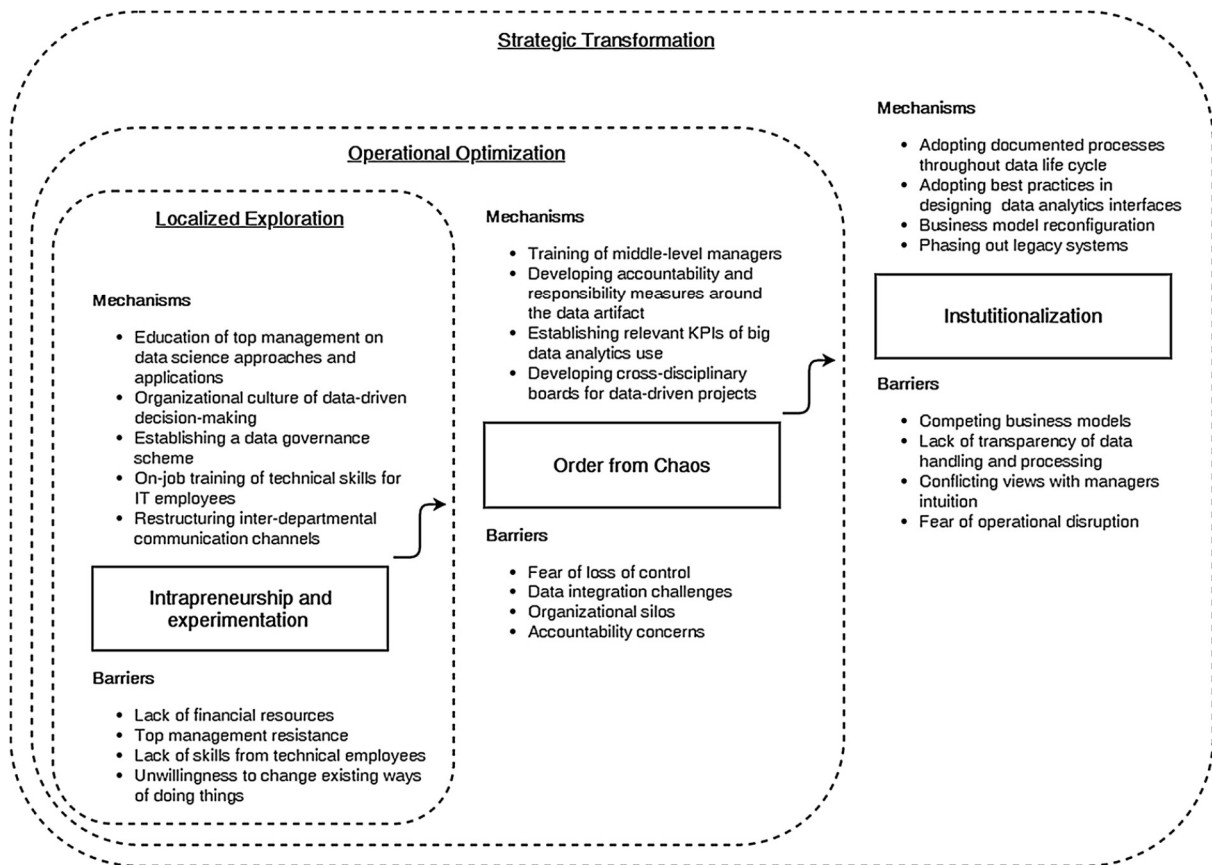
Mikalef, van de Wetering & Krogstie (2021, S. 2) identifizierten fünf zentralen Herausforderungen bzw. Hindernisse im Zusammenhang mit der technologiegestützten Transformation hin zu einem datengetriebenen Unternehmen. Diese umfassen sozio-kognitive, sozio-technische, wirtschaftliche, politische und negative psychologische Aspekte.

Um ein detailliertes Verständnis der einzelnen Aspekte zu erlangen bedarf es weiterer Erläuterungen. Im Folgenden werden daher die einzelnen Aspekte inhaltlich kurz erläutert. Die soziokognitiven Aspekte beziehen sich auf eine eingeschränkte Veränderungsbereitschaft bzw. fehlender Flexibilität der Mitarbeitenden, die durch eingefahrene Verhaltensmuster und langjährige Routine entsteht. Langjährige Stabilität fördert kognitive Trägheit, die zusätzlich durch vermeintlich hohe Komplexität von Veränderungen verstärkt werden kann. Die soziotechnischen Aspekte beziehen sich auch auf eine gewisse Inflexibilität der Mitarbeitenden hinsichtlich der Interaktion mit informationstechnologischen Systemen. Die wirtschaftlichen Aspekte umfassen in diesem Kontext diverse Aspekte. Beispielsweise kann das Festhalten an bestehenden Systemen eine Rolle spielen. Dabei spielen Aspekte der menschlichen Wahrnehmung eine Rolle, wie zum Beispiel die "sunk cost fallacy" oder mögliche "Lock-In-Effekte". Diese erschweren eine objektive Bewertung von Kosten und Nutzen und verstärken die Tendenz im Status quo zu verharren. Dadurch kann ein tatsächlicher Widerstand in Bezug auf die interne Ressourcenverteilung entstehen. Die politischen Aspekte beziehen sich auf die mangelnde Bereitschaft zur Veränderung aufgrund von Eigeninteressen oder machtpolitischen

Interessen. Die negativen psychologischen Aspekte umfassen die angenommenen Befürchtungen und Ängste, die sich aufgrund von Unsicherheiten im Zusammenhang mit den technologischen Veränderungen entwickeln. Haupttreiber hierbei ist die Sorge vor dem Verlust von Einfluss oder sogar der eigenen Position. Diese Unsicherheiten können zu Voreingenommenheit gegenüber der neuen Situation führen. (Mikalef; van de Wetering; Krogstie 2021, S. 3, 7)

Diesen zentralen Herausforderungen kann jedoch nur effektiv begegnet werden, wenn diese entsprechend im jeweiligen Kontext erkannt, entsprechend klassifiziert und in zeitlichen bzw. phasenabhängigen Zusammenhang bearbeitet werden. Jedoch erweisen sich solche Analysen in der praktischen Erhebung oftmals als sehr schwierig. Es kann durchaus möglich sein, dass einzelne Teilbereiche (abhängig von der Unternehmensgröße) einen anderen Wissens- bzw. Transformationsstand aufweisen und sich dementsprechend auch in anderen Adaptierungsphasen befinden. Doch können sich auch die eindeutige Identifikation der jeweiligen Phase und die Ableitung etwaiger Maßnahmen als enorm herausfordernd in der konkreten Situation erweisen.

Die nachfolgende Darstellung 14 gibt einen kompakten Überblick, in welchen transformatorischen Phasen die bereits erwähnten Herausforderungen in der Organisation als Ganzes entstehen könnten. Auch werden einige Schlagworte zu den Mechanismen bzw. Lösungsansätzen in den jeweiligen Phasen angeführt. In den nachfolgenden Ausführungen dieses Kapitels wird darüber hinaus detailliert auf die Herausforderungen und mögliche Lösungen in den einzelnen Bereichen eingegangen. (Mikalef; van de Wetering; Krogstie 2021, S. 12)



Darstellung 14: A framework for data analytics-driven transformation

Quelle: Mikalef; van de Wetering; Krogstie (2021, S. 12)

Die Autorenschaft, die die vorherige Darstellung 14 entworfen hat, beabsichtigte damit, den Weg einer Organisation (basierend auf Data Analytics) von den ersten Schritten bis hin zur vollständigen strategischen Transformation darzustellen und dabei die auftretenden Mechanismen und Herausforderungen in einem phasenabhängigen Zusammenhang aufzuzeigen.

Nach diesen Ausführungen kann nur nochmals darauf verwiesen werden, dass Data Analytics Initiativen nicht als isolierte Projekte oder als statisches Ereignis verstanden werden sollten. Eher sollten solche Vorhaben als anhaltende Verbreitung dieser Technologie und ihrer Anwendungsszenarien verstanden werden, welche verschiedenste Phasen durchlaufen, die dementsprechend zu unterschiedlichen Zeitpunkten unterschiedliche Anforderungen an die Umsetzung stellen. (Mikalef; van de Wetering; Krogstie 2021, S. 11)

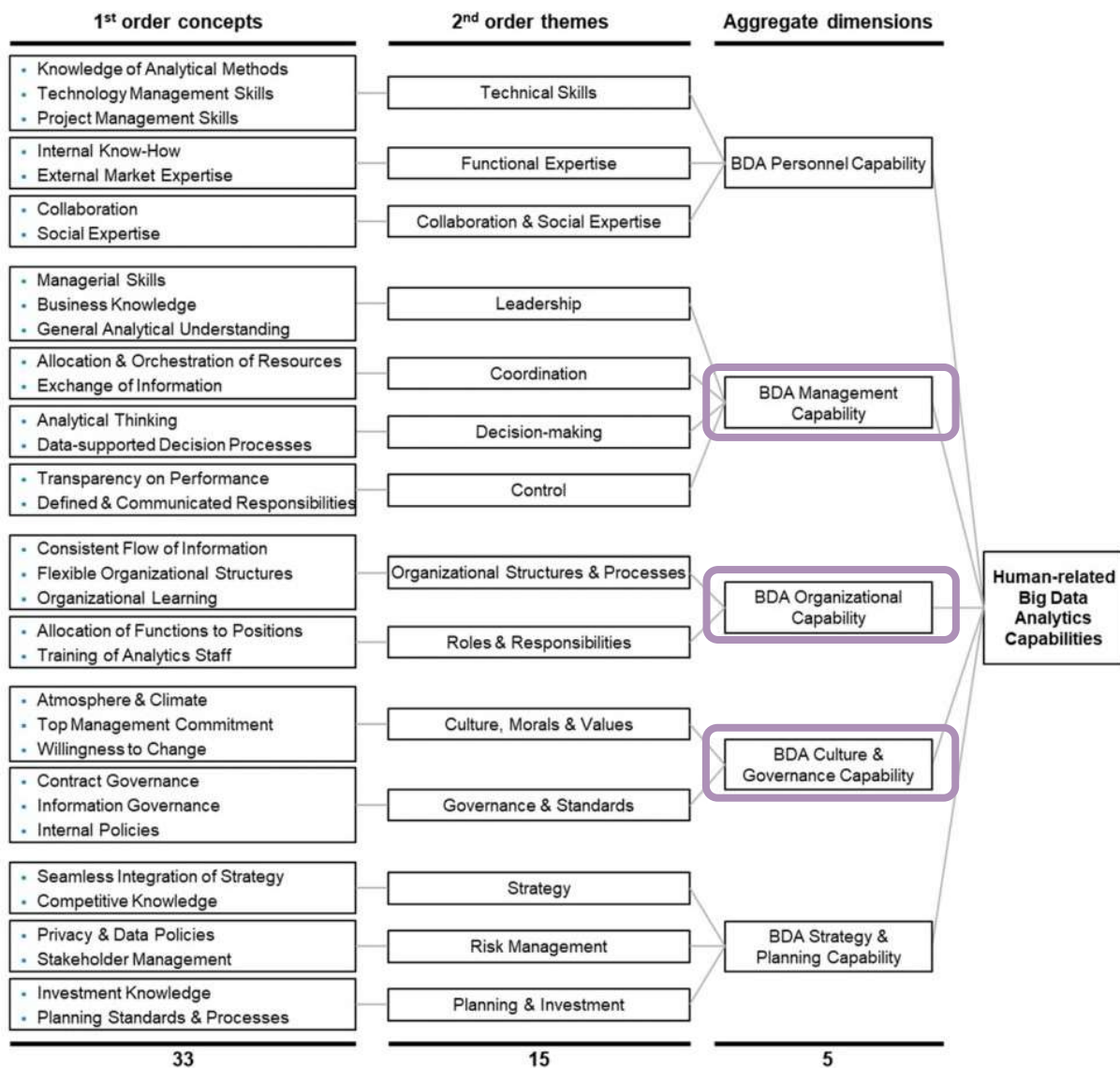
Der Fokus soll nun weg von den potenziellen Herausforderungen hin zu den Fähigkeiten einer Organisation gelenkt werden, die benötigt werden, um die Transformation zu einem datengetriebenen Unternehmen zu bewerkstelligen.

Hierzu stellen Korherr & Kanbach (2021, S. 6–7) fünf Schlüsselbereiche bzw. aggregierte Dimensionen in den Mittelpunkt. Diese sind Personelle-, Management-, Organisatorische-, Kulturelle- (incl. Governance), sowie strategische Fähigkeiten eines Unternehmens. Hierbei stellen die Bereiche des Personals und des Managements individuelle Fähigkeiten dar. Die

Bereiche der Organisation und der Kultur & Governance bilden wichtige strukturelle Fähigkeiten ab. Die strategischen Fähigkeiten betonen die Bedeutung langfristiger Überlegungen und der Ableitung von Planung und Investitionsentscheidungen.

Der Fokus dieser Arbeit wird auf den Bereichen der organisatorischen Strukturen und Prozessen, der Organisationskultur und den führungspezifischen Aspekten liegen. Dies stellt im Vergleich zu den erwähnten Ausarbeitungen von Korherr & Kanbach (2021) und Mikalef, van de Wetering & Krogstie (2021) eine Konzentration auf gesamthaft wirkende Spezifika innerhalb einer Organisation dar. Fokussiert wird auf die strukturellen Themenbereiche und aufgrund der sehr gewichtigen Gestaltungsverantwortung des Führungspersonals auch auf die führungspezifischen Aspekte. Hierdurch soll schlussendlich eine möglichst generische Aussage für diese Aspekte abgeleitet werden.

Die nachfolgende Darstellung 15 zeigt das Modell von Korherr & Kanbach. Aus dieser ganzheitlichen Übersicht ist zu entnehmen, welche Konzepte die einzelnen Schlüsselbereiche umfassen. Hervorgehoben sind hierbei die bereits erläuterten Kernbereiche für diese Ausarbeitung.



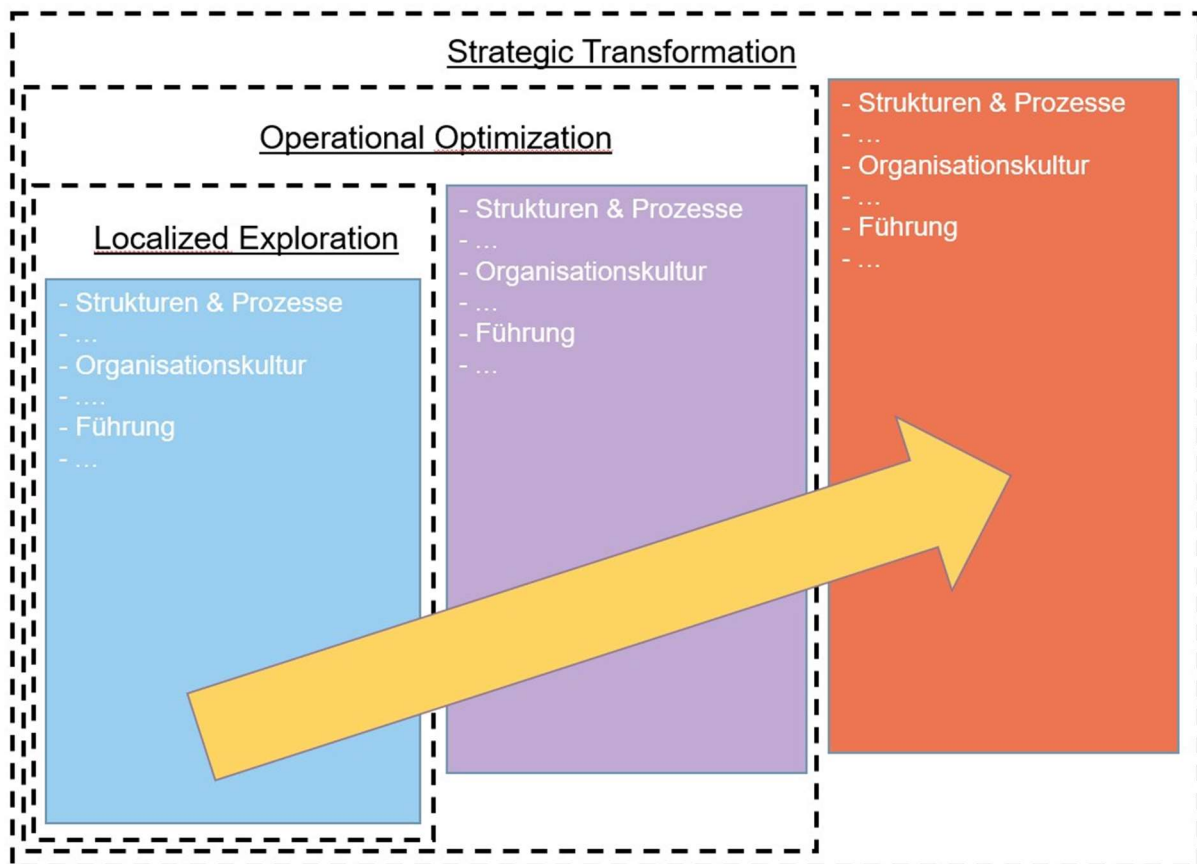
Darstellung 15: Taxonomy of human-related Data Analytics capabilities

Quelle: Korherr; Kanbach (2021, S. 7)

Beide Ausarbeitungen basieren auf den theoretischen Grundüberlegungen des DCV. Das Modell von Korherr & Kanbach (2021) legt den Schwerpunkt auf die zentralen Fähigkeiten, während das Modell von Mikalef, van de Wetering & Krogstie (2021) den Fokus auf die Hindernisse und die damit verbundenen Mechanismen legt. Die Synthese beider Ansätze zielt darauf ab, ein ganzheitliches Verständnis zu entwickeln.

Das Ziel dieser Thesis besteht letztendlich darin, ein umfassendes Gesamtbild im gesetzten Rahmen der Ausarbeitung zu erstellen, dass die Hindernisse auf dem Weg zu einem evidenzbasierten Unternehmen aufzeigt und die zentralen Fähigkeiten identifiziert, die aufgebaut werden müssen um diese Hindernisse zu überwinden. Zudem sollen diese Erkenntnisse in gegenseitiger bzw. zeitlicher Abhängigkeit eingebettet werden. Das Ergebnis wird verdeutlichen, welche Fähigkeiten eine Organisation entwickeln muss, um erfolgreich den Weg zur Umsetzung einer evidenzbasierten Entscheidungsfindung zu beschreiten.

Mit der nachfolgenden Darstellung 16 des konsolidierten Rahmenwerks wird am Ende dieser Thesis ein kompakter Überblick über die Ausarbeitung geschaffen und soll an dieser Stelle lediglich einen ersten Eindruck vermitteln.

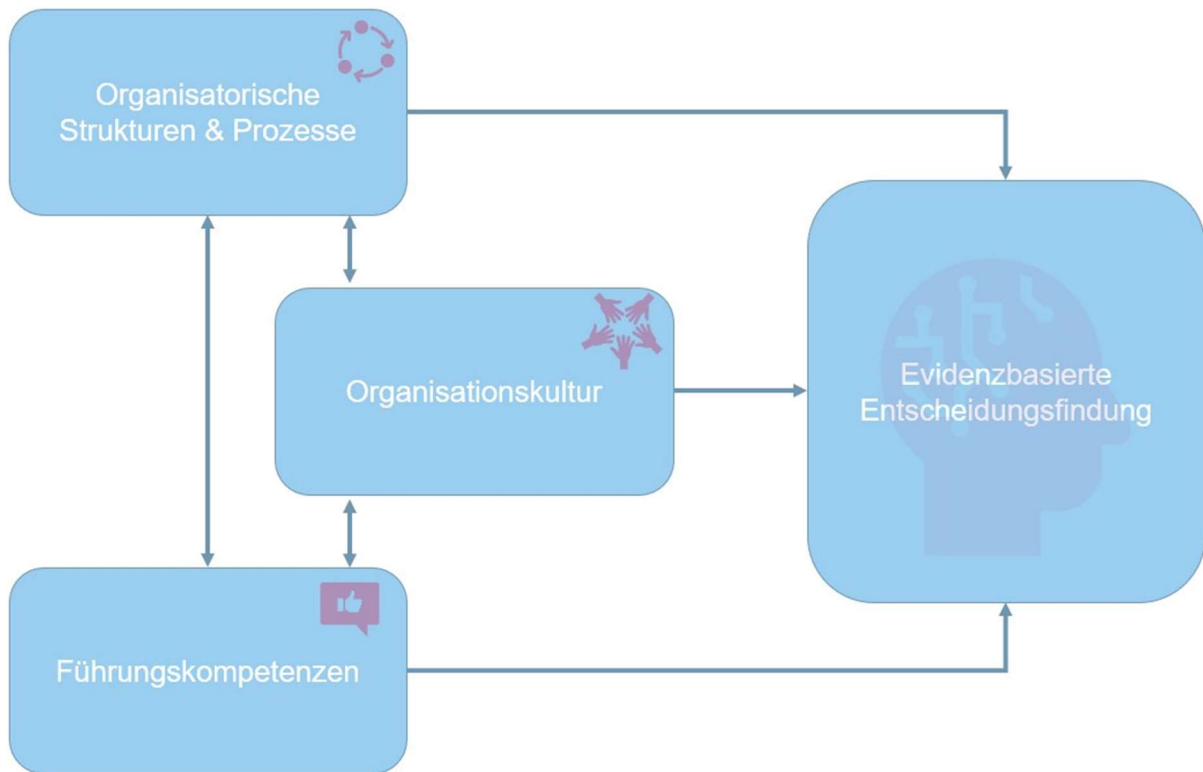


Darstellung 16: Konsolidiertes Rahmenwerk – evidenzbasierte Entscheidungsfindung

Quelle: Ausarbeitung des Autors in Anlehnung an Korherr; Kanbach (2021) und Mikalef; van de Wetering; Krogstie (2021)

Es ist von größter Notwendigkeit, das komplexe Zusammenspiel der vielfältigen Faktoren aus den Bereichen der strukturellen, kulturellen und den führungsspezifischen Aspekten einer Organisation zu durchdringen, um Prozesse der Data Analytics erfolgreich zu verankern. Hierdurch können nachhaltige Fähigkeiten in der Organisation geschaffen werden die unter Umständen den Ausschlag zugunsten des eigenen Unternehmens im Wettstreit mit anderen Marktteilnehmenden geben können. (Ferraris u.a. 2019, S. 1927)

Das nachfolgende konzeptionelle Modell in Darstellung 17 zeigt in kompakter Weise, wie die drei zentralen Themengebiete dieser Thesis eine gemeinschaftliche Basis für die evidenzbasierte Entscheidungsfindung innerhalb einer Organisation bilden.



Darstellung 17: Konzeptionelles Modell

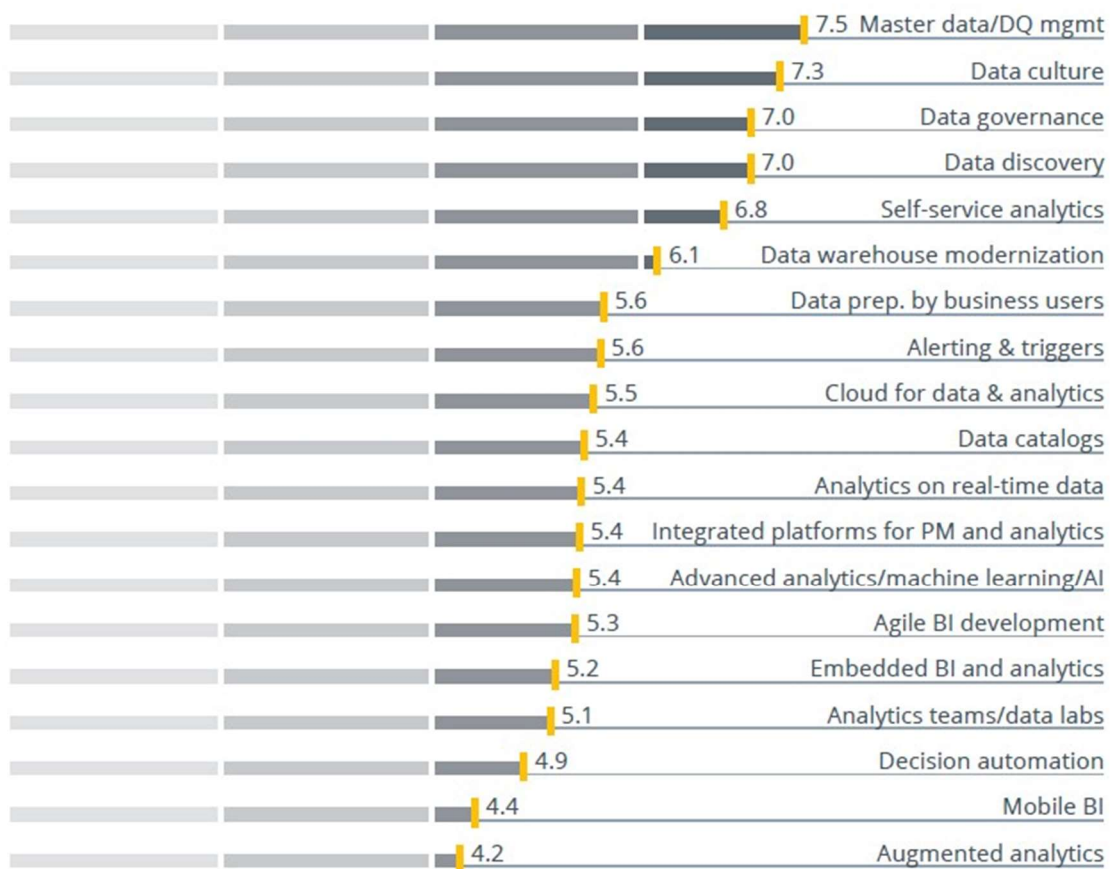
Quelle: Ausarbeitung des Autors in Anlehnung an Yasmin u.a. (2020, S. 4)

4.1 Organisatorische Strukturen & Prozesse

Zu Beginn sollte die Aufmerksamkeit auf die absoluten Grundlagen der datengetriebenen Organisation gelenkt werden. Denn eine datenorientierte Ausrichtung kann nur gelingen, wenn die nötigen Daten in einer akzeptablen Qualität für die weiteren Prozesse in der Organisation zur Verfügung stehen. Zugespitzt kann in diesem Zusammenhang auch argumentiert werden, dass eine hohe Datenqualität mit einer hohen Qualität der Entscheidungsgrundlagen gleichzusetzen ist. (Korherr; Kanbach 2021, S. 11)

Die hohe Priorität der Datenqualität wird nicht nur durch die vielfältigen Aspekte, welche in Kapitel 2.1 in Bezug auf die Definition der Datenqualität dargestellt wurden, sondern auch durch eine aktuelle Studie, dem „BARC Data, BI & Analytics Trend Monitor 2023“ bestätigt. In dieser Studie wurden insgesamt 1823 User, Consultants und Lieferanten von Business Intelligence und Datenmanagement Lösungen zu dem Thema Datenqualität befragt. Hier wird u.a. aufgezeigt, dass das Thema „Stammdaten- Datenqualitätsmanagement mit dem Wert 7,5 den ersten Platz in der Wertung einnimmt. (Bange u.a. 2022, S. 11) Eine Übersicht hierzu kann aus der nachfolgenden Darstellung 18 entnommen werden.

Importance of Data, BI and Analytics trends from “not important at all“ (0) to “very important“ (10)



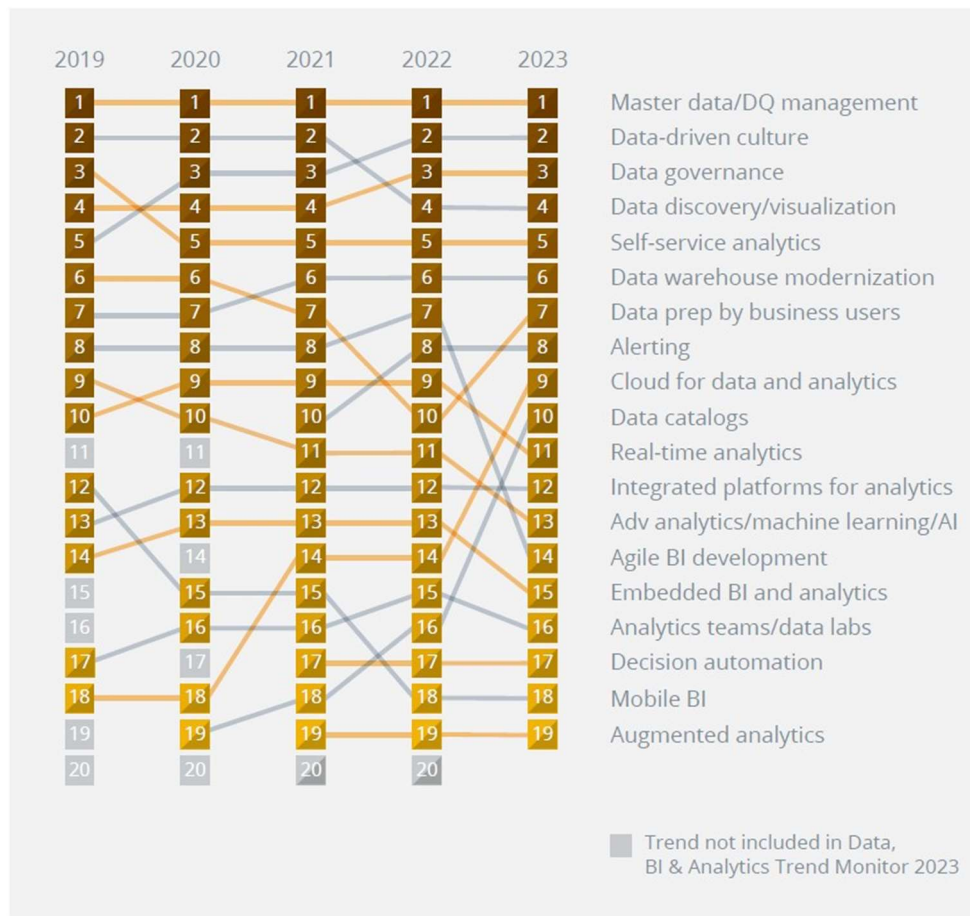
n = 1,823

Darstellung 18: Importance of Data, BI and Analytics trends

Quelle: Bange u.a. (2022, S. 11)

Dass das Thema der Datenqualität seit Jahren ein Dauerbrenner ist zeigt auch die Entwicklung der Rangfolge seit 2019 in der nachfolgenden Darstellung 19 auf. Hier hält dieses Thema den Spitzenplatz durchgehend besetzt. (Bange u.a. 2022, S. 13)

Development of rankings of Data, BI and Analytics trends



n = 2,679/2,865/2,259/2,396/1,823

Darstellung 19: Development of rankings of Data, BI and Analytics trends

Quelle: Bange u.a. (2022, S. 13)

Jedoch bilden neben der allgemeinen Verfügbarkeit von Daten und deren Qualität die Prozesse zur Sammlung, Aufarbeitung und Analyse eine weitere wichtige Grundlage für die Implementierung von Data Analytics bzw. evidenzbasierter Entscheidungsfindung. (Ferraris u.a. 2019, S. 1926)

Somit stellen die Verfügbarkeit und Qualität der Daten(quellen) sowie der dazugehörige „Process-Mindset“ die Basis aller weiteren Bemühungen dar.

Auf weitere Ausführung zur Notwendigkeit einer adäquaten IT-Infrastruktur und der damit einhergehenden Verfügbarkeit benötigten Soft- und Hardware wird hier bewusst verzichtet. Der Fokus dieser Ausarbeitung soll nicht auf technische Fragestellung gelenkt werden. In weitere Folge wird somit auch unterstellt, dass die technischen Voraussetzungen innerhalb der Organisation im angemessenen Maß vorhanden sind.

4.1.1 Strategische Gesichtspunkte

Strategische Überlegungen und ihre konkrete Umsetzung haben Einfluss auf organisatorische Strukturen und Prozesse. Im weiteren Verlauf entstehen Fähigkeiten, die sich aus dem Zusammenspiel von Strategie und Struktur entwickeln. (Teece 2011, S. 254) Diese Aussage lässt sich so auch auf den Bereich der Data Analytics übertragen. Daher sollte, um die Unternehmenstransformation ganzheitlich anzugehen, eine Data Analytics Strategie erarbeitet werden die sich eindeutig aus der IT-Strategie ableitet. Diese IT-Strategie muss sich wiederum als integraler Bestandteil vollumfänglich aus der Unternehmensstrategie ableiten. (Hausladen; Schosser 2020, S. 14) Dies sollte als zwingend notwendig durch das Top-Management des Unternehmens verstanden werden, um die anstehenden Data Analytics Initiativen erfolgreich einzuführen bzw. umzusetzen. (Korherr; Kanbach 2021, S. 13–14; Mikalef u.a. 2018, S. 557)

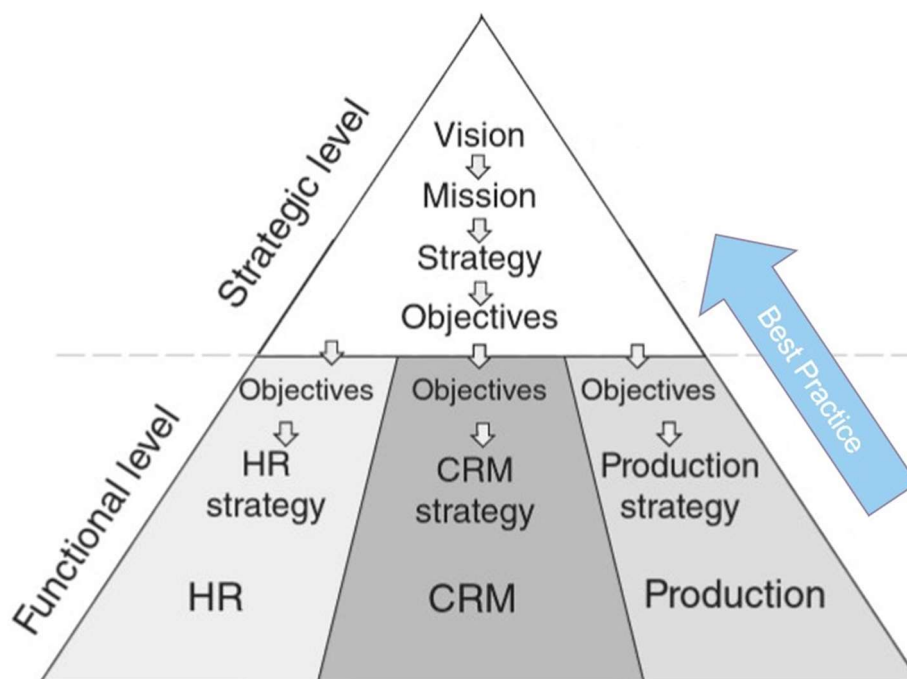
Investitionen in den Bereich der Data Analytics können einen großen Beitrag zu der Differenzierung des Unternehmens gegenüber seiner Konkurrenz leisten, da hier neue Fähigkeiten in der Organisation aufgebaut werden welche in weiterer Folge einen Beitrag zum allgemeinen Unternehmenserfolg leisten. Doch sollten diese Fähigkeiten des Unternehmens nicht als Summe ihrer Einzelteile betrachtet werden. Der eigentliche Wettbewerbsvorteil entsteht durch die einzigartige Kombination dieser Fähigkeiten, welcher nur schwer nachgeahmt werden kann. (Mikalef u.a. 2019b, S. 274)

Wie bereits andiskutiert benötigt es eine eindeutige Zielvorgabe durch die Unternehmensstrategie. Umsetzung und Zielerreichung muss durch ein entsprechendes Komitee überwacht und entsprechend durchgesetzt werden, auch hinsichtlich der Abwägung des Kosten/Nutzen-Verhältnisses. (Gong; Janssen 2021, S. 44)

Zur Bewertung der finanziellen Fragestellungen sollten jedoch weitere Überlegungen mit einfließen. So kann bei Data Analytics Initiativen eine gewisse Latenzzeit auftreten. Dies bedeutet, dass die messbaren Wirkungen und die Aufwände dieser Initiativen zeitlich stark auseinanderfallen können und auch die Verkettung von Ursache und Wirkung nicht immer direkt herzustellen sind, besonders bei unternehmensweiten Transformationsvorhaben. (Mikalef u.a. 2019b, S. 275)

Daher ist es erforderlich im Management ein entsprechendes Bewusstsein für dieses ganzheitliche Zusammenspiel von Datenmanagement und strategischer Ausrichtung zu schaffen. Auf dieser Grundlage können konkrete Maßnahmen und Projekte entwickelt werden die sich an der Unternehmensstrategie orientieren. Dabei werden klare Leistungskennzahlen (Key Performance Indicators - KPIs) definiert, um den Fortschritt zu messen und eine Roadmap zur Umsetzung zu erstellen. Um die verschiedenen Aktivitäten koordiniert voranzutreiben bedarf es eines effektiven Projekt- und Programm-Managements, ähnlich wie in anderen Bereichen wie bspw. dem Wissensmanagement. (Milton; Lambe 2020, S. 68) Daraus abgeleitet sollten im Vorfeld auch klare Messpunkte definiert werden an welchen die erwarteten

Bei der umfassenden Fragestellung nach einer evidenzbasierten Ausrichtung der Organisation muss nicht nur die Strategieentwicklung an sich berücksichtigt werden. Es ist ebenso wichtig, die Fragen zur Umsetzung in den verschiedenen Unternehmensbereichen zu beachten. Dies beinhaltet die Umsetzung des Zielbildes in messbare Größen und deren konkrete Implementierung im betrieblichen Ablauf. Die nachfolgende Pyramide veranschaulicht beispielhaft den Aufbau dieses Vorgehens und wie die Strategie und ihre Ziele in einem Top-Down-Ansatz unternehmensweit abgeleitet werden. (Laursen; Thorlund 2017, S. 24–25) Jedoch sollte dieser Ansatz nicht als strikte Einbahnstraße verstanden werden. Die einzelnen Fachbereiche sollten dazu befähigt werden, selbstständig die neuen Verfahren der Data Analytics zu nutzen um neue Lösungsansätze zu erarbeiten, Prozesse zu verbessern und/oder neue Erkenntnisse zu generieren. Die „Best Practice“ hieraus sollte als Informationen an den Führungsstab zurückfließen um diese unternehmensweit zu verteilen. (Laursen; Thorlund 2017, S. 31–32) Diese Überlegungen werden in der nachfolgenden Darstellung 21 zusammengefasst.



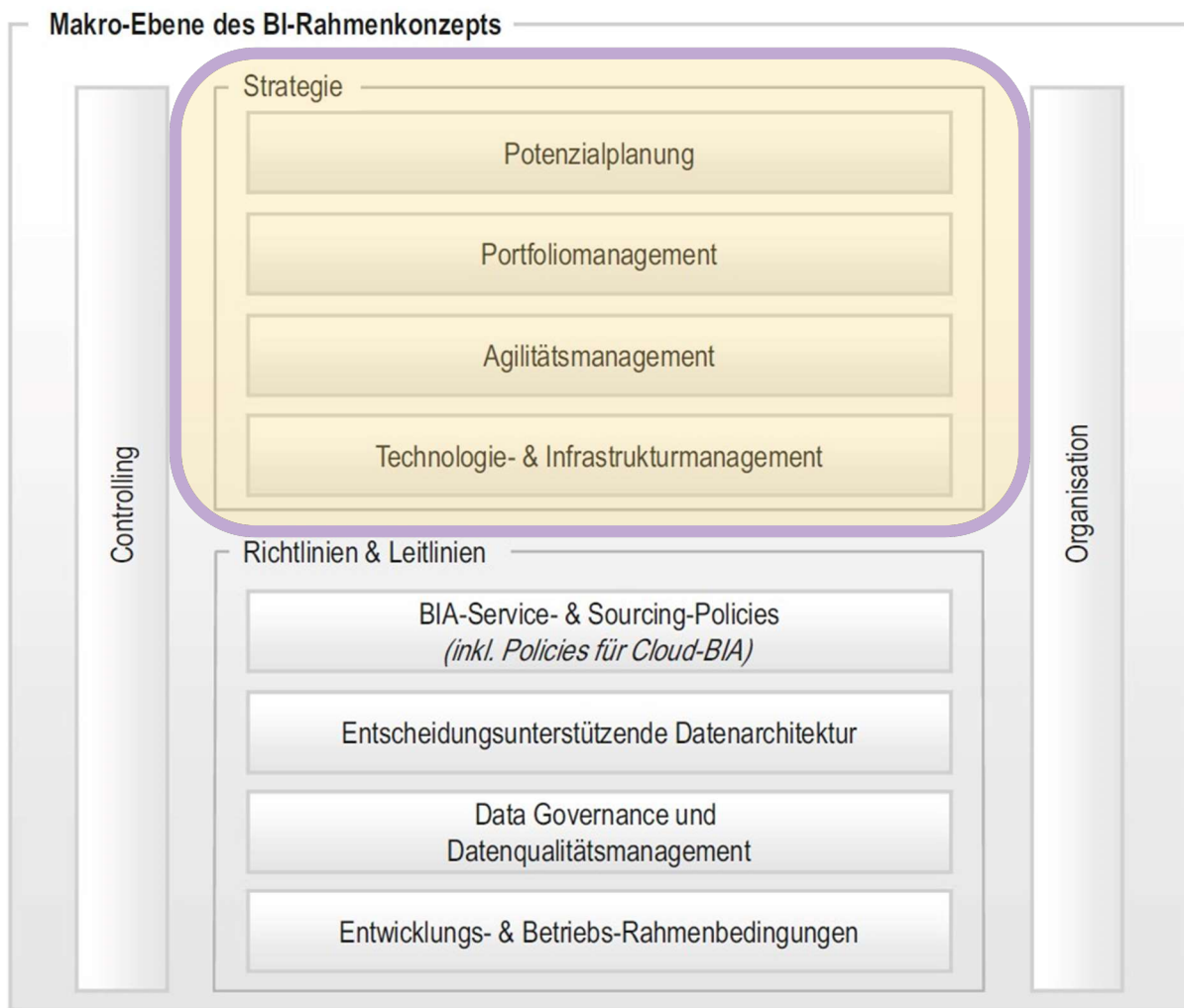
Darstellung 21: The Relationship between Strategic Level and Functional Level

Quelle: Ausarbeitung des Autors basierend auf Laursen; Thorlund (2017, S. 25)

Hinsichtlich möglicher Ansätze, wie Data Analytics Projekte angegangen werden können, kann zwischen dem Top-Down- und Bottom-up-Ansatz unterschieden werden. Beide Ansätze haben spezifische Vor- und Nachteile. Wie bereits aufgezeigt werden beim Top-Down-Ansatz Vorgaben und Ziele von höheren Ebenen abgeleitet und für die einzelnen Bereiche festgelegt. Dies ermöglicht eine klare Steuerung und Ausrichtung der Projekte. Beim Bottom-up-Ansatz hingegen werden die Tools und Verfahren ohne strenge Vorgaben auf die einzelnen Bereiche verteilt wodurch ein hoher Grad an Autonomie entsteht. Dies fördert die Eigenentwicklung und

kreative Anwendung von Data Analytics durch eine explorative Herangehensweise. Zudem wird die Akzeptanz der neuen Technologie in den einzelnen Bereichen bzw. unteren Ebenen gefördert. Allerdings gibt es auch negative Aspekte beim Bottom-up-Ansatz, da das Potenzial von Data Analytics im unternehmensweiten Kontext nicht vollständig ausgeschöpft wird. Die einzelnen Abteilungen konzentrieren sich zu isoliert auf ihre eigenen Bereiche, Daten, Prozesse und Anwendungen, ohne im ausreichend Maß Daten aus anderen Bereichen einzubeziehen. Eine umfassende Nutzung und Ausschöpfung des Potenzials der Data Analytics erfordert je nach Reifegrad des Unternehmens erhebliche Veränderungen, die nicht durch einzelne, nicht orchestrierte Maßnahmen wie im Bottom-up-Ansatz bewältigt werden können. Wie in den vorangegangenen Ausführungen angedeutet, lässt sich durch eine sinnvolle Verzahnung der Verfahren - sowohl durch Top-Down-Vorgaben als auch durch Raum für eigene Gestaltungsräume in Abhängigkeit der Verbreitung von Data Analytics und dem Reifegrad des Unternehmens - gute Ergebnisse in Bezug auf die Anwendung, Akzeptanz und letztendlich die Wertschöpfung erzielen. (Gong; Janssen 2021, S. 47)

Baars & Kemper (2021, S. 331) gehen spezifischer auf die Data Analytics Rahmenbedingungen ein die in der Ausarbeitung der Strategie berücksichtigt werden müssen. Einen kompakten Überblick über diese Rahmenbedingungen ermöglicht die nachfolgende Darstellung 22.



Darstellung 22: Gestaltungsbereiche und Aufgaben der Makro-Ebene – Fokus Strategie

Quelle: Baars; Kemper (2021, S. 331)

Hierbei erfasst die Potenzialplanung den notwendigen Informationsbedarf für die Unternehmensziele. Das Portfoliomanagement erfasst die Gesamtheit der Data Analytics Projekte bzw. Initiativen und bringt diese in eine priorisierte Reihenfolge. Das Agilitätsmanagement stellt die Reaktionsfähigkeit bei Änderungen sicher. Abschließend monitort das Technologie- und Infrastrukturmanagement Marktentwicklung und bindet diese bei entsprechendem Bedarf mit in die internen Entwicklungen ein. (Baars; Kemper 2021, S. 331–332)

Baars & Kemper (Baars; Kemper 2021, S. 332) betonen in diesem Zusammenhang auch die Notwendigkeit zur Definition von Richtlinien und Leitlinien für die konkrete Umsetzung der Konzepte. Diese Richtlinien und Leitlinien umfassen verschiedene Aspekte, darunter die Datenqualität, die bereits erläutert wurde, sowie die Data Governance, die den angemessenen Umgang mit den vorhandenen Daten definiert. Eine spezifischere Betrachtung der Fragestellungen zu Data Governance erfolgt in Kapitel 4.2.3.

Doch sollte auch nochmals die Tragweite der strategischen Neuausrichtung des Unternehmens anhand von Data Analytics in den Sinn gerufen werden. Dies impliziert auch, dass durch

die Zunahme der Datenbasis und ihrem Wert als strategische Größe sich die Risiken für das Unternehmen in diesen Bereich verschieben und Folge dessen erhöhen. Deswegen muss hier die Bedeutung eines effizienten Risk Managements und einer gut gestalteten Cybersicherheit in den Vordergrund gerückt werden, und das bezogen auf alle externen sowie internen Risiken. (Obitade 2019, S. 21)

Durch die Investitionen in Data Analytics können vielfältige Vorteile realisiert werden. Zum Beispiel können Potenziale im Marketing- und Vertriebsbereich gehoben werden, interne Abläufe durch präzisere Analysen verbessert und frühzeitig auf Marktveränderungen reagiert werden. Dies ist nur ein kleiner Ausschnitt der vielfältigen Möglichkeiten die durch Data Analytics ermöglicht werden. (Mikalef u.a. 2019b, S. 293)

4.1.2 Ausrichtung der Strukturen und Prozesse

In Anlehnung an Korherr & Kanbach (2021, S. 11) umfasst der Block der „Organisatorischen Fähigkeiten“ folgende drei Kernaspekte: einen konsistenten Informationsfluss, hochflexible Organisationsstrukturen und eine starke Fähigkeit zur organisatorischen Weiterentwicklung.

Eine gute strukturelle Ausrichtung, die konsequente Abstimmung bzw. Verzahnung aller Organisationsbereiche und eine eindeutige Definition von Rollen & Verantwortlichkeiten, die sich dynamisch auf neue Anforderung einstellen können, (Rialti u.a. 2019, S. 3) sind keine Ergebnisse kurzfristiger Projekte, sondern Erfolgsgeschichten großer strategischer Initiativen die stringent geplant und umgesetzt wurden. Hierbei ist zu betonen, dass es durch eine flexible Organisationsstruktur erleichtert wird, sowohl interne als auch externe Ressourcen neu zuzuweisen um den Betrieb und die Profitabilität auch unter schwierigen Marktbedingungen aufrechtzuerhalten. (Korherr; Kanbach 2021, S. 11) Daher muss die Entwicklung der Organisation als iterativer Prozess gesehen werden der diverse Phasen bzw. Stufen durchläuft. (Mikalef; van de Wetering; Krogstie 2021, S. 4–5)

Diese strukturellen Anpassungen sollten aber nicht als einmaliges zeitpunktbezogenes Projekt begriffen werden. Die Organisation muss darüber hinaus Herausforderungen des Marktes antizipieren, aber auch durch eigenes Wachstum und/oder Veränderungen der Geschäftsfelder entsprechenden Anpassungen an der eigenen Struktur vornehmen. Dies bedingt aber auch das die einzelnen Mitarbeitenden und das Führungspersonal sowie die Unternehmensprozesse wieder in ein konsistentes Gesamtbild eingebettet werden, welches es ermöglicht die vorhandenen Ressourcen optimal zu nutzen. (Korherr; Kanbach 2021, S. 11–12)

In diesem Kontext müssen jedoch auch die Fragen nach den Verantwortlichkeiten für Data Analytics Projekte und Themen einschließlich des Kostenmanagements geklärt werden. (Hausladen; Schosser 2020, S. 14–15) Dies schließt auch die Frage nach dem "Data Ownership" mit ein, also welche Einheit letztendlich den Einsatz dieser Daten verantwortet. Im weiteren Sinne trägt der „Data Owner“ somit die inhaltliche Verantwortung für diese Daten.

(Baars; Kemper 2021, S. 354) Eine klare Definition und Zuweisung von Verantwortlichkeiten ist entscheidend, um eine effektive Governance und einen reibungslosen Ablauf der Data Analytics Aktivitäten zu gewährleisten und somit einen verantwortungsvollen Umgang mit den Daten sicher zu stellen. (Hausladen; Schosser 2020, S. 10)

Unter dem Gesichtspunkt des DCV ist das Management von internen und externen Ressourcen eine Schlüsselkompetenz, um die Organisation an sich ändernde Marktbedingungen anzupassen und zu adaptieren. (Teece 2011, S. 54) Diese Schlüsselkompetenz kann auch in Bezug auf das Management von internen und externen Datenquellen übertragen und verstanden werden, um beispielsweise neue Entwicklungschancen aufzudecken und Antworten auf verändernde Marktbedingungen zu finden. (Ciampi u.a. 2021, S. 1, 4)

Bei der Gestaltung von Strukturen und Prozessen ist es wichtig darauf zu achten, dass die verschiedenen involvierten Akteure innerhalb der Organisation potenziell Einfluss auf die Ergebnisse nehmen und sich somit gegenseitig beeinflussen können. (Mikalef; van de Wetering; Krogstie 2021, S. 5) Daher ist es von großer Bedeutung, eine robuste und zugleich flexible Data-Analytics-Architektur zu entwickeln, die den Spagat zwischen Standardisierung und der Notwendigkeit individueller Freiräume bewältigt. (Gong; Janssen 2021, S. 40, 45) Dadurch wird gewährleistet, dass sowohl die Anforderungen an einheitliche Abläufe erfüllt werden als auch genügend Raum für spezifische Anpassungen und Innovationen bleibt.

Die Entwicklung klarer Richtlinien und Vorgaben für den Umgang mit Daten innerhalb der Organisation bietet den Mitarbeitenden auf allen Ebenen eine gute Orientierung für ihr eigenes Verhalten. Diese Governance schafft eine gewisse Sicherheit für die Mitarbeitenden und fördert somit den konsequenten Abbau von Datensilos und möglichen Konflikten. (Mikalef; van de Wetering; Krogstie 2021, S. 14) Dies führt an dieser Stelle nun auch zur Frage der Gestaltung eines konsistenten Informationsflusses.

Die Förderung eines effizienten Informationsaustauschs unter den Mitarbeitenden ist eine Grundvoraussetzung, um funktionale Silos innerhalb der Organisation abzubauen bzw. deren Entstehung zu vermeiden. (Wang; Kung; Byrd 2018, S. 10)

Um jedoch diese Grundvoraussetzung zu schaffen bedarf es eines grundlegenden Vertrauens zwischen den involvierten Parteien. Denn dieses Vertrauen bildet die Basis für einen reibungslosen Informationsfluss und eine effektive Zusammenarbeit. Hierdurch kann eine positive Arbeitsatmosphäre geschaffen werden, in der alle Beteiligten offen und transparent miteinander arbeiten können. (Gupta u.a. 2020, S. 585)

Es ist auch wichtig zu verstehen, dass der Mehrwert der Data Analytics Initiativen erst durch die Sicherstellung eines konsistenten, unterbrechungsfreien Informationsflusses ermöglicht wird. (Rialti u.a. 2019, S. 8)

Doch wie kann nun der effiziente Informationsaustausch gestaltet werden?

Wie bereits zu Beginn dieses Kapitels erwähnt wurde, wird die Annahme getroffen, dass eine angemessene Infrastruktur für einen effizienten Informationsaustausch vorhanden ist. Dazu gehören unter anderem zugängliche Data Lakes, die Gewährleistung von Interoperabilität und gegebenenfalls eine leicht zugängliche Cloudstruktur. (Rialti u.a. 2019, S. 8)

Um den Informations- und Wissensaustausch zu fördern, ist es wichtig, entsprechende Anreizsysteme zu schaffen. Hierbei sollte die intrinsische Motivation der Mitarbeitenden durch verschiedene Maßnahmen gezielt gefördert werden und Anreize geschaffen werden, die das individuelle Engagement und die Bereitschaft zur Wissensweitergabe steigern. Ein Best-Case-Szenario besteht darin, intrinsische Motivation durch ein Gefühl des "psychologischen Eigentums" zu generieren, das mit den Unternehmenszielen im Einklang steht. Dies kann durch Zielvereinbarungen mit den Mitarbeitenden unterstützt werden, die sich auf qualitative Merkmale konzentrieren. Darüber hinaus spielt auch die Gestaltung der Arbeitsprozesse eine entscheidende Rolle, um diese Ansätze zu unterstützen und ein Umfeld zu schaffen, das den Mitarbeitenden ermöglicht, ihr Wissen bereitwillig zu teilen, um somit den Wissenstransfer effektiv zu fördern. (North 2021, S. 145–149)

Darüber hinaus spielt im Kontext der datengetriebenen Neuausrichtung des Unternehmens die Lernfähigkeit eine herausragende Rolle, da rohe Daten alleine keinen Mehrwert bieten. Organisationen müssen kontinuierlich ihr Wissen weiterentwickeln, um erfolgreich zu sein. (Amankwah-Amoah; Adomako 2019, S. 205) Dies erfordert aber auch den Willen zur Veränderung innerhalb der Organisation und betrifft alle Aspekte, insbesondere Prozesse und analytische Methoden. (Korherr; Kanbach 2021, S. 13) Mikalef, van de Wetering & Krogstie (2021, S. 4–5) unterstreichen hierbei die Reife eines Unternehmens und Verankerung von iterativen Lern- und Anpassungsschleifen als einen der Hauptaspekte in Bezug auf die Wertschöpfung von Data-Analytics-Initiativen.

In diesem Zusammenhang muss auch kurz auf die Aspekte des organisatorischen Lernens eingegangen werden. North & Kumta (2018, S. 18) beziehen sich hierbei auf Nonaka und argumentieren das „Organisatorisches Lernen“ weit mehr als die Summe der einzelnen Lernerfahrungen der Mitarbeitenden einer Organisation ist. Vielmehr wird hierbei die Idee eines „lebenden Organismus“ in den Vordergrund gestellt, welcher die Mitarbeitenden durch soziale Prozesse in ihrer kollektiven Lernerfahrung beeinflusst. Diese Lernerfahrung wird jedoch erst durch eine Umgebung ermöglicht in der entsprechende Strukturen bzw. Systeme geschaffen wurden, die dieses Verhalten fördern und einfordern.

Es ist bemerkenswert, dass Wissensmanagement und Data Analytics wechselseitige positive Effekte erzeugen. D.h. in einer Organisation mit stark ausgeprägtem Wissensmanagement sind Analytics-Prozesse ebenso auf einem hohen Niveau entwickelt. (Ferraris u.a. 2019, S. 1927–1928) Unter dem Gesichtspunkt der Wertschöpfung trägt Data Analytics einen entscheidenden Beitrag bei, den das Wissensmanagement allein nicht leisten kann. Die Kombination

aus Data Analytics und Wissensmanagement kann als Beschleuniger verstanden werden, um Erkenntnisse und Informationen effizienter zu nutzen, um damit die Wertschöpfung zu steigern. Zusammen bilden sie eine leistungsstarke Synergie, um das volle Potenzial der Daten zu nutzen und einen nachhaltigen Mehrwert für das Unternehmen zu schaffen. (Obitade 2019, S. 23)

Maßgeschneiderte Prozesse zur Datensammlung, -aufbereitung und -analyse können einen entscheidenden Wettbewerbsvorteil für die Organisation darstellen, da sie nur schwer zu imitieren bzw. zu kopieren sind. (Ferraris u.a. 2019, S. 1927)

Nicht nur maßgeschneiderte Prozesse können einen entscheidenden Wettbewerbsvorteil darstellen, sondern auch die gesteigerte Reaktionsfähigkeit, die insbesondere in dynamischen Marktumfeldern von herausragender Bedeutung ist. (Shamim; Zeng; Shafi Choksy; u.a. 2020, S. 4) Data Analytics und deren Methoden zur Mustererkennung und Ableitung von Vorhersagen stellen dabei mächtige Werkzeuge dar, die selbstverständlich auch eine entsprechende organisatorische Einbettung benötigen. (Rialti u.a. 2019, S. 8–9)

Es ist von großer Bedeutung, die Frage nach den entscheidenden Faktoren für eine erfolgreiche Implementierung zu stellen und Wege zu erkunden, wie man über den reinen Status "Works as designed" hinausgehen kann. Es geht vielmehr darum zu prüfen, ob die Lösung an die spezifischen Anforderungen und Prozesse der Organisation angepasst werden muss oder ob vorherige Anpassungen und Überarbeitungen von Prozessen durchgeführt werden sollten. Dabei ist es wichtig, Software als Werkzeug zu verstehen und nicht als Selbstzweck. In diesem Spannungsfeld sollte auch berücksichtigt werden, dass die neuen Verfahren der Data Analytics die Möglichkeit zur Weiterentwicklung und dem Aufdecken bislang unbekannter Potenziale ermöglichen. Gleichzeitig müssen jedoch auch die konkreten Anforderungen der Mitarbeitenden und des Geschäftsumfelds berücksichtigt werden. Hierbei stellt sich die Frage, was der treibende Faktor ist und wie es gelingen kann, diese unterschiedlichen Perspektiven miteinander in Einklang zu bringen bzw. auszubalancieren. (Wang u.a. 2018, S. 67)

Auch diese Aspekte verdeutlichen erneut, dass eine erfolgreiche Transformation der gesamten Organisation eine klare Vision erfordert. Diese Vision muss in kleinere, schrittweise umsetzbare Ziele aufgeteilt werden, um die vielfältigen und komplexen Herausforderungen und Fragestellungen anzugehen, sowohl auf technischer Ebene (Infrastruktur, Formate) als auch auf menschlicher Ebene (Fähigkeiten zur Anwendung von Data Analytics), um hier exemplarisch einige Punkte aufzuzeigen. Mit Blick auf zukünftige Entwicklungen ist es einer Organisation kaum möglich, von Grund auf ein ganzheitliches Konzept zu erstellen, das ein detailliertes Bild der zukünftigen Situation zeichnet, worin Punkt für Punkt ohne Anpassungen abgearbeitet werden kann. (Gong; Janssen 2021, S. 44) Vielmehr müssen Anpassungen und Adaptionen während des Transformationsprozesses berücksichtigt werden, um flexibel auf Veränderungen reagieren zu können und das gewünschte Ziel erfolgreich zu erreichen.

Im Bereich der Prozessgestaltung stellen sich jedoch auch viele weitere Fragen. Wie können Prozesse und Strukturen so gestaltet werden, dass eine konsequente Ausrichtung an Daten und Fakten gewährleistet ist? Dabei geht es darum sicherzustellen, dass Entscheidungen auf einer fundierten Informationsbasis getroffen werden können. Ebenso ist es wichtig, im Sinne des Wissensmanagements Prozesse und Strukturen so zu gestalten, dass kein Wissen und keine Daten verloren gehen und sie für weitere Analysen verfügbar gemacht werden können. Hierbei spielen die effiziente Erfassung, Speicherung und Weitergabe von relevantem Wissen eine zentrale Rolle, um den Wert des vorhandenen Wissensbestands optimal zu nutzen und kontinuierliches Lernen und Verbessern zu ermöglichen. (Obitade 2019, S. 7)

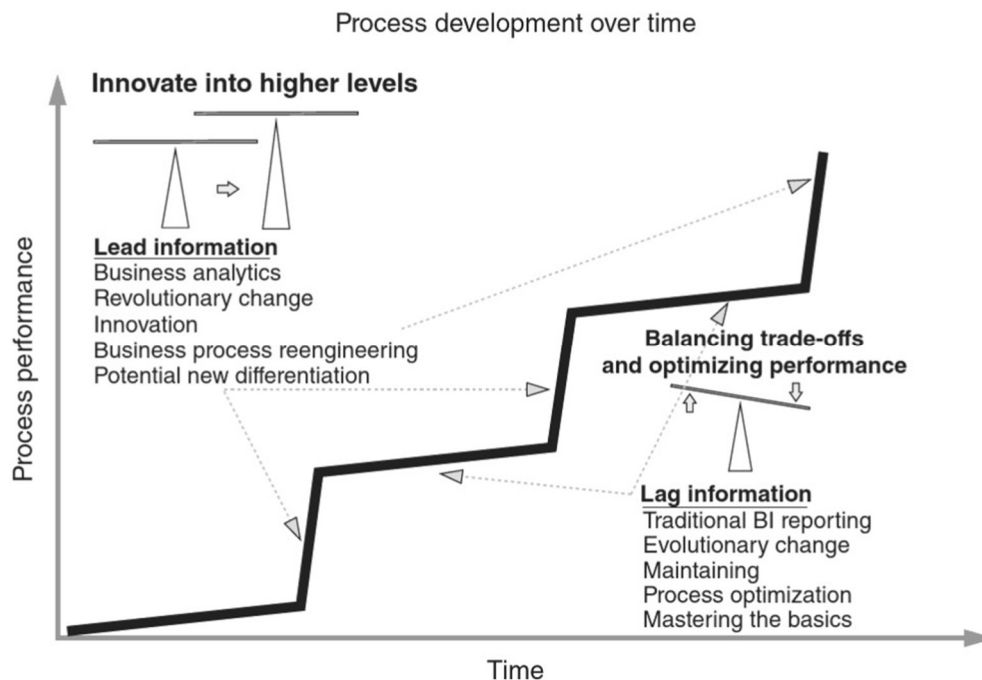
Die vorhergehenden Ausführungen implizieren daher, wie enorm wichtig es ist, eine konzeptionell ganzheitlich integrierte Systemlandschaft zu schaffen. Es ist entscheidend, den Versuch zu vermeiden, aufgrund möglicher kurzfristiger Vorteile in isolierten Projektbetrachtungen schnellstmöglich neue parallele Strukturen aufzubauen. Dies kann langfristig zu Problemen führen, indem potenziell neue IT-Silos entstehen. Stattdessen sollte darauf geachtet werden, dass Infrastruktur, Daten und Prozesse interoperabel zusammenspielen und dass keine Hindernisse in Bezug auf Schnittstellen auftreten. Es ist von großer Bedeutung, ein systemweites Zusammenspiel zu gewährleisten, um eine effektive und reibungslose Integration zu ermöglichen. (Gong; Janssen 2021, S. 44–45)

Nicht die Technologie an sich ist ausschlaggebend, sondern die organisatorischen Rahmenbedingungen. Dies wird auch von vielen Führungskräften als größtes Hindernis angesehen, um das volle Potenzial von Data Analytics auszuschöpfen. Dennoch fehlen belastbare Erkenntnisse über die Auswirkungen unternehmensweiter Data-Analytics-Initiativen und deren Einfluss auf die Leistungsfähigkeit des Unternehmens. (Mikalef u.a. 2019b, S. 292)

Die Fähigkeit, Data Analytics zu managen, trägt unter anderem dazu bei, das Konzept der "Ambidexterity" (Beidhändigkeit) in der Organisation zu fördern. Einerseits wird vorhandenes Wissen genutzt, zum Beispiel durch das bessere Verständnis der Kundenpräferenzen anhand von Kundenrezensionen (Exploitation), und andererseits werden durch systematische Datenanalysen neue Erkenntnisse gewonnen (Exploration). Diese verbesserte Fähigkeit zur Beidhändigkeit vermittelt und unterstützt einen Ausgleich zwischen diesen beiden Polen innerhalb der Organisation. Dadurch wird die konsequente Weiterentwicklung der Organisation gefördert und letztendlich zur Steigerung der Wertschöpfung beigetragen. (Shamim; Zeng; Shafi Choksy; u.a. 2020, S. 9)

Die Darstellung 23 veranschaulicht in exzellenter Weise, wie sich Prozesse im Laufe der Zeit entwickeln und welche Haupttreiber in den verschiedenen Phasen für eine revolutionäre Weiterentwicklung oder eine Weiterentwicklung auf der Grundlage von Ausbalancierung und Optimierung zum Einsatz kommen sollten, um die Organisation als Ganzes voranzubringen.

Datengetriebene Ansätze können dabei in allen Phasen zum Einsatz kommen. (Laursen; Thorlund 2017, S. XXI)



Darstellung 23: The Stairway Chart. Emphasizing the Difference between Lead and Lag Information

Quelle: Laursen; Thorlund (2017, S. XXI)

4.1.3 Organisationspsychologische Aspekte

Im Kontext dieses Kapitels bzw. der Thesis liegt der Schwerpunkt nicht auf den einzelnen Individuen, sondern auf den Gruppen- und Organisationsdynamiken sowie den zugrunde liegenden Wechselwirkungen und psychologischen Aspekten.

Welche relevanten Treiber und Themen müssen bei der Gestaltung von Strukturen und Prozessen berücksichtigt werden? Und welche entscheidenden Fragen müssen hierbei gestellt werden? Hauptorientierung sollte hierbei neben dem Fokus auf die erfolgreiche Umsetzung der Initiativen die Zufriedenheit der Mitarbeitenden sein. Es gilt, die richtigen Rahmenbedingungen durch strukturierte Prozesse und transparente Eskalationsstufen zu schaffen, um die gewünschten Ergebnisse zu erzielen und ein positives Arbeitsumfeld zu fördern, in dem die Mitarbeitenden ihr volles Potenzial entfalten können. (Korherr; Kanbach 2021, S. 10)

Die Identifikation mit dem Unternehmen und den konkreten Projekten stellt einen positiven psychologischen Faktor dar, der das Engagement und die Motivation der Mitarbeitenden fördert. (North 2021, S. 145) Es wird deutlich, dass die verschiedenen Teilbereiche nicht unabhängig voneinander betrachtet werden können. Dies unterstreicht die Bedeutung eines ganzheitlichen und integrativen Ansatzes. Bereits in Kapitel 4.1.2 wurde auf diese Zusammenhänge hingewiesen und ihre Relevanz für den Erfolg eines Unternehmens betont.

Klare Strukturen und Richtlinien schaffen in vielen Fällen Sicherheit und ermöglichen den Mitarbeitenden, sich innerhalb der Organisation entsprechend zu bewegen, was zu psychologischer Sicherheit führt. (Mikalef; van de Wetering; Krogstie 2021, S. 14) Dadurch können die Mitarbeitenden auch die Unternehmenskultur leben und ihre Ziele im Einklang mit den strategischen Absichten des Unternehmens ableiten und verfolgen.

Es ist wichtig, Prozesse und Strukturen zur Zusammenarbeit zwischen Fachabteilungen und Analysten aufzubauen, um den Informationsaustausch (und die gegenseitigen Perspektiven zu verstehen) zu fördern. (Korherr; Kanbach 2021, S. 8–9)

Eine proaktive Kommunikation und eine positive Akzentuierung der angestrebten Veränderungen seitens der Unternehmensleitung sind unbedingt erforderlich, um deutlich zu machen, dass die technologischen Neuerungen im und mit dem Bereich der Data Analytics den Mitarbeitenden ermöglichen, sich auf die wirklich relevanten Aufgaben zu konzentrieren. (Ferraris u.a. 2019, S. 1932) Ein weiterer Faktor in diesem Zusammenhang ist die Kompetenz der Mitarbeitenden. Insbesondere bei technologischen Veränderungen ist es unbedingt notwendig, die Mitarbeitenden in den Umgang mit neuen Tools einzuführen und sie entsprechend zu schulen. Durch diese Maßnahmen können Barrieren bei den Mitarbeitenden massiv reduziert werden. (Hausladen; Schosser 2020, S. 9) Aus dieser Perspektive heraus sollten den Mitarbeitenden permanente Angebote zur Weiterentwicklung gemacht werden, um ihre Kompetenzen stetig zu verbessern.

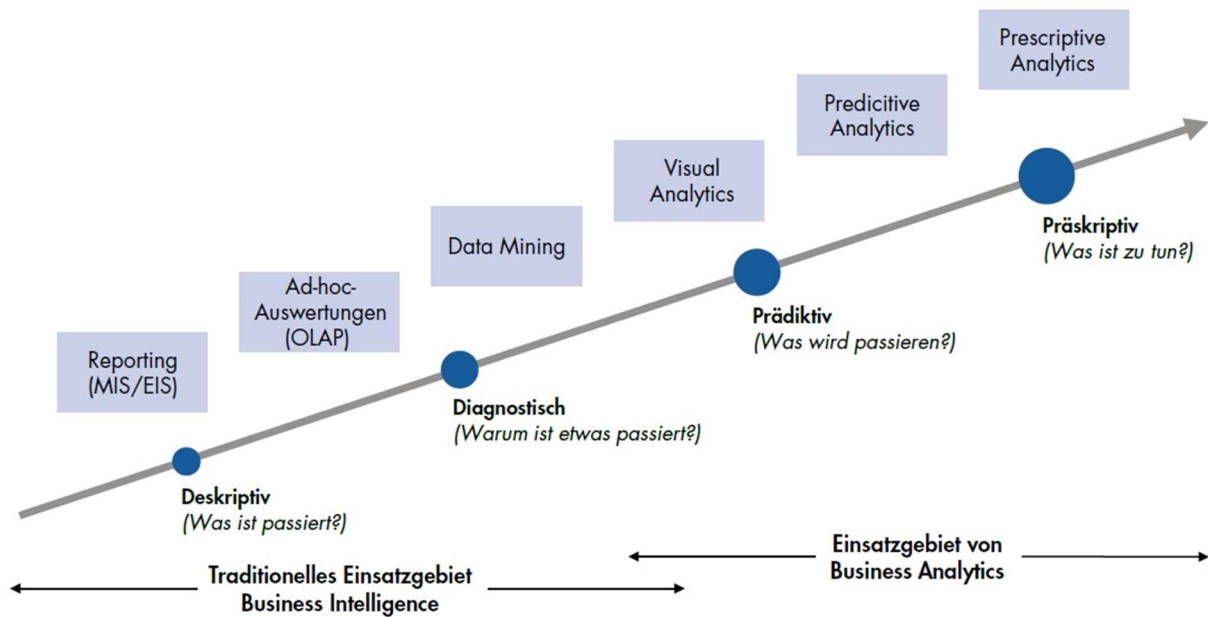
4.1.4 Reifegrad und Operationalisierung

Zu Beginn dieses Unterkapitels sollte zuerst ein gewisses Grundverständnis für analytische Verfahren im Kontext von Reifegradmodellen geschaffen werden.

Daher ist es wichtig zu verstehen, dass die verschiedenen Bereiche der analytischen Verfahren jedes für sich ihr spezifisches Anwendungsgebiet haben und unterschiedlichste Fragestellungen adressieren. Demzufolge können diese auch nicht als unterschiedliche Stufen auf der Skala eines einheitlichen Reifegradmodells verstanden werden. (Król; Zdonek 2020, S. 2)

Mit dem Hintergrund dieses Verständnisses muss jedoch auch klargestellt werden, dass diese diversen analytischen Verfahren erst durch eine gewisse Reife der für ihre Anwendung notwendigen Grundlagen angewendet werden können.

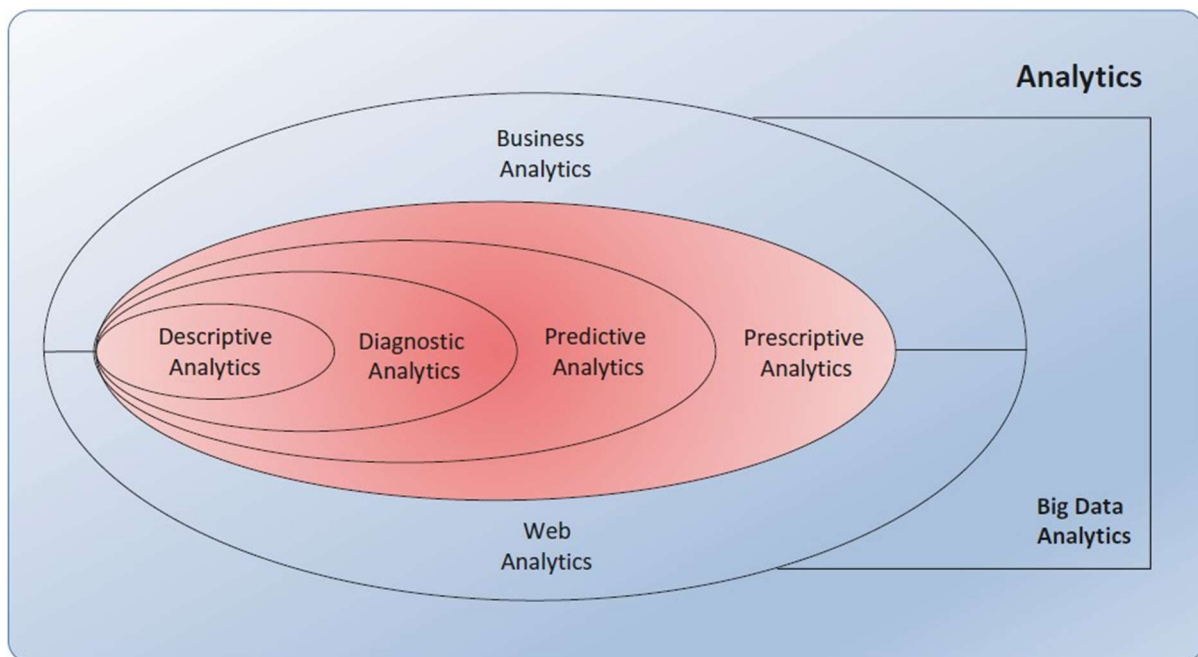
Die nachfolgende Darstellung 24 stellt zu diesen Überlegungen eine kompakte Übersicht zur Verfügung. Hierbei ist klar erkennbar, dass diverse Fragestellungen deskriptiv, diagnostisch, prädiktiv oder präskriptiv adressiert werden.



Darstellung 24: Einsatzgebiete von Business Intelligence und Business Analytics

Quelle: Seiter (2023, S. 19)

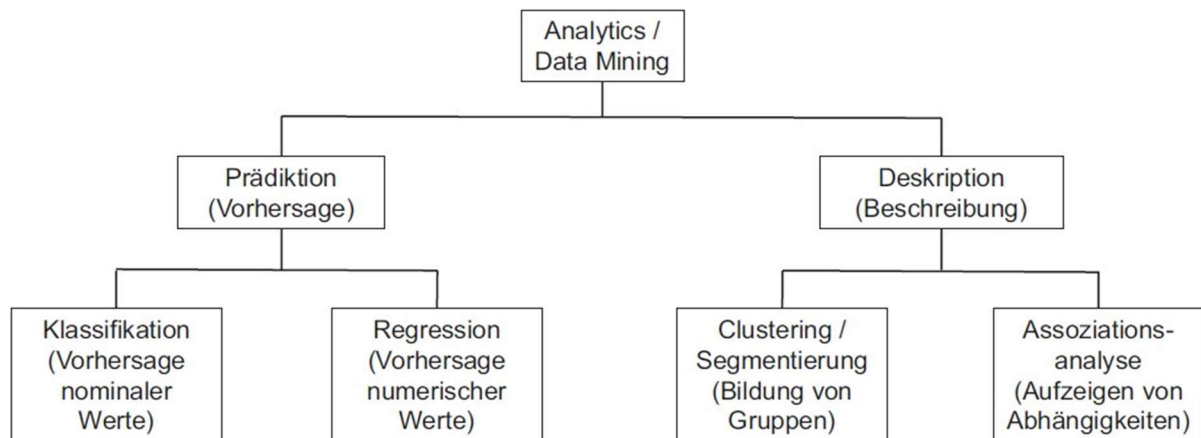
Die nachfolgende Darstellung 25 stellt diesen Zusammenhang in einer angepassten Sichtweise dar und zeigt auf, dass die Verfahren alle Teil eines übergeordneten ganzheitlichen Konzepts sind.



Darstellung 25: Facetten der Data Analytics

Quelle: Meier (2021, S. 9)

Unterstrichen werden diese Überlegungen durch nachfolgende Darstellung 26 von Data-Mining-Verfahren. Hier sind die Gleichrangigkeit und die gleichzeitige Unterschiedlichkeit in der Fragestellung gut ersichtlich.



Darstellung 26: Verwendungszweck von Analytics-Verfahren

Quelle: Gluchowski; Schieder; Chamoni (2021, S. 27)

Bisherige Ausarbeitungen haben der Frage nach den gesamtorganisatorischen Dynamiken wenig Beachtung geschenkt. Es wurde noch nicht ausführlich erörtert, wie neue Data-Analytics-Verfahren systematisch im organisationsweiten Kontext verbreitet und in die betrieblichen Routinen integriert werden können. (Mikalef; van de Wetering; Krogstie 2021, S. 3)

Die Entwicklung der Data Analytics Fähigkeiten ist hierbei nicht als linearer Pfad zu verstehen, sondern vielmehr als eine Evolution innerhalb der Organisation. (Król; Zdonek 2020, S. 2–3) Es handelt sich um einen kontinuierlichen Prozess, bei dem die Organisation ihre Fähigkeiten und Leistungsfähigkeit in Bezug auf Data Analytics schrittweise erweitert und verbessert. Dabei werden Erfahrungen gesammelt, neue Technologien und Methoden eingeführt und die organisatorischen Strukturen angepasst, um den Anforderungen der datengetriebenen Entscheidungsfindung gerecht zu werden. Diese Evolution erfordert ein ganzheitliches Verständnis und eine kontinuierliche Weiterentwicklung der Data Analytics Fähigkeiten in allen Bereichen der Organisation, angefangen von der Datenerfassung und -verarbeitung bis hin zur Interpretation und Nutzung der gewonnenen Erkenntnisse. (Rialti u.a. 2019, S. 2–4)

Bei dieser Entwicklung unternehmensweiter Verfahren ist es wichtig, Systeme zu vermeiden, die zwar effizient bei der Umsetzung aktueller Anforderungen sind, sich jedoch als unflexibel erweisen, wenn es darum geht, auf interne wie externe Veränderungen zu reagieren, (Baars; Kemper 2021, S. 332) besonders unter dem Blickwinkel der „evolutionären“ Weiterentwicklung.

Bei der grundlegenden Gestaltung bzw. beim Re-Design der Architektur für Data Analytics spielen die Fragen nach Standardisierung und Anpassungsfähigkeit bzgl. aktuellen und zukünftigen Herausforderungen eine große Rolle. Es ist enorm wichtig, diese unter dem Aspekt des zunehmenden Datenaustauschs zu berücksichtigen und offen für neue Entwicklungen zu sein. Dabei sollte ein strategischer und unternehmensweiter Ansatz verfolgt werden, bei dem alle relevanten Stakeholder in die Entwicklung eingebunden sind, um digitale Insellösungen zu vermeiden. (Gong; Janssen 2021, S. 45–46)

Technologie allein führt nicht unmittelbar zu einem Mehrwert für das Unternehmen. Erst durch die Umsetzung von Erkenntnissen in Handlungen mittels evidenzbasierter Entscheidungsfindung entsteht ein deutlicher Mehrwert. Daher kann Data Analytics als technologisches Konstrukt als ein wichtiger, aber nicht als einziger Baustein für eine erfolgreiche datengetriebene Organisation betrachtet werden. Dabei spielen die Prozesse von der Erkenntnis über die Maßnahme bis zur Wertschöpfung eine entscheidende Rolle. Folglich ist es wichtig zu verstehen, welche Mechanismen tatsächlich zum Mehrwert für die Organisation führen und wie sie realisiert werden können. (Mikalef u.a. 2019b, S. 296)

Um die bereits dargelegten Aspekte von Reifegradmodellen zur Erhebung einer objektiven Zustandsanalyse aus Kapitel 2.3 nochmals aufzugreifen, zeigt die Darstellung 27 das „Maturity Model for Data and Analytics“ von Gartner, (zitieren) welches hier als exemplarischer Ansatz für die Orientierung bzw. Bewertung der jeweiligen Reife hinsichtlich der analytischen Fähigkeiten einer Organisation dargestellt wird. Diese Modell wurde auch von Karol im Rahmen einer systematischen Untersuchung diverser Analytics-Reifegradmodelle analysiert. (Król; Zdonek 2020, S. 10)

Level 1 Basic	Level 2 Opportunistic	Level 3 Systematic	Level 4 Differentiating	Level 5 Transformational
<ul style="list-style-type: none"> Data is not exploited, it is used D&A is managed in silos People argue about whose data is correct 	<ul style="list-style-type: none"> IT attempts to formalize information availability requirements Progress is hampered by culture; inconsistent incentives 	<ul style="list-style-type: none"> Different content types are still treated differently Strategy and vision formed (five pages) 	<ul style="list-style-type: none"> Executives champion and communicate best practices 	<ul style="list-style-type: none"> D&A is central to business strategy
<ul style="list-style-type: none"> Analysis is ad hoc Spreadsheet and information firefighting Transactional 	<ul style="list-style-type: none"> Organizational barriers and lack of leadership Strategy is over 100 pages; not business-relevant Data quality and insight efforts, but still in silos 	<ul style="list-style-type: none"> Agile emerges Exogenous data sources are readily integrated Business executives become D&A champions 	<ul style="list-style-type: none"> Business-led/ driven, with CDO D&A is an indispensable fuel for performance and innovation, and linked across programs Program mgmt.. mentality for ongoing synergy Link to outcome and data used for ROI 	<ul style="list-style-type: none"> Data value influences investments Strategy and execution aligned and continually improved Outside-in perspective CDO sits on board

Darstellung 27: Overview of the Maturity Model for Data and Analytics

Quelle: Gartner, Inc. (2018)

Jedoch muss auch hier wieder darauf verwiesen werden, dass generische Reifegradmodelle in vielen Fällen nur bedingt vollumfänglich eingesetzt werden können. Wie bereits in Kapitel 2.3 angeführt wurde, liefern Reifegradmodelle, die auf einen spezifischen Kontext oder eine Branche zugeschnitten sind, je nach Zielsetzung, bzw. Fragestellung des Managements eine bessere Unterstützung.

4.2 Organisationskulturelle Einflüsse

In diesem Unterkapitel wird diskutiert, wie eine Kultur geschaffen werden kann, die sich auf evidenzbasierte Entscheidungsfindung stützt und diese vollumfänglich fördert. Es wird jedoch auch darauf eingegangen, wie kulturelle Herausforderungen in der Organisation bewältigt werden können, die ein wesentliches Hindernis für die umfassende Verbreitung von Data Analytics in ebendieser darstellen könnten. (Mikalef u.a. 2019b, S. 280)

Um den Umfang der organisationskulturellen Einflüsse genauer zu definieren, werden die Begriffe Kultur, Moral und Werte im Kontext der Data Analytics betrachtet. Darüber hinaus werden auch Themen wie Governance, Standards und Richtlinien berücksichtigt, die für eine effiziente Nutzung von Data Analytics relevant sind. (Korherr; Kanbach 2021, S. 12)

4.2.1 Strategische Gesichtspunkte

Um eine datengetriebene Kultur in der Organisation erfolgreich zu etablieren, benötigt es eine starke Verflechtung mit der zugrunde liegenden Unternehmensstrategie, womit sich die Erkenntnis aus dem vorherigen Unterkapitel 4.1.1 weiter fortsetzt. Die Aspekte des organisatorischen Lernens und der datengetriebenen Kultur können als immaterielle Eckpfeiler und sinnstiftende Attribute genutzt werden, um den Aufbau bzw. die Rekonfiguration der Unternehmensstrategie zu unterstützen. (Mikalef u.a. 2019b, S. 295)

Doch sollte hier nicht ausschließlich von einer „datengetriebenen“ Kultur gesprochen werden. Auch die Aspekte einer Informations- bzw. Wissenskultur müssen in den Fokus gerückt werden. Aufgrund des offensichtlichen Zusammenhangs zwischen Data Analytics und Wissensmanagement können positive wechselseitige Effekte erzeugt werden, die zu besseren Ergebnissen führen. (Ferraris u.a. 2019, S. 1927–1928)

Die strategischen Aspekte einer gut angepassten Unternehmenskultur spielen im Wettbewerbskontext eine bedeutende Rolle, da sie gemäß dem Konzept der DCV einen immateriellen Wert besitzt. Eine solche Unternehmenskultur kann einzigartige Rahmenbedingungen schaffen, die einen entscheidenden Wettbewerbsvorteil gegenüber der Konkurrenz darstellen. (Mikalef u.a. 2019b, S. 276, 294; Gupta u.a. 2020, S. 583) Somit kann die Bedeutung einer ausgeprägten datengetriebenen bzw. Informationskultur nicht überbetont werden. (Gupta u.a. 2020, S. 589)

Um die herausragende Bedeutung dieser Überlegungen erneut zu betonen, sollte man sich bewusst machen, dass Daten als strategisches Asset in der Organisation betrachtet werden müssen. Mit dieser grundlegenden Voraussetzung werden Mitarbeitende dazu ermutigt, Daten und Informationen proaktiv in ihrer Arbeit und zur Lösung von Problemen als zentrales Hilfsmittel zu nutzen. (Laursen; Thorlund 2017, S. 31–32)

Darüber hinaus ist es wichtig, die Herausforderungen und möglichen Probleme bei der Umsetzung von Data Analytics-Initiativen nicht zu unterschätzen. Falls die Unternehmenskultur diese Initiativen nicht unterstützt oder ihnen sogar als Hindernis entgegensteht, sind sie stark in ihrer Umsetzung und Anwendung eingeschränkt und können nicht ihr volles Potenzial entfalten. (Korherr; Kanbach 2021, S. 12; Mikalef u.a. 2019b, S. 280) Dies kann im schlimmsten Fall zu einem Scheitern der gesamten Initiative führen.

Doch ist unter der Unternehmenskultur mehr zu verstehen wie in Worte gefasst und in offiziellen Verlautbarungen festgehaltene Absichten und Normbeschreibungen. Die Unternehmenskultur wurzelt weit tiefer und wird u.a. durch das Verhalten der Mitarbeitenden determiniert, welches durch ihre eigenen Werte, die eigenen moralischen Werte, Normen und nicht explizit niedergeschriebene externe Erwartungen geprägt ist. Diese Verhaltensweisen der Mitarbeitenden können auch als implizite Leitplanken verstanden werden, welche u.a. die kulturellen Leitlinien für den betrieblichen Alltag bilden. (Korherr; Kanbach 2021, S. 12)

Die Prägung der Unternehmenskultur durch den Mitarbeitenden ist jedoch nur ein Aspekt. Eine weitere Sichtweise entsteht durch die Ableitung von Werten, Normen, Artefakte und akzeptierten Verhaltensweisen aus dem Vision/Mission Statement und der Unternehmensstrategie. Hierdurch sollen die Mitarbeitenden implizit beeinflusst werden und eine Atmosphäre geschaffen werden, in der sich das Vertrauen gegenüber Daten bzw. eine datenbasierte Arbeitsweise etablieren kann. (Korherr; Kanbach 2021, S. 12–13)

Ein weiterer wichtiger Aspekt der Unternehmenskultur ist die Funktion als vermittelndes Element im Kontext von Data Analytics und dem Zusammenspiel der menschlichen Akteure, welches wichtige Impulse zur weiteren Entwicklung setzen kann. Negativ ausgedrückt kann eine schlecht ausgeprägte Unternehmenskultur die Entwicklung hemmen. (Upadhyay; Kumar 2020, S. 10)

Daher ist es von großer Bedeutung für das Top-Management, das komplexe und dynamische Zusammenspiel der Faktoren Mensch, Organisation und Technik zu verstehen und bestmöglich zu antizipieren. Dementsprechend sollte die Unternehmenskultur im Kontext der Data Analytics nicht isoliert betrachtet werden, um die möglichen Wirkdynamiken nicht zu unterschätzen. (Suoniemi u.a. 2020, S. 3)

4.2.2 Kulturelle Gesichtspunkte

Im Kontext der Data Analytics können die kulturellen Gesichtspunkte sehr komplexe Züge annehmen, da sie Aspekte der Lern-, (Upadhyay; Kumar 2020, S. 10) Wissens-, (Gupta u.a. 2020, S. 585) datengetriebener (Shamim; Zeng; Khan; u.a. 2020, S. 2) und evidenzbasierter Kultur in sich vereinen. Gemeinsam ist diesen diversen unternehmenskulturellen Sichtweisen jedoch, dass eine offene, interdisziplinäre Zusammenarbeit und die Bereitschaft zur Veränderung zentrale Elemente dieser Konzepte sind.

Eine Kultur des Wissens fungiert hierbei u.a. als Treiber bzw. Inkubator für die Entwicklung von Kompetenzen, die die Anwendung von analytischen Verfahren ermöglichen bzw. unterstützen. Hierdurch werden Erkenntnisse und Einblicke generiert, die zur Entwicklung weiterführender dynamischer Fähigkeiten beitragen. Durch diese Umgebung werden die Mitarbeitenden befähigt, das volle Potenzial der Technologie bzw. der vorhandenen Ressourcen auszuschöpfen. Somit steht der menschliche Faktor auch in diesem Kontext weiterhin im Zentrum der Überlegungen. (Gupta u.a. 2020, S. 583)

In weiterer Folge spitzt Gupta u.a. (2020, S. 585) diese Sichtweise noch zu und führt aus, dass eine hoch entwickelte Wissenskultur darüber hinaus ein Umfeld schafft, das unkonventionelles Denken fördert und sich eindeutig in den Entscheidungen der Führungskräfte widerspiegelt. Somit dient solch ein kulturelles Umfeld auch als Katalysator für Data Analytics Initiativen und erhöht dadurch die Reaktionsfähigkeit in einem dynamischen Marktumfeld. In diesem Kontext und unter Berücksichtigung der vielseitigen kulturellen Aspekte könnte man auch von der Entwicklung einer eigenen „Analytics Culture“ sprechen. (Gupta u.a. 2020, S. 589)

Bemerkenswert ist die Feststellung, dass Mikalef, van de Wetering & Krogstie (2021, S. 9–10) in ihrer Ausarbeitung den kulturellen Aspekt einer datengetriebenen Organisation ganz an das Ende des Transformationsprozesses stellen. Die Organisationskultur ist jedoch kontinuierlichen Einflüssen ausgesetzt, die mit einer gewissen Trägheit über einen längeren Zeitraum hinweg in sie einsickern. Es ist daher nicht von einer radikalen Änderung über Nacht auszugehen, sondern vielmehr von einem langfristigen Veränderungsprozess.

Besonders unter dem Aspekt der kontinuierlichen, wenn nicht gar evolutionären Weiterentwicklung ist es wichtig, die betroffenen Mitarbeitenden von Anfang an mit einzubeziehen und sie über den gesamten Prozess hinweg an die neuen Gegebenheiten heranzuführen. U.a. sollten sie dazu ermutigt werden, proaktiv neue Ansätze auszuprobieren. (Rialti u.a. 2019, S. 8) Hierfür könnte im Vorfeld der Live-Implementierung eine dezidierte Demonstrationsumgebung zur Verfügung gestellt werden. Durch diesen Ansatz könnte großes Vertrauen aufgebaut werden.

Mit dem Fortschreiten der Unternehmensentwicklung werden mehr und mehr Beschäftigte in die Transformation eingebunden und können sich mit immer ausgereifteren Verfahren und Prozessen auseinandersetzen. Dadurch kann die Entwicklung exponentiell vorangetrieben werden und auch die Mitarbeitenden können sich kontinuierlich weiterentwickeln.

Die Bereitschaft zur Veränderung auch im Kontext sich ändernder Märkte sollte Unternehmen dazu veranlassen, diesen kulturellen Wert zu fördern und pro-aktiv anzugehen. Durch diesen Ansatz können Unternehmen geistige Barrieren bei den Mitarbeitenden abbauen, was ihnen ermöglicht, ihre Marktposition zu stärken, indem sie nicht nur vom Markt getrieben werden, sondern auch aufkommende Entwicklungen frühzeitig antizipieren. (North 2021, S. 9)

Um geistige Barrieren bei den Mitarbeitenden konsequent abzubauen, muss die Organisation den positiven Nutzen der neuen Technologie in den Vordergrund stellen und sich aktiv mit den subjektiven Befürchtungen der Mitarbeitenden hinsichtlich möglicher negativer Auswirkungen auseinandersetzen. Durch diesen Ansatz können die Bedenken abgebaut und letztendlich die Akzeptanz der Technologie gefördert werden. (Amankwah-Amoah; Adomako 2019, S. 210)

Ein weiterer wichtiger Baustein dieser kulturellen Entwicklung und zur ganzheitlichen Einbindung der Belegschaft sollte die Bemühung sein, Data Analytics und die damit verbundenen Prozesse verständlich für alle Mitarbeitenden aufzubereiten und entsprechend darzulegen. Hiermit kann auch der Versuch unternommen werden, Vertrauenswürdigkeit aufzubauen. (Ferraris u.a. 2019, S. 1926)

Unter der Annahme, dass Vertrauen und Unternehmenskultur in gut funktionierenden Organisationen von großer Bedeutung sind, (Teece 2011, S. 83) kann die Beziehung und das Vertrauensverhältnis zwischen den Mitarbeitenden und dem Führungspersonal als entscheidend angesehen werden. Ohne diese Faktoren kann auch kein weiteres Vertrauen in Bezug auf Data Analytics aufgebaut werden. Vertrauensvolle Zusammenarbeit ist jedoch ein Grundbaustein, um das volle der Data Analytics Potenzial zu nutzen. (Shamim; Zeng; Khan; u.a. 2020, S. 2–4)

Zusätzliche wichtige Aspekte, welche auch im später nachfolgenden Unterkapitel 4.3.1 weiter diskutiert werden, sind die Fragen nach der Atmosphäre bzw. nach dem organisationsinternen Klima, welches durch das das Top-Management geschaffen wird. Darüber hinaus muss auch diskutiert werden, wie hoch das Commitment des Top-Managements und seine Bereitschaft zur Veränderung ist. Diese Aspekte bilden u.a. die Grundlage für die Unternehmenskultur, nicht nur im Kontext von Data Analytics. (Korherr; Kanbach 2021, S. 12–13)

Jedoch lässt sich feststellen, dass besonders im Kontext der Data Analytics nur durch ein starkes Commitment des Top-Managements eine datengetriebene Kultur entstehen kann. Mit diesem Commitment muss auch eindeutig vermittelt werden, das Daten bzw. die Datenbasis einen entscheidenden Unternehmenswert darstellen. Dieses Commitment manifestiert sich unter anderem darin, dass das Management den datenbasierten Ansätzen folgt und diese über ihre instinktiven Entscheidungen stellt. Außerdem ist die Bereitschaft vorhanden, frühere Entscheidungen auf der Grundlage von Datenanalysen zu überdenken und gegebenenfalls zu korrigieren. (Korherr; Kanbach 2021, S. 13; Mikalef u.a. 2019b, S. 295)

Die "Culture of commitment" ist ein bedeutender Treiber in der Organisation, der weit über Data Analytics hinausgeht und sowohl das Management als auch die Mitarbeitenden umfasst, also die gesamte Organisation. (Teece 2011, S. 198) Dieses Commitment zeigt sich durch ein starkes Verantwortungsbewusstsein und den Willen, diese Verantwortung auch zu übernehmen und in aktive Gestaltung der Organisation umzusetzen. Hierdurch sollte sich auch der

informelle Führungsanspruch jeder Führungskraft ableiten, der auf dieser offenen, ehrlichen und transparenten Unternehmenskultur basiert. (Teece 2011, S. 227)

Des Weiteren ist es eine zentrale Aufgabe des Top-Managements, sicherzustellen, dass ein direkter und offener Informationsaustausch zwischen allen Beteiligten ermöglicht und gefördert wird. Dieser Schritt ist entscheidend, um den kulturellen Wandel hin zu einem datengetriebenen Unternehmen erfolgreich zu bewerkstelligen. (Korherr; Kanbach 2021, S. 10)

Daher ist es auch aus dem kulturellen Kontext heraus wichtig, entsprechende Strukturen und Prozesse zu entwickeln, die diesen Informationsaustausch zulassen und die Anwendung von Data Analytics fördern. (Mikalef u.a. 2019b, S. 279–280)

Werden jedoch Themen im Bereich des Informationsaustauschs behandelt, müssen auch Überlegungen hinsichtlich des Schutzes von Informationen angestellt werden. Diese werden im folgenden Unterkapitel andiskutiert.

4.2.3 Normen, Werte und Standards

Unter dem Begriff der Governance werden in diesem Unterkapitel die Richtlinien bzw. Standards, die Normen und die Werte einer Organisation zusammengefasst. (Korherr; Kanbach 2021, S. 12)

Die Betrachtung der Governance ist an dieser Stelle nicht nur aus dem Blickwinkel des Datenschutzes notwendig, sondern auch wichtig, da sie in engem Bezug zu den kulturellen Werten der Organisation steht. (Korherr; Kanbach 2021, S. 12)

An dieser Stelle muss auch auf mögliche sozio-kognitive Widerstände eingegangen werden. Mikalef, van de Wetering & Krogstie (2021, S. 3, 7) führen dazu aus, dass es sich hierbei im Kern um die Ritualisierung bzw. Verharrung von Mitarbeitenden in gelernten bzw. gewohnten Mustern handelt, welche sich u.a. durch Normen und kollektiven Wertvorstellungen innerhalb der Organisation manifestieren und die aufgrund befürchteter Komplexität des neuen Umfelds und der daraus resultierender Überforderung beibehalten werden möchten. Allerdings können diese Widerstände durch starke Maßnahmen im kommunikativen Bereich u.a. durch die Neugestaltung von Regelungen und Richtlinien und der Stärkung des Wissensaustauschs reduziert werden.

Somit müssen in weiterer Folge Prozesse in einer datengetriebenen Kultur geschaffen werden, die den Mitarbeitenden einen einfachen Zugang zu Informationen ermöglichen und eine ganzheitliche Nutzung unterstützen. Dabei spielt auch Transparenz eine bedeutende Rolle. Diese wird durch eine offene Kommunikation über Einschränkungen im Umgang mit sensiblen Daten und durch eine transparente Gestaltung der Governance deutlich gemacht. (Mikalef u.a. 2019b, S. 276)

Daher müssen durch interne Richtlinien, Vertragsmanagement und ähnliche Maßnahmen regulatorische Leitlinien festgelegt werden, um einen ethischen und vertraulichen Umgang mit Daten zu gewährleisten. Diese beinhalten auch die verantwortungsvolle Nutzung und Einbindung externer Datenquellen. Umsichtiges Stakeholder- und Vertragsmanagement sind dabei entscheidende Faktoren. Die formale Gestaltung spielt hierbei eine bedeutende Rolle, um regulatorisch einen kontinuierlichen Fluss an relevanten und qualitativ hochwertigen Daten sicherzustellen. (Korherr; Kanbach 2021, S. 13)

Jedoch benötigt es auch eine interne Data Governance, um Richtlinien für den gesamten Lebenszyklus der Daten zu definieren. Diese Richtlinien müssen alle Aspekte von der "Geburt" (Erstellung/Erfassung) über Bewertung, Speicherung, Nutzung, Kontrolle, Zugriff, Archivierung bis hin zur eventuellen Löschung der Daten abdecken. (Mikalef; Boura; u.a. 2020, S. 3)

Das Design intelligenter Richtlinien zum Schutz geistigen Eigentums (Teece 2011, S. 164) lässt sich auch auf den Schutz von Informationen im Allgemeinen übertragen. Intelligente Mechanismen benötigt es deshalb, um sicherzustellen, dass der Informationsfluss zu allen legitimen Stakeholdern nicht gehemmt wird und somit die weitere Entwicklung nicht behindert wird.

Auch mit Blick auf die Faktoren einer datengetriebenen Kultur können gut strukturierte Richtlinien einen großen Beitrag leisten, da dadurch ein sorgfältiger, aber effizienter Umgang mit der "sensiblen Ressource" Daten ermöglicht wird. Es ist nicht ratsam, allen Mitarbeitenden die Datenbasis ohne jegliche Einschränkung zur Verfügung zu stellen, da dies zu potenziellen Risiken in Bezug auf unzulässige Verwendung und daraus resultierende rechtliche Verstöße führen kann. (Aker; Gunasekaran; u.a. 2020, S. 181–182)

4.2.4 Operationalisierung

Mikalef, van de Wetering & Krogstie (2021, S. 3) betonen, dass die erste Phase der Verbreitung von Data Analytics Experimente in der IT-Abteilung und durch "Intrapreneurship" geprägt ist. Es ist jedoch auch möglich, dass dieses experimentieren in anderen Bereichen des Unternehmens stattfindet, einschließlich der Geschäftsführung, was auch abhängig von der Größe des Unternehmens ist. Kleine Unternehmen mit IT-affinen Mitarbeitenden und/oder einer IT-affinen Geschäftsführung mit entsprechendem Mindset könnten erste Ansätze und Annäherungen an das Thema durch schlanke Tools oder Lösungen von externen Dienstleistern finden. Praxisorientierte No-Code-/Low-Code-Ansätze und kostengünstigere Zugangsmöglichkeiten spielen hierbei eine Rolle. Diese können bestenfalls zu positiven Anwendungsfällen führen und eine weitere Verbreitung von Data Analytics ermöglichen, die schließlich zu einer ganzheitlichen Neuausrichtung führt.

Doch bei der näheren Betrachtung dieses Aspekt ist nicht nur eine gewisse IT-Affinität der treibende Faktor. Lin & Kunnathur (2019, S. 57) argumentieren, dass Unternehmen mit einem

hohen Maß an technischen Fähigkeiten bzw. einer starken technologischen Ausrichtung eher dazu neigen, Themen wie Data Analytics und den damit verbundenen Fragestellungen mit internen Ressourcen zu begegnen. Allerdings zeigen Lin & Kunnathur (2019, S. 57) auch auf, dass Unternehmen mit einem entwicklungsgetriebenen Mindset und einer weniger ausgeprägten technologischen Affinität eher dazu tendieren, aktiv nach externen Ressourcen zu suchen, die bei der Entwicklung der erforderlichen Fähigkeiten unterstützen können. Es ist also nicht allein die IT-Affinität, die den Einsatz interner oder externer Ressourcen bestimmt, sondern auch die Unternehmenskultur und die entsprechend strategische Ausrichtung.

Hinsichtlich der praktischen Umsetzung argumentieren Mikalef, van de Wetering & Krogstie (2021, S. 5), dass die Ergebnisse von Data Analytics sowohl durch den internen als auch den externen Kontext geprägt werden. Um möglichst objektive Ergebnisse zu erzielen und verfälschende Einflüsse zu minimieren oder zu eliminieren, benötigt es eine klare Data Governance (Datenbereitstellung) und definierte Prozesse für die operative Ausführung (beispielsweise im Rahmen des BA-Prozesses von Seiter). Durch diese Maßnahmen können gewisse Qualitätsstandards etabliert werden, die transparente Abläufe ermöglichen und letztendlich zu höchst belastbaren Ergebnissen führen.

Die Entwicklung analytischer Kompetenzen innerhalb des Unternehmens erfordert einen soliden Plan, der darauf abzielt, die erforderlichen Fähigkeiten abzuleiten und die daraus resultierenden Erkenntnisse in konkrete Maßnahmen umzusetzen. Eine Analytics-Culture kann hierbei (wie bereits in Kapitel 4.2.2 erwähnt) als Katalysator wirken. (Gupta u.a. 2020, S. 589–590)

Wie im Bereich des Wissensmanagements, (North 2021, S. 164–165) ist es auch im Bereich der Data Analytics wichtig, dass das Management als Vorbild vorangeht und die propagierten konkreten Maßnahmen sowie die impliziten Werte lebt und umsetzt. Indem Führungskräfte aktiv demonstrieren, wie Datenanalyse in der Praxis angewendet wird, können sie als "Role Model" den Mitarbeitenden Orientierung bieten.

4.3 Führungsspezifische Aspekte

In diesem Unterkapitel werden die erforderlichen Eigenschaften des Führungspersonals in dem neuen Kontext der evidenzbasierten Entscheidungsfindung diskutiert und die diversen Prozesse ebendieser beleuchtet. Es wird auch eine oberflächliche Betrachtung von kognitiven Verzerrungen vorgenommen und abschließend die Mechanismen der Koordination und Kontrolle sowie die konkrete Operationalisierung näher betrachtet.

Für die Umsetzung von Data-Analytics-Initiativen und deren Verankerung in Unternehmen betonen diverse Ausarbeitungen die nicht zu unterschätzende Bedeutung Führungsspezifischer Aspekte. (Shamim; Zeng; Shafi Choksy; u.a. 2020, S. 9; Ciampi u.a. 2021, S. 9–10; Suoniemi u.a. 2020, S. 3)

Ein erfahrener Führungsstab mit einer offenen Denkweise und einer proaktiven Einstellung gegenüber dem Themenfeld Data Analytics ist ein stark unterschätzter Faktor. (Shamim; Zeng; Shafi Choksy; u.a. 2020, S. 9) Ein solcher Führungsstab kann auf breiter Front dazu beitragen, das Unbehagen bei der Anwendung analytischer Methoden zur Entscheidungsfindung erheblich zu reduzieren.

Wie die vorherigen Ausführungen klar darlegen, bleiben klassische Eigenschaften einer Führungskraft weiterhin im Fokus, (Gupta u.a. 2020, S. 581–582) werden jedoch um weitere spezifische Merkmale wie u.a. technologisches und analytisches Verständnis erweitert. (Korherr; Kanbach 2021, S. 9)

Daher werden die Ausarbeitungen in diesem Bereich in weiterer Folge aufzeigen, dass es im Wesentlichen nicht darum geht, im Wettbewerb mit der Konkurrenz einfach mehr oder bessere Daten zu haben. Vielmehr liegt der eigentliche Wettbewerbsvorteil in der intelligenten Nutzung der verfügbaren Daten durch die Unternehmensführung. (Shamim; Zeng; Shafi Choksy; u.a. 2020, S. 9) Natürlich setzt dies voraus, dass u.a. die adäquaten technischen Grundlagen vorhanden sind.

In diesem Bereich wird auch der Rückbezug zu organisationskulturellen Fragestellungen aufgezeigt und wie diese im Austausch mit den hier zu diskutierenden führungspezifischen Aspekten stehen. Jedoch kann bereits an dieser Stelle festgestellt werden, dass eine Analytics-Culture am besten gefördert wird, wenn das Management diese kulturelle Ausgestaltung vorlebt, datengetriebene Ansätze wertschätzt und Entscheidungen aufgrund von Evidenzen einfordert. (Gupta u.a. 2020, S. 589)

Daher lassen sich in Bezug auf das zukünftig benötigte Kompetenzprofil von Führungskräften mehrere Kernkompetenzen ermitteln. Diese sind auf einer zusammenfassenden Ebene die fachliche bzw. betriebswirtschaftliche Expertise, Führungskompetenzen, ein allgemeines analytisches Verständnis bzw. eine gewisse technische Affinität. (Korherr; Kanbach 2021, S. 9) Diese Kompetenzen werden in weiterer Folge näher diskutiert.

4.3.1 Führung und Commitment

Durch anhaltende Veränderungen und eine zunehmend technische Sichtweise geraten die menschlichen Aspekte und sozialen Kompetenzen nicht in den Hintergrund. Im Gegenteil, sie gewinnen an Bedeutung, da sie entscheidend sind, um die Mitarbeitende zu motivieren und ein Umfeld zu schaffen, in dem sie sich entwickeln können und einen Beitrag zum Erfolg des Unternehmens leisten können. (Caputo u.a. 2019, S. 2043)

Die Fähigkeit zur Zusammenarbeit und soziale Kompetenz sind dabei von großer Bedeutung, da Data Analytics-Initiativen in der Regel in einem gewissen zeitlichen Horizont projektbasiert sind. Dabei erfordert es die Zusammenarbeit verschiedener Unternehmensbereiche, die im

regulären Arbeitsalltag bisher wenig miteinander interagiert haben. Daher sind effektive Kommunikationsfähigkeiten und ein guter zwischenmenschlicher Umgang unerlässlich. (Korherr; Kanbach 2021, S. 8–9) Wenn diese Fähigkeiten umfassend vorhanden sind, bilden sie die Grundlage erfolgreicher Führung.

Wie bereits im Vorfeld (Unterkapitel 4.2.2) angemerkt, ist ein gewisses Grundmaß an Vertrauen zwischen den involvierten Parteien in der Organisation und über Hierarchieebenen hinweg ein wichtiger Baustein für Data Analytics und Grundvoraussetzung für den reibungslosen Informationsfluss und den Abbau von Silostrukturen. (Gupta u.a. 2020, S. 583, 585)

Dies ist insbesondere wichtig, da zwischen der Fähigkeit bzw. dem Willen zum Informationsaustausch und der erfolgreichen Anwendung von Data Analytics zur nachhaltigen Verbesserung der Unternehmensleistung ein deutlicher Zusammenhang besteht. Der Führungsstab hat hierbei die Aufgabe, im Kontext der (Neu-) Ausrichtung des Unternehmens, die Rahmenbedingungen für diese Entwicklungen zu schaffen und die Zusammenarbeit zwischen den verschiedenen Abteilungen zu fördern und auch einzufordern, um wie bereits in Unterkapitel 4.1.2 erwähnt Silostrukturen zu überwinden. (Mandal 2019, S. 300)

Der jeweilige Führungsstil ist eng mit dem organisatorischen Umfeld verbunden und spiegelt auch die Charakteristika der Führungspersonen. Dies hat einen direkten Einfluss auf das Verhalten der Mitarbeitenden und reflektiert daher die kulturellen Normen der Organisation, ihre Werte und ihre übergeordnete Strategie. (Korherr; Kanbach 2021, S. 9) Daher ist es wichtig, wie bereits im vorhergehenden Kapitel 4.2 diskutiert eine für Data Analytics förderliche Kultur zu schaffen und das Verhalten des Managements daran auszurichten. (Upadhyay; Kumar 2020, S. 3)

Dies unterstreicht auch das mangelnde Commitment seitens des Top-Managements zu politischen Hindernissen bei der Umsetzung von Data Analytics Initiativen führen kann. (Pedro; Brown; Hart 2019, S. 6)

Es ist zu erwarten, dass bei der Umsetzung der Data Analytics Initiativen auch umfangreichere Fragestellungen auftreten werden. Deshalb ist es wichtig, je nach Phase angemessen auf diese Fragestellungen einzugehen. Dabei kann es erforderlich werden, diese weiterführenden Fragen vorerst zurückzustellen. Um damit angemessen umzugehen, benötigt es ein ausgeprägtes Bewusstsein für die eigenen Kompetenzen und den aktuellen Reifegrad der Organisation, um diese zurückgestellten Fragen zum richtigen Zeitpunkt wieder mit in den iterativen Prozess einfließen zu lassen.

Daher kann nur noch einmal darauf hingewiesen werden, wie wichtig es ist, ein klares Bild von der Reife des Unternehmens zu erhalten und eine transparente Einschätzung der Marktlage und der Position des Unternehmens am Markt vorzunehmen. Ein passendes Reifegradmodell kann dabei helfen, die aktuelle Situation des Unternehmens korrekt einzuschätzen und

die richtigen Fragen zur richtigen Zeit zu stellen. Es ermöglicht eine fundierte Entscheidungsfindung, um die Neuausrichtung und Entwicklung für zukünftige Herausforderungen erfolgreich zu gestalten. (Mikalef u.a. 2019a, S. 271)

Aufgrund der Tatsache, dass Organisationen stets mit begrenzten Ressourcen konfrontiert sind und diese effizient einsetzen müssen, um wirtschaftlich zu handeln und im Markt zu bestehen, sind interne "Verteilungskämpfe" um diese begrenzten Ressourcen nahezu unvermeidbar. (Mikalef; van de Wetering; Krogstie 2021, S. 7) Um jedoch eine transparente Verteilung zu gewährleisten und somit dieser Herausforderung gerecht zu werden, sind nachvollziehbare Prozesse und datenbasierte Entscheidungen über Ressourcenzuteilungen bzw. Nicht-Zuweisungen unerlässlich. Leider werden in diesem Aspekten viele Organisationen durch politische Interessen und Hindernisse gehemmt. (Jha; Agi; Ngai 2020, S. 6) Jedoch wäre es naiv anzunehmen, dass sich mit der Verbreitung von datenbasierten Ansätzen alle politischen Probleme lösen lassen, doch können Data Analytics und analytisches Know-how dazu beitragen, politische Hindernisse zu reduzieren. Dennoch ist ein klares Commitment des Top-Managements zur Überwindung politischer Hindernisse und eine starke Kultur der Zusammenarbeit erforderlich, um die Entstehung solcher Probleme zu minimieren.

4.3.2 Datengetriebene Entscheidungsfindung

Bislang waren Entscheidungsprozesse dadurch gekennzeichnet, dass die Verantwortung für Entscheidungen durch Führungskräfte und Mitarbeitende übernommen wurde, welche sie auf der Grundlage von Erfahrungen treffen die sie im Laufe ihrer Karriere erworbenen haben. Zugespielt ausgedrückt, die Entscheidung liegt oft in den Händen der am höchsten bezahlten Person. (Ferraris u.a. 2019, S. 1926)

Jedoch ist es noch bedenklicher, wenn das Management Entscheidungen nicht aufgrund von Daten trifft, sondern lediglich relevante Daten verwendet, um die bereits getroffenen Entscheidungen zu rechtfertigen. (Shamim; Zeng; Shafi Choksy; u.a. 2020, S. 9) Eine datengetriebene bzw. evidenzbasierte Entscheidungsfindung steht dafür ein, dass Daten als Grundlage für die Entscheidungsfindung dienen und steht im krassen Kontrast zur bloßen Verwendung von Daten zur nachträglichen Rechtfertigung von Entscheidungen.

Jedoch benötigen entscheidungsbefugte Personen angesichts der vielfältigen Herausforderungen an den Märkten immer häufiger analytische Echtzeitdaten. (Dubey u.a. 2018, S. 1509) Es ist jedoch ebenso entscheidend, den nächsten Schritt zu machen und die Entscheidungsfindung, welche die Interpretation dieser Daten miteinschließt, durch Data-Analytics-Prozesse unterstützen zu lassen.

Diese zunehmende Komplexität und die widersprüchlichen Signale, die von den Märkten ausgehen, können zur Überforderung führen. Für Manager wird es zunehmend schwieriger, diese

Informationen korrekt zu interpretieren, da sie mit einer Flut an Informationen (Information overload) konfrontiert sind. (Mikalef u.a. 2019b, S. 294)

Daher argumentiert Mikalef u.a. (2019b, S. 275) in weiterer Folge, dass die „informierte Entscheidungsfindung“ den Hauptbeitrag der Data Analytics darstellt. In dieser Arbeit wird jedoch nicht von der „informierten Entscheidungsfindung“, sondern von der evidenzbasierten Entscheidungsfindung gesprochen. Hierbei handelt es sich aber um ein Synonym, da Mikalef in seiner Ausarbeitung die informierte Entscheidungsfindung als „less biased“ und auf empirischen Evidenzen basierend beschreibt.

Die zuvor angesprochene benötigte technische Affinität umfasst hierbei das Technologiemanagement, Kenntnisse hinsichtlich analytischer Methoden und allgemein das Projektmanagement. (Korherr; Kanbach 2021, S. 8) Bei oberflächlicher Betrachtung stellt sich die Frage, ob Kenntnisse im Bereich analytischer Methoden, beispielsweise auf Vorstandsebene, erforderlich sind. Angesichts des Zeitdrucks und der Priorisierung von Aufgaben ist anzunehmen, dass auf dieser Ebene keine selbst programmierten Berichte oder Auswertungen erstellt werden. Jedoch sollte besonders auf dieser Ebene ein konzeptionelles Verständnis für analytische Methoden und Zusammenhänge auf einem hohen Abstraktionsniveau vorhanden sein. Dadurch können Dashboards und präsentierte Zahlen kompetent hinterfragt und die Ergebnisse entsprechend interpretiert werden. (Korherr; Kanbach 2021, S. 9–10)

Zusammenfassend lässt sich festhalten, dass sich Kompetenzen und Fähigkeiten im datenanalytischen Denken zu klar erfolgskritischen Aspekten entwickeln, die vor allem in Führungspositionen vorhanden sein müssen. (Mikalef u.a. 2019b, S. 276)

Zusätzlich umfassen die fachliche bzw. betriebswirtschaftliche Expertise die Kenntnisse über interne Prozesse, Strukturen und die relevanten externen Märkte. Dies ist besonders wichtig, um die geschäftlichen Problemstellungen korrekt zu erfassen und die daraus resultierenden analytischen Fragestellungen richtig zu formulieren. (Korherr; Kanbach 2021, S. 8)

Die evidenzbasierte Entscheidungsfindung birgt für Organisationen ein großes Potenzial, das über die alltäglichen Entscheidungen hinausgeht. Durch die Anwendung solcher Verfahren können Unternehmen proaktiv und deutlich schneller neue Märkte und Entwicklungschancen identifizieren, was den Unterschied im unternehmerischen Wettbewerb ausmacht. (Mikalef u.a. 2019b, S. 275) Diese Feststellung wird auch durch Ferraris u.a. (2019, S. 1931) unterstrichen. Er betont die Vorteile der Analyse großer Datensätze, was durchaus dazu führen kann, dass bereits getroffene Entscheidungen durch Evidenzen gestützt werden. Noch wichtiger ist jedoch die Möglichkeit, dass erst durch diese Datenanalyse völlig neue Erkenntnisse gewonnen werden, die mit traditionellen Verfahren nicht entdeckt worden wären.

Gupta (2020, S. 581) betont eindringlich, dass eine der wichtigsten Ursachen für fehlgeschlagene Data Analytics Initiativen die Vernachlässigung von Aspekten des Managements und

der Entwicklung entsprechender technischer und analytischer interpretativer Fähigkeiten ist, um eine vollständig ausgeprägte datengetriebene Entscheidungsfindung zu ermöglichen.

Zur Entscheidungsfindung benötigt es einen differenzierten Blick und die Antworten auf die Fragen nach den jeweiligen Konsequenzen der Entscheidung und potenzieller Sicherheitsmechanismen. Durchaus könnten Prozesse die Eingriffs- bzw. Korrekturmöglichkeiten vorsehen, und weniger kritische Konsequenzen durchaus automatisiert werden. Hierbei benötigt es jedoch zwingend einen per Definition verantwortlichen Mitarbeitenden. Ein Beispiel dafür wäre u.a. die operative Beschaffung von C-Artikeln. Auf der anderen Seite stehen strategische Entscheidungen bzw. Entscheidungsprozessen mit potenziell großen und/oder langfristigen Auswirkungen, wie bspw. die Gestaltung umfangreicher Marketingkampagnen. Jedoch sollten aufgrund der angeführten Beispiele operative und strategische Entscheidungen nicht als gleichrangig verstanden werden. Dennoch verdeutlichen die angeführten Beispiele, dass es sich hierbei nicht primär um technologische Fragen handelt, sondern vielmehr um Fragen des (Risk-)Managements.

Indem Führungskräfte für Ihre Entscheidungen rechenschaftspflichtig gemacht werden und der Entscheidungsprozess transparent gestaltet wird, kann ein enormer Rückhalt in der Belegschaft geschaffen werden. Durch eine klare Prozessstruktur und die Verankerung entsprechender Governance und Richtlinien wird gewährleistet, dass diese Transparenz und die Einhaltung von bestimmten Standards sichergestellt werden. Diese Maßnahmen fördern das Vertrauen der Mitarbeitenden und schaffen die Grundlage für eine gute Zusammenarbeit.

Es wird auch argumentiert, dass die menschliche Entscheidungsfindung durch Data Analytics vollständig ersetzt werden kann. (Weber 2020, S. 8; Mikalef u.a. 2019b, S. 293) Doch allein schon bei der Betrachtung der Verantwortlichkeiten sollte die letztendliche Entscheidung, sei es auch nur aus einer konzeptionellen Sichtweise, weiterhin dem Menschen überlassen werden. Allein dies ist ein starkes Argument dafür, die endgültige Entscheidung weiterhin dem Menschen zu überlassen, jedoch auf der Grundlage datengetriebener Prozesse, die zu einer objektiven und nachvollziehbaren Entscheidung führen.

Warum ist es dennoch so schwer, diese offensichtlichen Vorteile von DA im betrieblichen Alltag umzusetzen und durchgehend zur Anwendung zu bringen? Ein maßgeblicher Aspekt hierbei sind hier die Unzulänglichkeiten der menschlichen Wahrnehmung, die im Folgenden diskutiert werden.

4.3.3 Aspekte der menschlichen Wahrnehmung

In diesem Unterkapitel sollen in Kürze die Problematiken der menschlichen Wahrnehmung, speziell ihre kognitiven Verzerrungen, auch „Cognitive Biases“ genannt, diskutiert werden. (Dreher 2022, S. 30) Hierbei ist es erforderlich, die grundlegende Annahme zu verdeutlichen, die das Verständnis der menschlichen Wahrnehmung in dieser Arbeit prägt.

„Unbiased Decision Making“ ist eines der Hauptthemen und ein zentraler Fokus in diesem Kontext. Es ist jedoch auch losgelöst von Data Analytics zu betrachten, da dies ein grundlegendes Problem ist, das generell vermieden bzw. verringert werden muss. Um die Grundlage für Entscheidungen „entscheidend“ zu verändern, ist es nun wichtig, sich intensiv mit den Praktiken der Entscheidungsfindung auseinanderzusetzen und ein Verständnis für die neuen Prozesse zu entwickeln. (Teece 2011, S. 31)

So wird hier von der Annahme der "begrenzten Rationalität" ausgegangen, da Menschen nur über ein unvollkommenes Verständnis ihrer Umwelt und der Zukunft verfügen. Aufgrund dieser Erkenntnisse tendieren Unternehmen häufig dazu, regelbasiert vorzugehen. (Teece 2011, S. 244) Seit vielen Jahrzehnten sind bereits eine Vielzahl von kognitiven Verzerrungen bekannt, (Dreher 2022, S. 30–31) wie beispielsweise „excessive optimism“, „loss aversion“, „isolation errors“, „strategic deception“, „anti-innovation Bias“, „anti-cannibalization Bias“ und „program persistence“. Diese Verzerrungen haben einen großen Einfluss auf das menschliche Entscheidungsverhalten und können zu fatalen Fehleinschätzungen führen. Im schlimmsten Fall können sie zu Fehlern in einem schnelllebigen Umfeld führen, das wenig Raum für Fehler zulässt und keine erneuten Chancen bietet. (Teece 2011, S. 20, 31)

Teece (2011, S. 31) argumentiert weiterhin, dass Verfahren zur Reduktion von kognitiven Verzerrungen im unternehmerischen Kontext noch nicht weit verbreitet sind. Mit der Berücksichtigung des Alters der Quelle und der Betrachtung dieser Aussage im neuen Kontext der Data Analytics wird dieser Aspekte jedoch auch in neuerer Literatur aufgegriffen. (Amankwah-Amoah; Adomako 2019, S. 204, 210)

Daher kann die Entwicklung solcher Verfahren einen Wettbewerbsvorteil darstellen, was die Bedeutung von Data Analytics und deren organisatorischer Verankerung als enormen Mehrwert für Unternehmen unterstreicht. Durch die Reduktion von Biases werden weniger Fehlentscheidungen getroffen, was letztendlich zu einer größeren Wertschöpfung führt. Unternehmen, die in der Lage sind, ihre Entscheidungsprozesse durch den Einsatz von Data Analytics zu verbessern und Verzerrungen zu minimieren, sind besser aufgestellt, um effektiv auf Veränderungen zu reagieren, Chancen zu erkennen und ihre Wettbewerbsfähigkeit zu steigern. (Amankwah-Amoah; Adomako 2019, S. 210)

Wie bereits angesprochen, überlagert die Meinung des Führungstabs weiterhin die Erkenntnisse aus der vorhandenen Datenlage. Jedoch benötigt es eine ernsthafte Auseinandersetzung mit dieser Problematik und ein klares Verständnis darüber, wie sich die Grundlagen der Entscheidungsfindung ändern müssen, um zu „besseren“ Entscheidungen zu kommen. Hierbei stehen sich Empfehlungen aus der Datenlage und persönlichen Meinungen - oftmals unvereinbar - gegenüber. (Mikalef u.a. 2018, S. 571) Eine objektive Auseinandersetzung mit der bisherigen Arbeitsweise ist daher unerlässlich. (Korherr; Kanbach 2021, S. 10)

Dies ist definitiv kein ausschließliches Führungsthema, da sich grundsätzlich alle Mitarbeitenden mit kognitiven Verzerrungen aufgrund ihrer natürlichen Veranlagungen auseinandersetzen müssen. (Dreher 2022, S. 30)

Eine in diesem Kontext relevante kognitive Verzerrung ist der doch recht prominente "Confirmation Bias", der hier stellvertretend für die vielen weiteren Bias näher beleuchtet werden soll. Durch diesen Bias besteht die Gefahr, dass relevante Informationen ignoriert werden, wenn sie nicht den erwarteten Vorstellungen der betroffenen Personen entsprechen oder sogar im Widerspruch zu deren Annahmen stehen. Dies kann zu suboptimalen Entscheidungen oder im schlimmsten Fall zu dramatisch falschen Entscheidungen führen. Um solchem Verhalten bzw. Voreingenommenheit entgegenzuwirken und gleichzeitig die Leistungsfähigkeit der Organisation zu schützen sind entsprechende Prozesse und Governance-Maßnahmen erforderlich. Es ist von entscheidender Bedeutung, Data Analytics so in den Prozess der Entscheidungsfindung zu integrieren, dass es unmöglich ist, die daraus resultierenden Evidenzen zu ignorieren und die zugrunde liegenden Faktoren der darauffolgenden Entscheidung transparent zu machen. Dieser Ansatz zielt darauf ab, dem „Confirmation Bias“ aktiv entgegenzuwirken und eine objektive Entscheidungsfindung zu fördern. (Amankwah-Amoah; Adomako 2019, S. 210)

Auch ist darauf hinzuweisen, dass durch eine entsprechende Aufbereitung von Daten und Visualisierung eine Täuschung entstehen kann. Dabei wird ein falscher Kontext geschaffen, der gezielt zur Manipulation und Herbeiführung spezifischer Entscheidungen dient. Es besteht jedoch auch die Möglichkeit, dass eine unbeabsichtigte mangelhafte Aufbereitung der Daten erfolgte, wodurch die gewonnenen (Roh-) Evidenzen ad absurdum geführt werden können. (Seiter 2023, S. 153, 165) In jedem Fall ist es von entscheidender Bedeutung, bei der Nutzung von Daten und deren Präsentation äußerste Sorgfalt walten zu lassen, um eine verlässliche Grundlage für fundierte Entscheidungen zu gewährleisten.

4.3.4 Koordination, Kontrolle und Operationalisierung

In diesem Kontext umfasst der Begriff "Koordination" die Allokation und Orchestrierung von Ressourcen gemäß den Grundprinzipien des DCV sowie den zielgerichteten Austausch von Informationen. (Korherr; Kanbach 2021, S. 10)

Auch hinsichtlich des Change Managements ist es wichtig, die Spezifika bei technologisch angestoßene Änderungen zu berücksichtigen. Solche Veränderungen können zu Anpassungen in den Geschäftsprozessen und Arbeitsabläufen führen, zu neuen Jobdesigns, Schulungen für neue erforderliche Fähigkeiten, geänderten Personalrichtlinien, der Umverteilung von Ressourcen, der Gestaltung neuer Anreize und möglicherweise zur Restrukturierung von ganzen Unternehmenseinheiten im Falle eines ganzheitlichen Transformationsprozesses. Dies verdeutlicht, dass es sich bei Data Analytics nicht nur um eine reine IT-Investition handelt,

sondern vielmehr um eine Investition in eine ganzheitliche IT-gestützten Unternehmenstransformation. (Wang u.a. 2018, S. 67)

Es ist entscheidend, aufgrund der neuen Technologien nicht nur die Prozesse neu zu gestalten, sondern auch die Zusammenarbeit in der Organisation zu verbessern. Dieser Ansatz geht über die reine Verknüpfung von Prozessen hinaus und zielt darauf ab, die Wertschöpfung nachhaltig zu steigern. (Gong; Janssen 2021, S. 46)

Das führt in weiterer Folge zu der Überlegung, dass Data Analytics Initiativen trotz ihres allgemein positiven Potenzials aufgrund mangelnder Ressourcen zu politischen Hemmnissen oder Streitigkeiten führen können. Auch hier kann eine Entschärfung durch transparente Prozesse und klare Entscheidungsregeln erfolgen, wie bereits im vorherigen Unterkapitel 4.3.1 angedeutet wurde.

Um dies zu vermeiden, ist eine gute Abstimmung innerhalb des Führungsstabs und eine klare Kommunikation über die wichtigsten Ressourcen erforderlich. Ein individuell angepasstes Reifegradmodell kann dabei helfen, eine objektive Bewertung dieser Ressourcen vorzunehmen. Diese Bewertung muss jedoch auch die Phasenabhängigkeit berücksichtigen. Somit können potenzielle Entwicklungsmöglichkeiten in Bereichen aufgedeckt werden, die intern entwickelt werden müssen, während mögliche Finanzierungslücken in Bereichen identifiziert werden können, die externe Investitionen erfordern. Dadurch entsteht ein konsistentes und nachvollziehbares Gesamtbild, das dazu beiträgt, potenzielle Konflikte zu entschärfen und sachliche Diskussionen zu ermöglichen. Auf dieser Grundlage kann eine klare Priorisierung entwickelt werden. (Mikalef u.a. 2019b, S. 295)

Um die vorangegangenen Ausführungen detailliert nachvollziehen zu können, ist es wichtig zu verstehen, dass in einer Organisation nicht alle erforderlichen Fähigkeiten beliebig zugekauft werden können. Insbesondere immaterielle Aspekte wie eine datengetriebene Kultur müssen organisationsintern entwickelt werden und erfordern einen gewissen zeitlichen Horizont. Vielmehr wird bei solchen Aspekten eine gute Planung, Dokumentation und ein mittel- bis langfristiger Planungshorizont benötigt. (Gupta u.a. 2020, S. 583) Diese Überlegungen unterstreichen erneut die Notwendigkeit, die Vielschichtigkeit bei der Bewertung messbarer Ergebnisse von Data Analytics zu berücksichtigen.

Durch eine effektive Koordination und Berücksichtigung der psychologischen Sicherheit der Mitarbeitenden kann vermieden werden, dass sich eine "ökonomische Trägheit" zwischen Exploration und Exploitation einstellt. (Mikalef; van de Wetering; Krogstie 2021, S. 7) In diesem Zusammenhang liegt die Aufgabe der Führungskräfte darin, die Aktivitäten im Bereich Data Analytics entsprechend internen formalen und informellen Richtlinien und Prozesse zu koordinieren und auszurichten. (Korherr; Kanbach 2021, S. 10) Dabei liegt der Fokus auf der Balancierung zwischen der Entdeckung neuer Ansätze und dem optimalen Nutzen bekannter Herangehensweisen. Dies ermöglicht eine dynamische und innovative Umgebung, die sowohl

Potenziale erschließt als auch eine stabile Leistung gewährleistet. Bei diesem Ansatz sollten die Führungskräfte jedoch darauf achten, nicht ins Mikromanagement zu verfallen, sondern ihren Fokus auf die Orchestrierung übergeordneter Ressourcen und Herausforderungen zu legen.

In diesem koordinativen Kontext muss nochmals auf das am Anfang von Kapitel 4.3 diskutierte Fähigkeitsprofil von Führungskräften sowie auf das zugrunde liegende Modell des Dynamic Capability Views zurückverweisen werden. Das Führungspersonal muss über klare Kenntnis der vorhandenen IT-Infrastruktur und der analytischen und informationstechnischen Fähigkeiten verfügen und sicherstellen, dass diese mit den Bedürfnissen des Unternehmens übereinstimmen. (Arunachalam; Kumar; Kawalek 2018, S. 429)

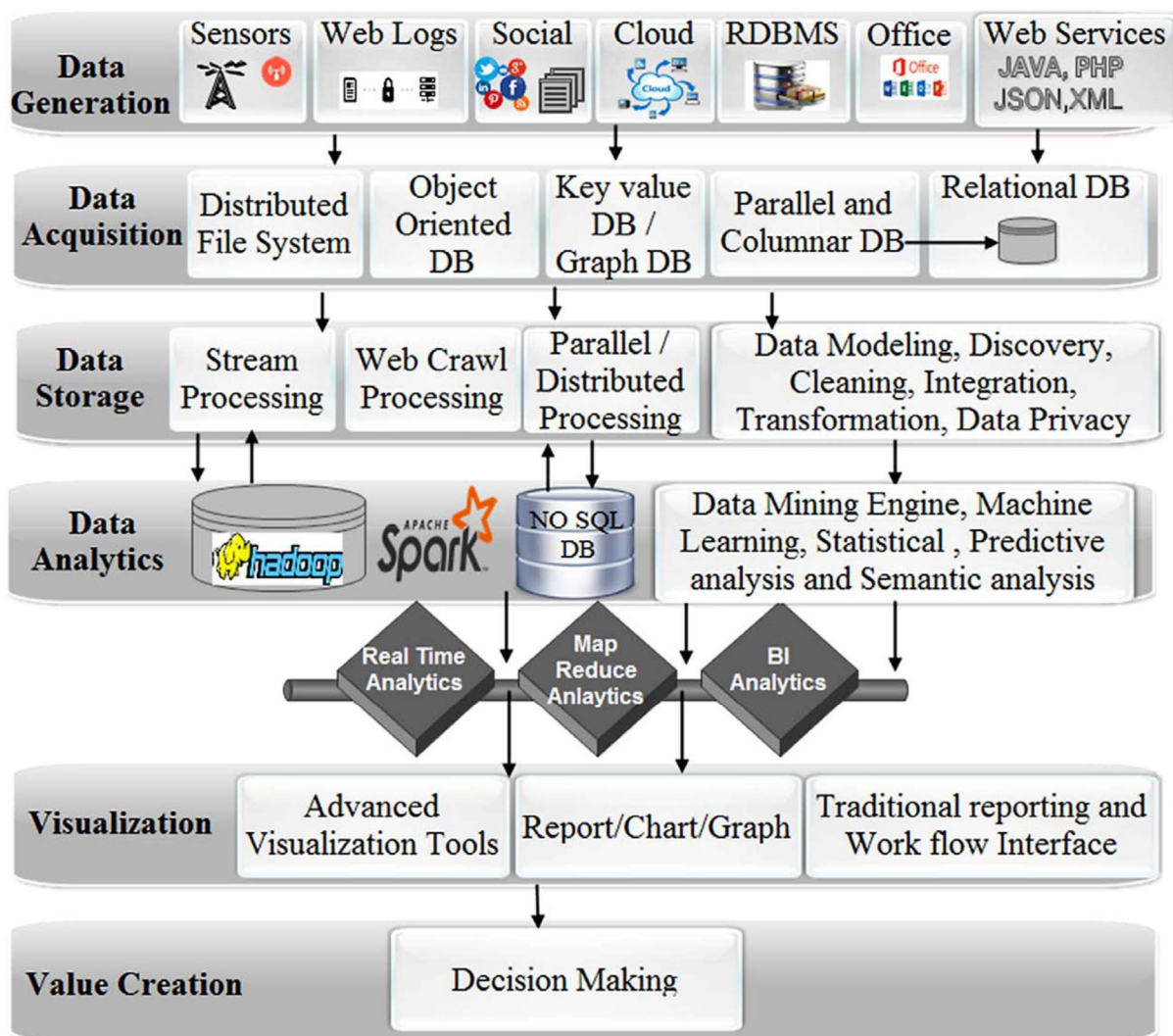
Auch die Kontrolle sollte transparent gestaltet und entsprechend kommuniziert werden. Es geht dabei nicht nur um die Diskussion der Kontrollmaßnahmen an sich, sondern vielmehr um die Sicherstellung eines angemessenen Einsatzes analytischer Methoden und die Berücksichtigung aller relevanten Parameter. Dazu gehören interne und/oder externe Vorschriften und Regulierungen sowie definierte Leistungskriterien. Eine klare Definition dieser Leistungskriterien und deren Kontrolle gewährleistet eine zielgerichtete Nutzung der vorhandenen Ressourcen und fördert eine nachhaltige Leistungssteigerung im Unternehmen. Dies wird durch die klare Zuweisung und Kommunikation von Rollen und Verantwortlichkeiten in der Organisation verankert und legt den Grundstein für ein strukturiertes Monitoring mit angemessenen Durchgriffsrechten zur Umsetzung erforderlicher Korrekturmaßnahmen. (Korherr; Kanbach 2021, S. 10–11)

Diverse Studien bestätigen die Annahme, dass die Leistungsfähigkeit eines Unternehmens (gemessen am „Return on Investment“ (ROI)) durch eine effektive Datenverarbeitung und deren Anwendung in Prozessen der Entscheidungsfindung gesteigert werden kann. (Ferraris u.a. 2019, S. 1926–1927; Suoniemi u.a. 2020, S. 8) Allerdings besteht oft die kurzsichtige Erwartung, dass ein gewisser ROI erzielt wird, bevor die Organisation vollständig mit den Data Analytics-Initiativen durchdrungen ist bzw. bevor die Datenstrategie und die daraus folgenden Governance etc. ihre volle Wirkung entfalten konnten. Dabei sollte klar sein, dass die Strategie als eigentlicher Leitfaden für die relevanten Kennzahlen dient. (Mikalef; van de Wetering; Krogstie 2021, S. 3–4) Umso wichtiger ist es, die Key Performance Indicators (KPIs) in den einzelnen Phasen der Initiativen entsprechend der Strategie herunterzubrechen. Damit können Ziele klar definiert werden und gleichzeitig klare Ankerpunkte für die Erwartungen des Management (Expectation-Management) erarbeitet werden. (Mikalef u.a. 2019a, S. 271)

Auch sollte keine Differenzierung hinsichtlich des konzeptionellen Kerns aufgrund der Unternehmensgröße vorgenommen werden. Die Wirkmechanismen sind (plakativ ausgedrückt) im Grunde genommen für Unternehmen mit 5 oder 5000 Mitarbeitenden die gleichen, jedoch variieren natürlich die Umsetzung und die individuellen Voraussetzungen stark. Daher ist es

wichtig, die individuelle Situation und das vorherrschende Mindset in dem jeweiligen Betrieb zu berücksichtigen. Es ist entscheidend, die spezifischen Anforderungen und Herausforderungen zu verstehen, um herauszufinden, wie analytische Fähigkeiten genutzt werden können, um ihnen zu begegnen. Selbst für kleine Betriebe gibt es mittlerweile Möglichkeiten, mit leicht zugänglichen und kostengünstigen Tools in dieses Themengebiet einzusteigen. Darüber hinaus werden viele Softwarelösungen am Markt angeboten, die die jeweiligen Unternehmensgrößen adressieren.

Die nachfolgende Darstellung 28 verdeutlicht nochmals die tieferliegenden Überlegungen. Alle informationstechnologischen Aspekte und Gestaltungsmaßnahmen müssen letztendlich zu einer evidenzbasierten Entscheidungsfindung und einer damit verbundenen Steigerung der Wertschöpfung beitragen und dienen keinesfalls einem reinen Selbstzweck.



Darstellung 28: Value Creation through Decision Making

Quelle: Saggi, Jain (2018, S. 768)

5 Abschließendes Kapitel

In diesem abschließenden Kapitel wird eine Zusammenfassung der Ergebnisse präsentiert und im Anschluss mit diesen die Forschungsfrage beantwortet. Daran anschließend wird diese Arbeit eingehend kritisch reflektiert und die jeweiligen Limitationen dargelegt. Den letztendlichen Abschluss bildet ein Ausblick mit Vorschlägen für weiterführende Forschungsansätze.

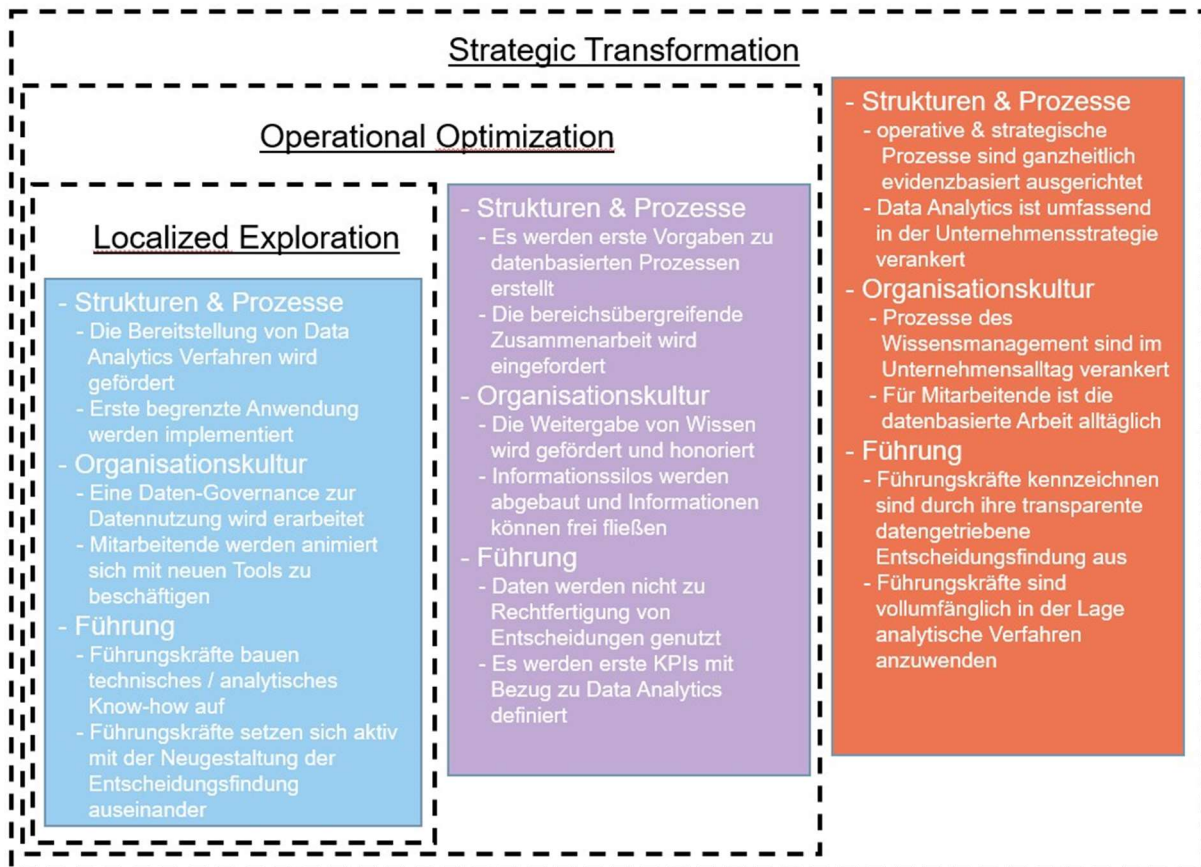
5.1 Zusammenfassung und Ergebnisse

Diese Thesis hat sich auf der theoretischen Grundlage des „Dynamic Capability View“ den Schlüsselbereichen der Führungsspezifischen-, kulturellen-, sowie organisatorischen Fähigkeiten konzentriert, die im Kontext der strategisch und datengetriebenen (Neu-)Ausrichtung der Unternehmen von großer Bedeutung sind. Dieses Themenfeld ist nach wie vor vergleichsweise neu und befindet sich noch in einer gewissen Entwicklungsphase. Daher gibt es noch beträchtliches Potenzial für weitere Forschung in diesem Bereich. In der Praxis finden Ansätze der Data Analytics jedoch durch einfachere (praxisorientierte No-/Low-Code-Ansätze und Verfahren) sowie kostengünstigere Zugangsmöglichkeiten zunehmend Verbreitung, was die Relevanz der Fragestellung nach der organisationsspezifischen Verankerung noch einmal unterstreicht.

Auf Basis der gesichteten Literatur sticht heraus, dass ein offensichtlicher Schlüsselpunkt anscheinend noch nicht auf breiter Front verinnerlicht wurde. Es bedarf nicht nur Investments in neue Technologien, sondern im gleichen Atemzug auch Investitionen in ergänzende organisatorische Elemente. Dieser Zusammenhang wird oft übersehen, obwohl er von entscheidender Bedeutung ist. Eine ganzheitliche Betrachtung zeigt, dass der Erfolg datengetriebener Initiativen nicht allein durch technische Innovationen gewährleistet wird, sondern auch durch eine entsprechende Anpassung und Stärkung der organisatorischen Strukturen und Prozesse.

Unter dem Gesichtspunkt der Wettbewerbsfähigkeit gewinnt dieser Faktor eine herausragende Bedeutung. Durch konsequente Datennutzung und der daraus folgenden evidenzbasierte Entscheidungsfindung kann ein signifikanter Wettbewerbsvorteil gegenüber der Konkurrenz erzielt werden.

Das abschließende konzeptionelle Modell, welches in Darstellung 29 abgebildet ist, kann sowohl zur Bewertung aktueller organisationsinterner Entwicklungen und des Status quo als auch zur Planung zukünftiger Data-Analytics-Initiativen dienen, indem es dem Management unterstützende Orientierung bietet.



Darstellung 29: Abschließendes Rahmenwerk – evidenzbasierte Entscheidungsfindung

Quelle: Ausarbeitung des Autors in Anlehnung an Korherr; Kanbach (2021) und Mikalef; van de Wetering; Krogstie (2021)

Es ist wichtig, dass das Bewusstsein für die großen Herausforderungen, insbesondere vor dem Hintergrund der sich beschleunigenden Entwicklungen im Bereich der Datenanalytik, im Top-Management und bei den Entscheidungsträgern fest verankert wird.

Für Entscheidungstragende soll diese Arbeit daher eine Unterstützung bieten, um sich fokussierter mit dem Thema der evidenzbasierten Entscheidungsfindung für Ihre Unternehmen auseinanderzusetzen und welche Themen die großen Hebel in diesen strategischen Projekten bzw. der strategischen Transformation darstellen.

In diesem Zusammenhang sollen die Ergebnisse dieser Arbeit nochmals kompakt als Vorstellung eines fiktiven Leit- bzw. Zielbilds zusammengefasst werden.

Daten müssen in entsprechender Qualität verfügbar gemacht werden und die Nutzung mit der erforderlichen Governance incl. entsprechender Richt- und Leitlinien begleitet werden. (Kapitel 4.1 & Kapitel 4.2.3)

Durch ein striktes Alignment der Unternehmensstrategie mit der Analytics-Strategie basierend auf Vision, Mission und weiteren strategischen Elementen, entsteht ein konsistentes Gesamtbild. Von diesem Gesamtbild werden konkrete Maßnahmen abgeleitet, die durch

Feedbackloops während der Implementierung zur Verbesserung der Abstimmung zwischen dem strategischen Leitbild und der operativen Umsetzung beitragen. (Kapitel 4.1.1)

Durch dieses Leitbild wird eine strukturelle Verankerung von Prozessen angestrebt, die klar auf eine evidenzbasierte Entscheidungsfindung ausgerichtet sind. (Kapitel 4.1.2)

Mit einer ganzheitlichen Governance wird der reibungslose Informationsfluss sichergestellt und gleichzeitig der Abbau von organisatorischen Silos vorangetrieben. (Kapitel 4.2.3)

Das Leitbild ist geprägt von einer Flexibilisierung der organisatorischen Strukturen, während gleichzeitig Eindeutigkeit in den Verantwortlichkeiten herrscht. (Kapitel 4.1.2 & 4.3.4)

Die Organisationskultur ist geprägt durch einen offenen Wissensaustausch, der durch das Commitment der Führungskräfte und der Mitarbeitenden gefördert wird und bildet die Grundlage für Richtlinien, die eine Orientierung an evidenzbasierten Ansätzen fordern und fördern. (Kapitel 4.1.2 & Kapitel 4.2.3)

Den Mitarbeitenden wird ein Umfeld geschaffen, das ihnen Sicherheit bietet und in dem sie ermutigt und bestärkt werden, als Grundlage für ihre Tätigkeiten datenbasierte Evidenzen zu verwenden. (Kapitel 4.1.3 & Kapitel 4.2.1)

Daten werden als strategisches Asset betrachtet und die Fähigkeiten und Kompetenzen zur effektiven Nutzung dieser Daten werden in den Mittelpunkt gestellt. (Kapitel 4.2.1)

Objektive Zustandsanalysen der Organisation werden auf der Basis von Reifegradmodellen erstellt. (Kapitel 4.1.4)

Durch vorbildhaftes, konsistentes und konsequentes Verhalten der Führungskräfte, basierend auf der Unternehmenskultur und einer proaktiven Kommunikation ebendieser, entsteht eine solide Vertrauensbasis zwischen Mitarbeitenden und Führungskräften in der gesamten Organisation. (Kapitel 4.2.2 & Kapitel 4.3.1)

Das Hauptziel besteht darin, die Entscheidungsfindung zu unterstützen und auf der Grundlage von Evidenzen bessere Entscheidungen durch den Menschen zu ermöglichen. Dabei sollte jedoch beachtet werden, dass die tatsächliche Entscheidungsfindung über datenbasierte Ansätze erfolgen sollte und nicht bereits getroffene Entscheidungen durch Daten gerechtfertigt werden. Letztendlich ist es ausschlaggebend, dass die mit den Entscheidungen verbundene Verantwortung beim Menschen verbleibt. (Kapitel 4.3.2)

Die klassischen Aspekte erfolgreicher Führung stehen weiterhin im Fokus und werden ergänzt durch technische und analytisch interpretative Kompetenzen. (Kapitel 4.3)

Die Gefahr von kognitiven Verzerrungen in Verfahren der Entscheidungsfindung werden durch entsprechende Prozessschritte minimiert. (Kapitel 4.3.3)

Prozesse werden ganzheitlich hinterfragt und auf Basis der neuen technologischen Möglichkeiten entsprechend neu ausgerichtet. (Kapitel 4.1.2)

Das Management geht proaktiv mit aufkommenden Hindernissen und Herausforderungen um und ergreift aktiv Maßnahmen zu deren Bewältigung. (Kapitel 4.3)

Um eine tiefgreifende und vollständige Transformation der Organisation zu ermöglichen, müssen alle diskutierten Faktoren so weit wie möglich vorhanden sein. Bei Abwesenheit einzelner Kernbereiche kann das volle Potenzial der Data Analytics nicht ausgeschöpft werden.

Im akademischen Bereich soll diese Arbeit einen Beitrag leisten, indem sie, basierend auf aktueller Literatur, verschiedene Ansätze als ganzheitliches Rahmenwerk für die Implementierung von Data-Analytics-Verfahren und den damit verbundenen Herausforderungen in Organisationen bei der datengetriebenen bzw. evidenzbezogenen Neuausrichtung verständlich macht. Dabei strebt sie auch an, zur Weiterentwicklung der Literatur in diesem Themenbereich beizutragen.

5.2 Beantwortung der Forschungsfrage

Die zu Beginn dieser Thesis aufgeworfene Forschungsfrage:

Welche führungs-spezifischen-, kulturellen-, und organisationsspezifischen Aspekte müssen in Unternehmensorganisationen geschaffen und verankert werden, um eine evidenzbasierte Entscheidungsfindung zu etablieren?

wird basierend auf den zuvor zusammengefassten Ergebnissen, die im Rahmen eines theoretische-konzeptionellen Forschungsdesign erarbeitet wurden, wie folgt beantwortet:

- Um den Herausforderungen der neuen Verfahren der datengetriebenen Entscheidungsfindung gerecht zu werden, benötigt es gut ausgebildetes Führungspersonal. Dieses sollte sowohl die erforderlichen menschlichen als auch fachlichen Kompetenzen vereinen und den Willen haben, sich diesen neuen Herausforderungen zu stellen. Es sollte sich zudem entsprechende technische und analytische Fähigkeiten aneignen und richtet sich konsequent und konsistent an den Grundsätzen der evidenzbasierten Entscheidungsfindung aus, die es vorlebt.
- Eine offene und wertschätzende Unternehmenskultur schätzt Daten als strategischen Wert und fördert deren Verwendung als Grundlage für datengetriebene Ansätze. Sie fördert eine Umgebung der offenen Kommunikation und des Wissensaustauschs unter den Mitarbeitenden, die dazu beiträgt, dass Informationen und Erkenntnisse frei fließen können. Darüber hinaus zeichnet sich diese Kultur durch eine Fehlerkultur aus, die das Treffen von Entscheidungen auf der Grundlage nachvollziehbarer Daten und Evidenzen honoriert. Dadurch entsteht ein Lerneffekt, der zur kontinuierlichen Verbesserung beiträgt.

- Die Organisation ist geprägt von strukturellen und organisatorischen Maßnahmen, die auf datengetriebene Prozesse ausgerichtet sind und evidenzbasierte Entscheidungen nicht nur fördern, sondern auch aktiv einfordern. Hierbei werden sowohl dem Management als auch den Mitarbeitenden die richtigen Daten zur richtigen Zeit bereitgestellt. Diese Prozesse zeichnen sich durch eine sorgfältige Balance zwischen Datenschutz und Datenverwendung aus und bieten den involvierten Parteien einen Handlungsspielraum, wo immer möglich, sowie klare Leitlinien, wo sie benötigt werden. Durch diese gezielte Ausrichtung auf Daten und Evidenzen wird eine transparente Entscheidungskultur geschaffen, die eine effiziente und zielgerichtete Steuerung der Organisation ermöglicht.

Dadurch wird eine ganzheitliche Ausrichtung geschaffen, die das Unternehmen dazu befähigt, in dynamischen Marktumfeldern zu bestehen.

5.3 Limitationen und kritische Reflexion

Hinsichtlich des methodischen Vorgehens muss zur Sprache gebracht werden, dass zwar eine sorgfältige Recherche durchgeführt und eine gründliche Abwägung der Quellen vorgenommen wurde. Dennoch schließt dies nicht aus, dass weitere relevante Quellen für die Ausarbeitung möglicherweise nicht berücksichtigt wurden. Des Weiteren wurden für die Kernaspekte dieser Thesis nur auf aktuelle Literatur (bis incl. 2018) zurückgegriffen. Diese Punkte müssen als mögliche Limitationen betrachtet werden, da dies unter Umständen Auswirkungen auf die Ergebnisse dieser Thesis haben können.

Hinsichtlich des gewählten Ansatzes des „der konzentrischen Kreise“ besteht die Möglichkeit, dass nur bestimmte Aspekte einer Denkrichtung bzw. Denkschule verfolgt wurden und dass anderen abweichenden Sichtweisen nicht ausreichend Raum eingeräumt wurde. Dies könnte einerseits negative Auswirkung auf die umfängliche blickweise dieser Arbeit haben, andererseits könnte die Argumentation in dieser Arbeit nicht diverse genug geführt worden sein. Auf diese Einschränkung der gewählten Methodik weist auch Sandberg hin. (2016, S. 72)

In weiterer Folge wurde mit dieser Arbeit ein generischer Ansatz verfolgt, der jedoch für branchen- oder industriespezifische Fragestellungen weiterentwickelt werden muss. Dabei ist es wichtig diese Arbeit in dem jeweiligen spezifischen Kontext zu reflektieren, um den jeweiligen Anforderungen gerecht zu werden und daraus folgenden Implikationen individuell zu diskutieren.

In Bezug auf die personellen Aspekte wurden die individuellen Einflüsse auf den Ebenen unterhalb des Führungsapparats bewusst nicht umfänglich berücksichtigt bzw. diskutiert, jedoch wurden die dort auftretenden Widerstände andiskutiert. Dies schließt Aspekte wie negative Erwartungshaltungen und diverse andere Arten von Widerständen ein. Auch eine detailliertere Betrachtung und Diskussion der technischen und analytischen Kompetenzen der Mitarbeitenden wurde nicht verfolgt. Dies sind enorm wichtige Aspekte, die von einer Vielzahl von Autoren

(Ciampi u.a. 2021, S. 9; Akter; Motamarri; u.a. 2020, S. 182; Shamim; Zeng; Shafi Choksy; u.a. 2020, S. 4) diskutiert wurden und die auf der individuellen Ebene der Mitarbeitenden für einen ganzheitlichen Ansatz unbedingt Beachtung finden müssen.

In Bezug auf organisationspsychologische Aspekte wurde der größere kulturelle Hintergrund nicht ausreichend berücksichtigt. Die Sichtweise in dieser Arbeit ist stark von einer mitteleuropäischen Perspektive geprägt, während andere kulturelle Hintergründe und Einflüsse nicht näher betrachtet wurden. Daher dürfen die Ergebnisse dieser Thesis besonders in anderweitigen kulturellen Kontexten nicht ohne entsprechende Betrachtung und Diskussion übernommen werden.

Ein weiterer Aspekt, der in dieser Thesis nicht tiefergehend diskutiert wurde, aber weitere Beachtung verdienen sollte, sind die unterschiedlichen Arten der Entscheidungsfindung in Organisationen unter Unsicherheit und in Abhängigkeit der Problemstellung.

Leider muss auch angemerkt werden, dass die Ergebnisse recht generisch gehalten sind und nur wenige unmittelbar in der Praxis anwendbare Erkenntnisse oder konkrete Handlungsempfehlungen erarbeitet wurden.

Um die kritische Reflexion zu vervollständigen, muss erneut darauf hingewiesen werden, dass sich diese Thesis ausschließlich auf deutsch- oder englischsprachige Publikationen stützt.

5.4 Ausblick

Während der Ausarbeitung der Thesis wurden eigenständig einige offensichtliche Möglichkeiten zur Erweiterung dieses Forschungsgebiets identifiziert, die auch von mehreren Literaturschaffenden aufgegriffen wurden. An dieser Stelle wird zur Wahrung der Transparenz auf diese Quellen verwiesen.

Weitere Forschungsvorhaben könnten sich bspw. mit der praktischen Anwendung des erarbeiteten Modells und einer entsprechenden wissenschaftlichen empirischen Begleitung dieses Vorhabens auseinandersetzen. (Korherr; Kanbach 2021, S. 17–18)

Ein weiteres sehr interessantes Forschungsvorhaben wäre auch die Durchführung vergleichender Studien anhand der Unternehmensgröße, um abweichende und übereinstimmende Aspekte der Data Analytics in dem jeweiligen Kontext zu evaluieren und die im vorhergehenden Unterkapitel 4.3.4 aufgeworfene Annahme zu untermauern.

In Anlehnung an Akter, u.a. (2020, S. 27–28) empfiehlt es sich, die diskutierten Data-Analytics-Initiativen über ihren gesamten Verlauf oder einen bestimmten Zeitraum empirisch zu begleiten. Dadurch kann eine höhere Aussagekraft im Vergleich zu einmaligen, zeitpunktbezogenen Datenerhebungen erreicht werden. Darüber hinaus sollten auch Überlegungen angestellt und vergleichende Studien durchgeführt werden, die geografische und kulturelle Aspekte

in den Fokus rücken. Diese Vorgehensweise gewährt der Thematik den notwendigen Raum und ermöglicht eine detaillierte Betrachtung der relevanten Faktoren.

Literaturverzeichnis

Die Zitate und Quellenangaben in dieser Arbeit wurden auf Basis des Zitierstils der FH Vorarlberg erstellt. Des Weiteren wurde das nachfolgende Literaturverzeichnis mithilfe der Software „Zotero - Version 6.0.26“ erstellt.

- Akter, Shahriar; Motamarri, Saradhi; u.a. (2020): „Building dynamic service analytics capabilities for the digital marketplace.“ In: *Journal of Business Research*, 118 (2020), S. 177–188. Online im Internet: DOI: 10.1016/j.jbusres.2020.06.016
- Akter, Shahriar; Gunasekaran, Angappa; u.a. (2020): „Reshaping competitive advantages with analytics capabilities in service systems.“ In: *Technological Forecasting and Social Change*, 159 (2020), S. 120180. Online im Internet: DOI: 10.1016/j.techfore.2020.120180
- Amankwah-Amoah, Joseph; Adomako, Samuel (2019): „Big data analytics and business failures in data-Rich environments: An organizing framework.“ In: *Computers in Industry*, 105 (2019), S. 204–212. Online im Internet: DOI: 10.1016/j.compind.2018.12.015
- Arunachalam, Deepak; Kumar, Niraj; Kawalek, John Paul (2018): „Understanding big data analytics capabilities in supply chain management: Unravelling the issues, challenges and implications for practice.“ In: *Transportation Research Part E: Logistics and Transportation Review*, 114 (2018), S. 416–436. Online im Internet: DOI: 10.1016/j.tre.2017.04.001
- Baars, Henning; Kemper, Hans-Georg (2021): *Business Intelligence & Analytics – Grundlagen und praktische Anwendungen: Ansätze der IT-basierten Entscheidungsunterstützung*. Wiesbaden: Springer Fachmedien Wiesbaden. Online im Internet: DOI: 10.1007/978-3-8348-2344-1
- Bange, Carsten u.a. (2022): *Data, BI and Analytics Trend Monitor 2023*. Herausgegeben von BARC GmbH. Würzburg: Online im Internet: URL: https://www.infozoom.com/download/PDF/Data_BI_Analytics_Trend_Monitor_2023_InfoZoom.pdf (Zugriff am: 19.05.2023).
- Cao, Guangming; Duan, Yanqing; El Banna, Alia (2019): „A dynamic capability view of marketing analytics: Evidence from UK firms.“ In: *Industrial Marketing Management*, 76 (2019), S. 72–83. Online im Internet: DOI: 10.1016/j.indmarman.2018.08.002
- Caputo, Francesco u.a. (2019): „Innovating through digital revolution: The role of soft skills and Big Data in increasing firm performance.“ In: *Management Decision*, 57 (2019), 8, S. 2032–2051. Online im Internet: DOI: 10.1108/MD-07-2018-0833
- Chen, Hsinchun; Chiang, Roger H. L; Storey (2012): „Business Intelligence and Analytics: From Big Data to Big Impact.“ In: *MIS Quarterly*, 36 (2012), 4, S. 1165–1188. Online im Internet: DOI: 10.2307/41703503
- Ciampi, Francesco u.a. (2021): „Exploring the impact of big data analytics capabilities on business model innovation: The mediating role of entrepreneurial orientation.“ In: *Journal of Business Research*, 123 (2021), S. 1–13. Online im Internet: DOI: 10.1016/j.jbusres.2020.09.023

- Cornelsen Verlag GmbH (o. J.): evidenzbasiert ▷ Rechtschreibung, Bedeutung, Definition, Herkunft | Duden. Online im Internet: URL: <https://www.duden.de/rechtschreibung/evidenzbasiert> (Zugriff am: 05.05.2023).
- Dreher, Lena (2022): Neuroökonomie: Eine wissenschaftstheoretische Analyse. Wiesbaden: Springer Fachmedien Wiesbaden. Online im Internet: DOI: 10.1007/978-3-658-37803-5
- Dubey, Rameshwar u.a. (2018): „Examining the role of big data and predictive analytics on collaborative performance in context to sustainable consumption and production behaviour.“ In: Journal of Cleaner Production, 196 (2018), S. 1508–1521. Online im Internet: DOI: 10.1016/j.jclepro.2018.06.097
- Ebster, Claus; Stalzer, Lieselotte (2017): Wissenschaftliches Arbeiten für Wirtschafts- und Sozialwissenschaftler. 5., überarbeitete und erweiterte Auflage. Wien: facultas (= UTB Wirtschaftswissenschaften, Sozialwissenschaften).
- Ferraris, Alberto u.a. (2019): „Big data analytics capabilities and knowledge management: impact on firm performance.“ In: Management Decision, 57 (2019), 8, S. 1923–1936. Online im Internet: DOI: 10.1108/MD-07-2018-0825
- Gartner, Inc. (2018): Gartner. Organizations are Slow to Advance in D & A. Online im Internet: URL: <https://www.gartner.com/en/newsroom/press-releases/2018-02-05-gartner-survey-shows-organizations-are-slow-to-advance-in-data-and-analytics> (Zugriff am: 06.05.2023).
- Gartner, Inc (o. J.): Definition of Data Governance - IT Glossary | Gartner. Online im Internet: URL: <https://www.gartner.com/en/information-technology/glossary/data-governance> (Zugriff am: 06.05.2023).
- Gluchowski, Peter; Schieder, Christian; Chamoni, Peter (2021): „Methoden des Data Mining für Big Data Analytics.“ In: Big Data Analytics. Herausgegeben von Sara D’Onofrio; Andreas Meier. Wiesbaden: Springer Fachmedien Wiesbaden (= Edition HMD), S. 25–48. Online im Internet: DOI: 10.1007/978-3-658-32236-6_2
- Goldenstein, Jan; Hunoldt, Michael; Walgenbach, Peter (2018): Wissenschaftliche(s) Arbeiten in den Wirtschaftswissenschaften. Wiesbaden: Springer Fachmedien Wiesbaden. Online im Internet: DOI: 10.1007/978-3-658-20345-0
- Gong, Yiwei; Janssen, Marijn (2021): „Roles and Capabilities of Enterprise Architecture in Big Data Analytics Technology Adoption and Implementation.“ In: Journal of theoretical and applied electronic commerce research, 16 (2021), 1, S. 37–51. Online im Internet: DOI: 10.4067/S0718-18762021000100104
- Gupta, Shivam u.a. (2020): „Achieving superior organizational performance via big data predictive analytics: A dynamic capability view.“ In: Industrial Marketing Management, 90 (2020), S. 581–592. Online im Internet: DOI: 10.1016/j.indmarman.2019.11.009
- Hanschke, Inge (2021): Digitaler Wandel – lean & systematisch: Disruptive und evolutionäre Innovationen ganzheitlich vorantreiben in Business & IT. Wiesbaden: Springer Fachmedien Wiesbaden. Online im Internet: DOI: 10.1007/978-3-658-32144-4
- Hausladen, Iris; Schosser, Maximilian (2020): „Towards a maturity model for big data analytics in airline network planning.“ In: Journal of Air Transport Management, 82 (2020), S. 1–18. Online im Internet: DOI: 10.1016/j.jairtraman.2019.101721

- IBM, Inc (o. J.): What is data governance? | IBM. Online im Internet: URL: https://www.ibm.com/topics/data-governance?mhsrc=ibmse-arch_a&mhq=data%20governance (Zugriff am: 06.05.2023).
- Jha, Ashish Kumar; Agi, Maher A.N.; Ngai, Eric W.T. (2020): „A note on big data analytics capability development in supply chain.“ In: *Decision Support Systems*, 138 (2020), S. 1–9. Online im Internet: DOI: 10.1016/j.dss.2020.113382
- Kollmann, Tobias; Kuckertz, Andreas; Stöckmann, Christoph (2016): *Das 1 x 1 des Wissenschaftlichen Arbeitens*. Wiesbaden: Springer Fachmedien Wiesbaden. Online im Internet: DOI: 10.1007/978-3-658-10707-9
- Korherr, Philipp; Kanbach, Dominik (2021): „Human-related capabilities in big data analytics: a taxonomy of human factors with impact on firm performance.“ In: *Review of Managerial Science*, (2021). Online im Internet: DOI: 10.1007/s11846-021-00506-4
- Król, Karol; Zdonek, Dariusz (2020): „Analytics Maturity Models: An Overview.“ In: *Information*, 11 (2020), 3, S. 1–19. Online im Internet: DOI: 10.3390/info11030142
- Laursen, Gert H. N.; Thorlund, Jesper (2017): *Business analytics for managers: taking business intelligence beyond reporting*. Second edition. Hoboken, New Jersey: Wiley (= Wiley & SAS business series).
- Lin, Canchu; Kunnathur, Anand (2019): „Strategic orientations, developmental culture, and big data capability.“ In: *Journal of Business Research*, 105 (2019), S. 49–60. Online im Internet: DOI: 10.1016/j.jbusres.2019.07.016
- Mandal, Santanu (2019): „The influence of big data analytics management capabilities on supply chain preparedness, alertness and agility: An empirical investigation.“ In: *Information Technology & People*, 32 (2019), 2, S. 297–318. Online im Internet: DOI: 10.1108/ITP-11-2017-0386
- Meier, Andreas (2021): „Rundgang Big Data Analytics – Hard & Soft Data Mining.“ In: *Big Data Analytics*. Herausgegeben von Sara D’Onofrio; Andreas Meier. Wiesbaden: Springer Fachmedien Wiesbaden (= Edition HMD), S. 3–23. Online im Internet: DOI: 10.1007/978-3-658-32236-6_1
- Mikalef, Patrick u.a. (2018): „Big data analytics capabilities: a systematic literature review and research agenda.“ In: *Information Systems and e-Business Management*, 16 (2018), 3, S. 547–578. Online im Internet: DOI: 10.1007/s10257-017-0362-y
- Mikalef, Patrick u.a. (2019a): „Big data analytics and firm performance: Findings from a mixed-method approach.“ In: *Journal of Business Research*, 98 (2019), S. 261–276. Online im Internet: DOI: 10.1016/j.jbusres.2019.01.044
- Mikalef, Patrick u.a. (2019b): „Big Data Analytics Capabilities and Innovation: The Mediating Role of Dynamic Capabilities and Moderating Effect of the Environment.“ In: *British Journal of Management*, 30 (2019), 2, S. 272–298. Online im Internet: DOI: 10.1111/1467-8551.12343
- Mikalef, Patrick; Krogstie, John; u.a. (2020): „Exploring the relationship between big data analytics capability and competitive performance: The mediating roles of dynamic and operational capabilities.“ In: *Information & Management*, 57 (2020), 2, S. 1–15. Online im Internet: DOI: 10.1016/j.im.2019.05.004

- Mikalef, Patrick; Boura, Maria; u.a. (2020): „The role of information governance in big data analytics driven innovation.“ In: *Information & Management*, 57 (2020), 7, S. 1–15. Online im Internet: DOI: 10.1016/j.im.2020.103361
- Mikalef, Patrick; van de Wetering, Rogier; Krogstie, John (2021): „Building dynamic capabilities by leveraging big data analytics: The role of organizational inertia.“ In: *Information & Management*, 58 (2021), 6, S. 1–17. Online im Internet: DOI: 10.1016/j.im.2020.103412
- Milton, N. J.; Lambe, Patrick (2020): *The knowledge manager’s handbook: a step-by-step guide to embedding effective knowledge management in your organization. Second edition.* London ; New York: Kogan Page.
- Mishra, Deepa u.a. (2019): „Organizational capabilities that enable big data and predictive analytics diffusion and organizational performance: A resource-based perspective.“ In: *Management Decision*, 57 (2019), 8, S. 1734–1755. Online im Internet: DOI: 10.1108/MD-03-2018-0324
- Mlekus, Lisa u.a. (2020): „How to raise technology acceptance: user experience characteristics as technology-inherent determinants.“ In: *Gruppe. Interaktion. Organisation. Zeitschrift für Angewandte Organisationspsychologie (GIO)*, 51 (2020), 3, S. 273–283. Online im Internet: DOI: 10.1007/s11612-020-00529-7
- Moker, Anna; Brosi, Prisca (2021): „Digitale Reifegradmodelle für Dienstleistungsprozesse.“ In: *Systematische Entwicklung von Dienstleistungsinnovationen.* Herausgegeben von Manuel Wiesche u.a. Wiesbaden: Springer Fachmedien Wiesbaden (= Informationsmanagement und digitale Transformation), S. 53–67. Online im Internet: DOI: 10.1007/978-3-658-31768-3_4
- North, Klaus (2021): *Wissensorientierte Unternehmensführung: Wissensmanagement im digitalen Wandel.* Wiesbaden: Springer Fachmedien Wiesbaden. Online im Internet: DOI: 10.1007/978-3-658-32771-2
- North, Klaus; Kumta, Gita (2018): *Knowledge management: value creation through organizational learning.* 2nd edition. New York, NY: Springer Berlin Heidelberg.
- Obitade, Peter Oluseyi (2019): „Big data analytics: a link between knowledge management capabilities and superior cyber protection.“ In: *Journal of Big Data*, 6 (2019), 1, S. 1–28. Online im Internet: DOI: 10.1186/s40537-019-0229-9
- Ortiz, Michael (2021): *Kontrollverlust und Technologieakzeptanz in der (digitalen) Transformation: Akzeptanz- und Gestaltungsfaktoren eines heuristischen Modells.* Wiesbaden: Springer Fachmedien Wiesbaden. Online im Internet: DOI: 10.1007/978-3-658-35697-2
- Pedro, Jenifer; Brown, Irwin; Hart, Mike (2019): „Capabilities and Readiness for Big Data Analytics.“ In: *Procedia Computer Science*, 164 (2019), S. 3–10. Online im Internet: DOI: 10.1016/j.procs.2019.12.147
- Rialti, Riccardo u.a. (2019): „Big data analytics capabilities and performance: Evidence from a moderated multi-mediation model.“ In: *Technological Forecasting and Social Change*, 149 (2019), S. 1–10. Online im Internet: DOI: 10.1016/j.techfore.2019.119781

- Runkler, Thomas A. (2020): *Data Analytics: Models and Algorithms for Intelligent Data Analysis*. Wiesbaden: Springer Fachmedien Wiesbaden. Online im Internet: DOI: 10.1007/978-3-658-29779-4
- Saggi, Mandeep Kaur; Jain, Sushma (2018): „A survey towards an integration of big data analytics to big insights for value-creation.“ In: *Information Processing & Management*, 54 (2018), 5, S. 758–790. Online im Internet: DOI: 10.1016/j.ipm.2018.01.010
- Sandberg, Berit (2016): *Wissenschaftliches Arbeiten von Abbildung bis Zitat: Lehr- und Übungsbuch für Bachelor, Master und Promotion*. De Gruyter. Online im Internet: DOI: 10.1515/9783110514810
- Saunders, Mark; Lewis, Philip; Thornhill, Adrian (2016): *Research methods for business students*. 7th edition. Harlow Munich: Pearson (= Always learning).
- Schütte, Reinhard; Weber, Felix; Kari, Mohamed (2021): „Einsatzoptionen von Machine Learning im Handel.“ In: *Big Data Analytics*. Herausgegeben von Sara D’Onofrio; Andreas Meier. Wiesbaden: Springer Fachmedien Wiesbaden (= Edition HMD), S. 117–137. Online im Internet: DOI: 10.1007/978-3-658-32236-6_6
- Seiter, Mischa (2023): *Business Analytics: wie Sie Daten für die Steuerung von Unternehmen nutzen*. 3., überarbeitete Auflage. München: Franz Vahlen.
- Shamim, Saqib; Zeng, Jing; Khan, Zaheer; u.a. (2020): „Big data analytics capability and decision making performance in emerging market firms: The role of contractual and relational governance mechanisms.“ In: *Technological Forecasting and Social Change*, 161 (2020), S. 1–10. Online im Internet: DOI: 10.1016/j.techfore.2020.120315
- Shamim, Saqib; Zeng, Jing; Shafi Choksy, Umair; u.a. (2020): „Connecting big data management capabilities with employee ambidexterity in Chinese multinational enterprises through the mediation of big data value creation at the employee level.“ In: *International Business Review*, 29 (2020), 6, S. 1–12. Online im Internet: DOI: 10.1016/j.ibusrev.2019.101604
- Suoniemi, Samppa u.a. (2020): „Big data and firm performance: The roles of market-directed capabilities and business strategy.“ In: *Information & Management*, 57 (2020), 7, S. 1–17. Online im Internet: DOI: 10.1016/j.im.2020.103365
- Teece, David J. (2011): *Dynamic capabilities and strategic management: organizing for innovation and growth*. First published in paperback. Oxford, United Kingdom: Oxford University Press.
- Upadhyay, Parijat; Kumar, Anup (2020): „The intermediating role of organizational culture and internal analytical knowledge between the capability of big data analytics and a firm’s performance.“ In: *International Journal of Information Management*, 52 (2020), S. 1–16. Online im Internet: DOI: 10.1016/j.ijinfomgt.2020.102100
- Wang, Yichuan u.a. (2018): „An integrated big data analytics-enabled transformation model: Application to health care.“ In: *Information & Management*, 55 (2018), 1, S. 64–79. Online im Internet: DOI: 10.1016/j.im.2017.04.001
- Wang, Yichuan; Kung, LeeAnn; Byrd, Terry Anthony (2018): „Big data analytics: Understanding its capabilities and potential benefits for healthcare organizations.“ In: *Technological Forecasting and Social Change*, 126 (2018), S. 3–13. Online im Internet: DOI: 10.1016/j.techfore.2015.12.019

Weber, Felix (2020): Künstliche Intelligenz für Business Analytics: Algorithmen, Plattformen und Anwendungsszenarien. Wiesbaden: Springer Fachmedien Wiesbaden. Online im Internet: DOI: 10.1007/978-3-658-29773-2

Yasmin, Mariam u.a. (2020): „Big data analytics capabilities and firm performance: An integrated MCDM approach.“ In: Journal of Business Research, 114 (2020), S. 1–15. Online im Internet: DOI: 10.1016/j.jbusres.2020.03.028

Eidesstattliche Erklärung

Ich erkläre hiermit an Eides statt, dass ich vorliegende Masterarbeit selbstständig und ohne Benutzung anderer als der angegebenen Hilfsmittel angefertigt habe. Die aus fremden Quellen direkt oder indirekt übernommenen Stellen sind als solche kenntlich gemacht.

Die Arbeit wurde bisher weder in gleicher noch in ähnlicher Form einer anderen Prüfungsbehörde vorgelegt und auch noch nicht veröffentlicht.

Dornbirn, am 07.07.2023

Markus Lippert